ANALISIS EKSTRAKSI FITUR CITRA MENGGUNAKAN *TRANSFER LEARNING* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PADA KUCING DENGAN ALGORITMA *CATBOOST*

SKRIPSI

DISUSUN OLEH:

MALIKA RIEVY SAKINA POHAN

NPM. 2209020023

PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

MEDAN

2026

ANALISIS EKSTRAKSI FITUR CITRA MENGGUNAKAN *TRANSFER LEARNING* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PADA KUCING DENGAN ALGORITMA *CATBOOST*

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) dalam Program Studi Tenologi Infromasi.pada Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara

MALIKA RIEVY SAKINA POHAN

NPM. 2209020023

PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

MEDAN

2026

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi	: Analisis Ekstraksi Fitur Citra Menggunakan *Transfer Learning* Untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Pada Kucing Dengan Algoritma *CatBoost*
Nama Mahasiswa	: Malika Rievy Sakina Pohan
NPM	: 2209020023
Program Studi	:Teknologi Informasi

Menyetujui Komisi

Pembimbing

(Zuli Agustina Gultom, S.Si., M.Si)
NIDN. 0130089003

Ketua Program Studi

(Fatma Sari Hutagalung, S.Kom, M.Kom)
NIDN. 0117019301

Dekan

(Dr. Al Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

ANALISIS EKSTRAKSI FITUR CITRA MENGGUNAKAN *TRANSFER LEARNING* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PADA KUCING DENGAN ALGORITMA *CATBOOST*

SKRIPSI

Dengan ini saya menyatakan bahwa karya tulis ini disusun berdasarkan hasil kerja saya sendiri, kecuali kutipan dan rangkuman yang sumbernya telah disebutkan.

Medan, Juli 2026

Yang membuat pernyataan



Malika Rievy Sakina Pohan

NPM. 2209020023

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI

KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN

AKADEMIS

Sebagai bagian dari sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: Malika Rievy Sakina Pohan
NPM	: 2209020023
Program Studi	: Teknolog Informasi
Karya Ilmiah	: Skripsi

Dalam rangka mendukung perkembangan ilmu pengetahuan, saya memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif (Non-Exclusive Royalty-Free Right) atas karya ilmiah skripsi saya yang berjudul "**ANALISIS EKSTRAKSI FITUR CITRA MENGGUNAKAN *TRANSFER LEARNING* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PADA KUCING DENGAN ALGORITMA *CATBOOST***", beserta perangkat pendukungnya apabila diperlukan. Dengan diberikannya Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berwenang untuk menyimpan, mengalihkan media atau format, mengelola dalam bentuk pangkalan data, merawat, serta memublikasikan skripsi tersebut tanpa perlu meminta persetujuan kembali dari saya, dengan ketentuan bahwa nama saya tetap dicantumkan sebagai penulis serta sebagai pemegang atau pemilik hak cipta.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Medan, Juli 2026

Yang membuat pernyataan

Malika Rievy Sakina Pohan

NPM.2209020023

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap	: Malika Rievy Sakina Pohan
Tempat dan Tanggal Lahir	: Medan, 05 September 2004
Alamat Rumah	: Jl. Mangaan III MABAR
Telepon/Faks/HP	0851 1924 4112
E-mail	: malikarievyspohan@gmail.com
Instansi Tempat Kerja	:
Alamat Kantor	: -

DATA PENDIDIKAN

SD	: SD SWASTA BAHAGIA	TAMAT: 2016
SMP	: SMP ALWASHLIYAH-30	TAMAT: 2019
SMA	: SMA LAKSAMANA MARTADINATA	TAMAT: 2022

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَٰنِ الرَّحِيمِ

Alhamdulillahi rabbil ‘aalamiin, segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, karunia, serta hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul:

“ANALISIS EKSTRAKSI FITUR CITRA MENGGUNAKAN *TRANSFER LEARNING* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PADA KUCING DENGAN ALGORITMA *CATBOOST*”

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dukungan, doa, serta motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, s.Kom., M.Kom. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
3. Ibu Dr. Firahmi Rizky, S.Kom., M.Kom., selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
4. Bapak Mhd Basri, S.Si., M.Kom., selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
5. Ibu Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom., Selaku Ketua Program Studi Teknologi Informasi
6. Bapak Okvi Nugraha S.Kom., M.Kom., Selaku Sekretaris Teknologi Informasi
7. Ibu Zuli Agustina Gultom, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing yang telah dengan sabar membimbing, mengarahkan, serta memberikan banyak masukan selama proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih atas waktu, perhatian, motivasi, dan kesabaran yang telah Ibu berikan, mulai dari

penyusunan proposal hingga skripsi ini dapat diselesaikan. Setiap saran dan ilmu yang diberikan menjadi pengalaman berharga bagi penulis.

8. Seluruh Bapak/Ibu Dosen dan Staf di Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi yang telah membantu penulis atas ilmu, bimbingan, pengalaman, serta pelayanan yang telah diberikan selama penulis menjalani masa perkuliahan.
9. Kepada Papa dan Mama Tercinta, Terima kasih yang sebesar-besarnya penulis ucapkan atas segala pengorbanan dan ketulusan yang diberikan. Meskipun papa dan mama tidak sempat merasakan pendidikan dibangku perkuliahan, namun selalu senantiasa memberikan yang terbaik, tak kenal lelah mendoakan, mengusahakan, memberikan dukungan baik secara moral maupun finansial, serta memprioritaskan pendidikan dan kebahagiaan anak-anaknya. Perjalanan hidup kita sebagai satu keluarga utuh memang tidak mudah, tetapi segala hal yang telah dilalui memberikan penulis pelajaran yang sangat berharga tentang arti menjadi seorang perempuan yang kuat, bertanggung jawab, selalu berjuang dan mandiri. Semoga dengan adanya skripsi ini dapat membuat papa dan mama lebih bangga karena telah berhasil menjadikan anak perempuan pertamanya ini menyandang gelar sarjana seperti yang diharapkan. Besar harapan penulis semoga papa dan mama selalu sehat, panjang umur, dan bisa menyaksikan keberhasilan lainnya yang akan penulis raih di masa yang akan datang.
10. Kepada Adikku Nazwa Amalia Pohan, Terima kasih telah menjadi bagian terindah dalam perjalanan hidup penulis dan menjadi salah satu alasan terbesar untuk terus berjuang hingga menyelesaikan skripsi ini. Meskipun dalam keseharian kita sering bertengkar, saling mengejek, atau berbeda pendapat karena hal-hal kecil, semua itu tidak pernah mengurangi rasa sayang penulis kepadamu. Justru kehadiranmu selalu menjadi penyemangat di setiap langkah yang penulis jalani. Penulis juga ingin meminta maaf apabila selama ini belum bisa menjadi kakak yang sempurna dan masih banyak kekurangan dalam menjaga maupun membimbingmu. Semoga suatu hari nanti penulis dapat menjadi sosok kakak yang selalu bisa kamu banggakan dan andalkan. Semoga kamu selalu diberikan kesehatan, kebahagiaan, kemudahan dalam meraih cita-cita, serta menjadikanmu

pribadi yang sukses dan membanggakan. Tetaplah menjadi adik yang baik, karena bagaimanapun juga, kamu akan selalu memiliki tempat yang istimewa di hati penulis. Penulis berharap semoga kita selalu saling menjaga, saling mendukung, dan menjadi kebanggaan bagi Mama dan Papa.

11. Kepada Muhammad Haikal Amarullah (2209020043), sebagai partner penulis selama proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih sudah menjadi tempat pulang ditengah lelahnya perjalanan, menjadi penyemangat Ketika rasanya ingin menyerah, dan menjadi orang yang selalu percaya kalua semua ini akan selesai pada waktunya. Semoga segala hal baik yang sedang diperjuangkan kita berdua dapat tercapai dan terus berjalan dengan baik ke depannya.
12. Kepada Nafisah Adawiyah selaku sahabat, Terima kasih telah menjadi sahabat penulis sejak awal menjadi mahasiswa baru hingga akhirnya kita berhasil menyelesaikan perjalanan ini bersama. Terima kasih atas setiap cerita, tawa, dukungan, serta kebersamaan yang telah kita lewati selama masa perkuliahan. Banyak kenangan yang telah kita ciptakan bersama dan akan selalu menjadi bagian yang berharga dalam perjalanan hidup penulis. Penulis berharap semoga meskipun setelah lulus nanti kita akan memiliki jalan dan kesibukan masing-masing, persahabatan yang telah terjalin ini tetap terjaga, selalu saling mendoakan, dan semoga suatu saat nanti kita dapat bertemu kembali dengan versi terbaik dari diri kita masing-masing.
13. Kepada Sri Ningrum dan Adinda Novriza terima kasih telah menjadi teman seperjuangan yang selalu saling menguatkan selama perjalanan perkuliahan, terutama dalam proses menyelesaikan skripsi ini. Terima kasih atas setiap bantuan, diskusi, canda tawa, dan semangat yang membuat proses yang penuh tantangan ini terasa lebih ringan. Penulis berharap semoga setiap usaha yang telah kita perjuangkan bersama dapat membawa kita menuju kesuksesan, dan semoga kebersamaan yang telah terjalin selama ini tetap terjaga meskipun kita akan melangkah ke jalan yang berbeda.
14. Kepada teman-teman penulis lainnya yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, penulis mengucapkan terima kasih atas segala dukungan,

kebersamaan, serta informasi yang telah diberikan selama proses perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini. Semoga segala kebaikan yang telah diberikan mendapat balasan yang terbaik dan semoga kita semua dapat meraih kesuksesan di masa yang akan datang.

15. Last but not least, anak perempuan pertama dan harapan orang tuanya, Malika Rievy Sakina Pohan. Ya, diri saya sendiri. Apresiasi sebesar-besarnya untuk diri sendiri yang telah diam-diam berjuang tanpa henti. Terima kasih telah bekerja keras dan bertahan sejauh ini. Untuk setiap malam yang dihabiskan dalam kelelahan, setiap pagi yang disambut dengan kekhawatiran, namun tetap dijalani dan berhasil dilalui. Terima kasih kepada hati yang tetap ikhlas, meski banyak hal yang terjadi di luar prediksi. Terima kasih kepada jiwa yang tetap kuat, meski berkali-kali hampir menyerah karena kondisi. Terima kasih kepada raga yang terus melangkah, meski lelah menghadapi tekanan tapi tetap diperjuangkan.Teruslah belajar dan mensyukuri nikmat yang Tuhan berikan. Tetap semangat untuk terus berusaha, berbahagialah dimanapun kamu berada. Penulis berdoa agar langkah kecilmu selalu diperkuat, dikelilingi orang-orang baik dan hebat, serta mimpimu satu persatu akan terjawab. Aamiin.

Penyusunan skripsi ini tentunya tidak terlepas dari berbagai keterbatasan, sehingga penulis menyadari bahwa masih terdapat kekurangan baik dalam penyajian maupun pembahasannya. Oleh sebab itu, segala bentuk kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan sebagai bahan perbaikan dan penyempurnaan pada penelitian selanjutnya. Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan manfaat, menambah wawasan, serta menjadi salah satu referensi bagi pengembangan penelitian di bidang pengolahan citra digital, deep learning, transfer learning, dan klasifikasi penyakit kulit pada kucing.

ANALISIS EKSTRAKSI FITUR CITRA MENGGUNAKAN *TRANSFER LEARNING* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PADA KUCING DENGAN ALGORITMA *CATBOOST*

ABSTRAK

Penyakit kulit pada kucing merupakan salah satu permasalahan kesehatan yang sering ditemukan dan memiliki karakteristik visual yang hampir serupa pada setiap jenis penyakit, sehingga proses identifikasi secara manual menjadi kurang efektif. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi penyakit kulit pada kucing dengan memanfaatkan *transfer learning* menggunakan arsitektur *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan *CatBoost* sebagai algoritma klasifikasi. Dataset yang digunakan berjumlah 1.000 citra yang terdiri atas empat kategori, yaitu Jamur, Kutu, Non *Scabies*, dan *Scabies* Menular. Sebelum proses klasifikasi, seluruh citra melalui tahapan *preprocessing* berupa resize, normalisasi, dan augmentasi untuk meningkatkan kualitas data. Fitur visual yang diperoleh dari *MobileNetV2* selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi *CatBoost* untuk menentukan kelas penyakit. Hasil pengujian pada 413 data uji menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan 320 citra dengan benar sehingga memperoleh akurasi sebesar 77%. Selain itu, hasil evaluasi berdasarkan *Precision, Recall*, dan *F1-Score* memperlihatkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengenali setiap kategori penyakit. Nilai *Cohen's Kappa* sebesar 0,6997 menunjukkan tingkat kesesuaian yang baik *(Good Agreement*) antara hasil prediksi dan label sebenarnya, sedangkan nilai *ROC-AUC* sebesar 0,8546 (85,46%) mengindikasikan kemampuan model yang baik dalam membedakan masing-masing kelas penyakit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi *MobileNetV2* dan *CatBoost* efektif diterapkan sebagai metode klasifikasi penyakit kulit pada kucing serta berpotensi mendukung proses deteksi dini secara otomatis dengan tingkat keandalan yang baik.

Kata kunci: *Transfer Learning, MobileNetV2, CatBoost,* Klasifikasi Citra, Penyakit Kulit Kucing*, Deep Learning.*

Analysis of Image Feature Extraction Using MobileNetV2-Based Transfer Learning and the CatBoost Algorithm for Cat Skin Disease Classification

ABSTRACT

*Cat skin diseases are among the most common health problems in cats and often exhibit similar visual characteristics, making manual identification difficult and prone to errors. This study aims to develop a cat skin disease classification model by utilizing transfer learning with the MobileNetV2 architecture as a feature extractor and the CatBoost algorithm as the classifier. The dataset consisted of 1,000 images distributed evenly into four categories: Fungal Infection, Flea Infestation, Non-Scabies (Normal), and Contagious Scabies. Before the classification process, all images underwent preprocessing, including image resizing, normalization, and data augmentation to improve data quality. The visual features extracted by MobileNetV2 were subsequently used as input for the CatBoost classifier to identify the corresponding disease category. Experimental results on 413 testing images demonstrated that the proposed model correctly classified 320 images, achieving an accuracy of 77%. Furthermore, the Precision, Recall, and F1-Score indicated that the model performed reasonably well in recognizing each disease category. The model also achieved a Cohen's Kappa score of 0.6997, indicating Good Agreement between the predicted and actual labels, while the ROC-AUC value of *0.8546 (85.46%) demonstrated a strong capability to distinguish among the four disease classes. These findings suggest that the combination of MobileNetV2 and CatBoost is effective for automated cat skin disease classification and has the potential to support early disease detection with reliable performance.*

Keywords: *Transfer Learning, MobileNetV2, CatBoost, Image Classification, Cat Skin Disease, Deep Learning.*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN i
PERNYATAAN ORISINALITAS ii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI iii
RIWAYAT HIDUP iv
KATA PENGANTAR v
ABSTRAK ix
ABSTRACT x
DATAR ISI xi
DAFTAR TABEL xiii
DAFTAR GAMBAR xiv
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1. Latar Belakang Masalah 1
1.2. Rumusan Masalah 6
1.3. Batasan Masalah 7
1.4. Tujuan Penelitian 8
1.5. Manfaat Penelitian 9
BAB II LANDASAN TEORI 10
2.1. Machine Learning 10
2.2. Deep Learning 11
2.3. Transfer Learning 14
2.3.1. Pendekatan Ekstraksi Fitur Citra dengan Transfer Learning 15
2.4. Mobile Network V2 (MobileNetv2) 17
2.4.1. Fitur Pada MobileNetv2 17
2.4.2. Arsitektur MobileNetV2 18
2.5. Kucing 22
2.5.1. Scabies Menular 24
2.5.2. Kutu 24
2.5.3. Jamur 25
2.5.4. Gejala Klinis 26
2.6. Gradient Boosting 27
2.7. CatBoost 28
2.8. Python 29
2.9. TensorFlow 30
2.10. Visual Studio Code 31
2.11. Website 32
2.12. Penelitian Terdahulu 32
BAB III METODOLOGI PENELITIAN 36
3.1. Jenis Penelitian 36
3.2. Flowchart Alur Penelitian 36
3.2.1. Flowchart Rancangan Sistem 40
3.3. Use Case Diagram 45
3.4. Activity Diagram 46
3.4.1. Flowchart MobileNet V2 48
3.4.2. Flowchart Catboost 51
3.5. Pengumpulan Dataset 53
3.6. Preprocessing Data 56

3.6.1. Resize Image 56
3.6.2. Normalisasi Data 57
3.6.3. Label Encoding 58
3.7. Ekstrasksi Fitur Menggunakan MobileNetV2 59
3.7.1. Proses Ekstraksi Fitur 60
3.7.2. Arsitektur MobileNtV2 60
3.7.3 Hasil Ekstraksi Fitur 61
3.7.4 Implementasi Transfer Learning 62
3.8. Klasifikasi Menggunakan CatBoost 62
3.8.1. Proses Klasifikasi CatBoost 63
3.8.2. Parameter CatBoost 64
3.8.3. Proses Training Model 65
3.8.4. Hasil Klasifikasi 65
3.8.5. Algoritma CatBoost Clasifier 66
3.9. Evaluasi Model 67
3.9.1. Perhitungan Accuracy 75
3.9.2. Perhitungan Precision 76
3.9.3. Perhitungan Recall 78
3.9.4. Perhitungan F1-Score 80
3.9.5. Perhitungan ROC-AUC dan Cohen's Kappa 81
3.10.Rancang Antar Muka 86
3.10.1. Implementasi Sistem 86
3.10.2. Implementasi Perangkat Keras 87
3.10.3. Implementasi Perangkat Lunak 88
3.10.4. Halaman Login 88
3.10.5. Halaman Utama 89
3.10.6. Halaman Analisis 90
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 92
4.1. Hasil Evaluasi Model 92
4.2. Confusion Matrix 93
4.3. ROC-AUC dan Cohen's Kappa 93
4.3.1. Cohen's Kappa 93
4.3.2. ROC-AUC 94
4.4. Implementasi Tampilan Sistem 95
4.4.1. Tampilan Halaman Login 95
4.4.2. Tampilan Halaman Menu Utama 96
4.4.3. Tampilan Hasil Klasifikasi 97
4.4.4. Tampilan Informasi Penyakit 98
4.4.5. Tampilan Penanganan Penyakit 99
4.4.6. Tampilan Log Prediksi……100
4.4.7. TampilanLogout……..100
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN……102
5.1. Kesimpulan……..,,,,102
5.2. Saran……..103
DAFTAR PUSTAKA ……105
LAMPIRAN……...110

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Perbedaan Machine Learning dan Deep Learning 12
Tabel 2.2. Rincian Arsitektur MobileNetV2 21
Tabel 2.4 Penelitian Terdahulu 33
Tabel 3.1 Distribusi Dataset 55
Tabel 3.2 Label Enconding 58
Tabel 3.3 Pembagian Dataset 58
Tabel 3.4 Parameter CatBoost 64
Tabel 3.5. Penjelasan Nilai ROC-AUC 72
Tabel 3.6. Penjelasan Nilai Kappa 74
Tabel 3.7 Menghitung Observed Agreement (Po) 82
Tabel 3.8 Menghitung Expected Agreement (Pe) 83
Tabel 3.9 Perhitungan Confision Metrix 85
Tabel 3.10 Rekapitulasi Confusion Metrix 85
Tabel 3.11 Spesifikasi Perangkat Keras 87
Tabel 3.12 Spesifikasi Perangkat Lunak 88
Tabel 4.1 Nilai Precision, Recall dan F1-Score 92
Tabel 4.2 Confusion Matrix 93
Tabel 4.3 Nilai AUC 94

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Perbedaan Machine Learning dan Deep Learning 11
Gambar 2.2. Struktur Deep Learning 13
Gambar 2.3. Transfer Learning 15
Gambar 2.4. Pendekatan Ekstraksi Fitur Citra 16
Gambar 2.5. Arsitektur MobileNet V2 19
Gambar 2.6. Hasil Arsitektur MobileNet V2 22
Gambar 2.7. Kucing 23
Gambar 2.8. Scabies Kucing 24
Gambar 2.9. Kutu Pada Kucing 25
Gambar 2.10. Jamur Pada Kucing 26
Gambar 2.11. Gradient Boosting Machine 28
Gambar 2.12. Logo Python 30
Gambar 3.1. Alur Penelitian 36
Gambar 3.2. Flowchart Rancangan Sistem 41
Gambar 3.3. Use Case Diagram 45
Gambar 3.4. Activity Diagram 46
Gambar 3.5. Flowchart MobileNet V2 47
Gambar 3.6. Flowchart Catboost 51
Gambar 3.7. Sample Acak keadaan Kucing 54
Gambar 3.8. Halaman Login (pada bab rancangan interface) 58
Gambar 3.9. Halaman Menu Utama (pada bab rancangan interface) 59
Gambar 3.10. Halaman Analisis (pada bab rancangan interface) 90
Gambar 4.1. Hasil ROC Curve Multi-Class One-vs-Rest (OvR) 94
Gambar 4.2. Menu Login 95
Gambar 4.3. Halaman Utama 1 95
Gambar 4.4. Halaman Utama 2 96
Gambar 4.5. Halaman Utama 3 96
Gambar 4.6. Halaman Utama 4 97
Gambar 4.7. Hasil Klasifikasi 97
Gambar 4.8. Informasi Penyakit 98
Gambar 4.9. Cara Penanganan 99
Gambar 4.10 Tampilan Log Prediksi 100
Gambar 4.11 Tampilan Log Out 100

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Kucing merupakan salah satu jenis hewan yang sangat disukai oleh berbagai kalangan dan kelompok umur, karena penampilan fisiknya yang menggemaskan dan perilakunya yang menarik adalah salah satu faktor yang membuat banyak individu jatuh cinta dengan hewan peliharaan yang satu ini (Sukma & Petrus, 2020). Kucing menghadirkan kebahagiaan emosional bagi pemiliknya, tetapi hubungan yang lebih mendalam dengan hewan peliharaan tidak menjamin bahwa kucing akan terhindar dari penyakit, meskipun ia tinggal di dalam rumah. Dalam beberapa situasi, penyakit pada kucing bisa tidak terlihat pada awalnya dan kemudian berkembang menjadi masalah serius bagi kesehatannya, bahkan bisa berujung pada kematian tanpa adanya pengetahuan yang jelas tentang jenis penyakit yang diderita (Maulana & Haerudin, 2024).

Salah satu penyakit yang sering ditemui pada kucing adalah masalah kulit, yang dapat dibedakan menjadi penyakit yang tidak menular, penyakit yang menular antar hewan, serta yang mungkin dapat menular ke manusia atau bersifat *zoonosis* (Pangestu & Ramadhani, 2023 ; Aji et al., 2025) Beberapa tipe penyakit kulit yang memiliki tingkat penyebaran yang cukup signifikan pada kucing antara lain *Dermatofitosis* (infeksi akibat jamur), infestasi oleh *Ektoparasit* seperti Kutu, dan *Scabies* (Aji et al., 2025). Kendala yang sering muncul dalam penyakit kulit kucing adalah infeksi yang disebabkan oleh parasit, terutama oleh tungau yang menyebabkan *scabies. Scabies* adalah masalah kulit yang kerap menyerang

kucing dan diakibatkan oleh infestasi tungau *Sarcoptes Scabiei* atau *Notoedres Cati* yang menyerang lapisan terluar kulit (Hariono et al., 2021).

Gejala penyakit kulit pada kucing dapat berkembang menjadi keropeng pada area tubuh seperti telinga, wajah, siku, jari, dan area genital. Yang menyebabkan rasa gatal yang mendorong kucing menggaruk, sehingga memicu iritasi lanjutan, keluarnya eksudat, penebalan kulit, kerontokan bulu, hingga kebotakan (*alopesia*). Pada tingkat infestasi yang lebih parah, lesi dapat menyebar luas ke seluruh tubuh serta berpotensi menimbulkan reaksi alergi dan peningkatan jumlah leukosit (Zulmi et al., 2023).

Pengetahuan awal mengenai penyakit kulit pada kucing sangat penting untuk mencegah kondisi yang semakin parah serta mengurangi risiko penularan, baik kepada kucing lain maupun lingkungan sekitarnya. Salah satu tantangan dalam proses diteksi adalah banyaknya penyakit kulit yang memiliki gejala awal yang hampir serupa, seperti kerontokan bulu, kemerahan pada kulit, rasa gatal, hingga munculnya lesi. Kemiripan gejala tersebut sering menyebabkan kesulitan dalam membedakan jenis penyakit secara akurat hanya berdasarkan pengamatan visual (Aji et al., 2025). Oleh karena itu kondisi ini mengarah pada kebutuhan akan solusi yang lebih tepat dan efektif melalui penerapan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*), terutama dalam pengelolaan citra medis, pembelajaran mesin, pembelajaran mendalam, serta sistem klasifikasi otomatis.

Seiring dengan kemajuan teknologi, Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*), khususnya pada Visi Komputer (*Computer Vision*), memberikan alternatif yang sangat menarik, Metode Pembelajaran Mendalam (*Deep Learning*). Salah satu algoritma yang popular dan sering digunakan dalam *Deep Learning*

adalah *Convolutional Neural Network* atau CNN, yang unggul dalam mengekstraksi dan mengenali pola visual kompleks pada citra digital dengan tingkat presisi yang tinggi (Agus et al., 2025). Seperti penelitian sebelumnya dilakukan oleh Pangestu dan Ramadhani (2023) menunjukkan bahwa penerapan CNN dalam sistem deteksi penyakit kulit pada kucing berbasis Android mampu mengklasifikasikan empat jenis penyakit kulit dengan akurasi rata-rata 78,33%. Hasil tersebut mengindikasikan potensi besar pemanfaatan deep learning dalam mendukung identifikasi penyakit kulit pada kucing, meskipun masih terdapat peluang untuk meningkatkan tingkat akurasi (Pangestu & Ramadhani, 2023).

Namun, pelatihan model CNN dari awal (*training from scratch*) memerlukan jumlah data besar dan sumber daya komputasi tinggi, sehingga kurang efektif ketika jumlah data terbatas. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian modern memanfaatkan *Transfer Learning* sebagai teknik ekstraksi fitur citra guna meningkatkan efisiensi pelatihan dan akurasi model pada domain target (Simangunsong et al., 2025). Pendekatan penelitian ini menggunakan *transfer learning* yang memanfaatkan model deep learning pralatih guna mengekstraksi fitur yang representatif. Dalam konteks citra penyakit kulit pada kucing, *transfer learning* memungkinkan identifikasi pola visual kompleks tanpa perlu melatih model dari awal dengan memanfaatkan pengetahuan dari dataset berskala besar seperti *ImageNet*. *Transfer learning* memiliki tiga model yang sering digunakan dalam penelitian seperti VGG (*Visual Geometry Group*), ResNet (*Residual Networks*), MobileNetV2 (*Mobile Network Version 2).* Dalam penelitian ini menggunakan model *MobileNetV2* sebagai model utama karena efisiensi komputasinya yang tinggi sehingga sesuai untuk lingkungan dengan keterbatasan

sumber daya tanpa mengurangi kinerja secara signifikan (Hermanto et al., 2024). Pada penelitian Aji (2025) dalam bidang medis melaporkan bahwa penggunaan arsitektur *MobileNetV2* dengan strategi peningkatan data dan *learning rate* yang tepat mampu mencapai akurasi validasi sebesar 91,8% dengan nilai *precision* dan *recall* rata-rata 91,25%, yang menunjukkan bahwa kombinasi *MobileNetV2* dan transfer learning merupakan pendekatan yang efektif untuk mendukung deteksi penyakit kulit pada kucing (Aji et al., 2025).

Pembelajaran mesin menyediakan berbagai algoritma klasifikasi, namun model tunggal sering kurang optimal pada data yang kompleks, sehingga dikembangkan metode *ensemble learning* seperti *Gradient Boosting* untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi. *Gradient Boosting* membangun model prediktor secara iteratif dengan menggabungkan beberapa *weak learner* menjadi model yang lebih kuat. Varian modern seperti XGBoost (*Extreme Gradient Boosting*), LightGBM (*Light Gradient Boosting Machine*), dan *CatBoost* (*Categorical Boosting*) telah terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi, dan evaluasi menunjukkan bahwa *CatBoost* mampu memberikan kinerja prediksi yang lebih unggul dibandingkan *LightGBM* dan *XGBoost* pada dataset klinis tertentu (Samosir & Salamah, 2025).

Beberapa penelitian yang telah mengkaji efektivitas algoritma boosting modern seperti *XGBoost, LightGBM, dan CatBoost* dalam klasifikasi lesi kulit. Studi oleh (Javed et al., 2025) menunjukkan bahwa *CatBoost* memberikan performa terbaik dibandingkan *XGBoost* dan *LightGBM*, dengan nilai *macro-AUC 0,94 dan macro-F1 0,*88 pada klasifikasi kanker kulit menggunakan fitur hasil ekstraksi

ConvMixer, yang menegaskan efektivitas algoritma boosting ketika dikombinasikan dengan teknik ekstraksi fitur yang kuat.

Berdasarkan berbagai penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, penggunaan model deep learning dan algoritma boosting dalam mengklasifikasikan citra medis serta penyakit kulit menunjukkan hasil yang sangat menjanjikan. Dari kedua penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa *MobileNetV2* dan *CatBoost* memiliki kemungkinan untuk digabungkan guna mencapai hasil klasifikasi yang lebih baik. *MobileNetV2* berfungsi sebagai pengambil fitur untuk mengekstraksi ciri-ciri penting dari gambar terkait penyakit kulit, sementara *CatBoost* berfungsi sebagai pengklasifikasi yang mengatur data berdasarkan fitur yang sudah diperoleh. Maka dari itu, penggabungan *MobileNetV2* sebagai ekstraksi gambar dan *CatBoost* sebagai pengklasifikasi dianggap sebagai strategi yang efisien dalam meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit kulit pada kucing, sehingga penelitian ini memiliki nilai kebaruan *(novelty)*.

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi model klasifikasi penyakit kulit pada kucing, membedakannya dari kondisi kulit normal (sehat), Kutu, Jamur dan *Scabies*. Hasil penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi sebagai alat bantu identifikasi awal penyakit kulit yang objektif, cepat, dan efisien bagi pemilik hewan maupun praktisi veteriner, sekaligus memperkaya kajian ilmiah di bidang *computer vision*, *machine learning*, dan kesehatan hewan, serta menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam pengembangan diagnosis penyakit berbasis citra. Dari fenomena yang ada, penulis memilih topik yang akan dibahas dengan judul "**Analisis Ekstraksi Fitur Citra Menggunakan Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit Kulit pada**

Kucing dengan Algoritma CatBoost." Penelitian ini berfokus pada analisis ekstraksi fitur citra menggunakan pendekatan *transfer learning* berbasis *MobileNetV2* serta penerapan algoritma *CatBoost* untuk mengklasifikasikan penyakit kulit pada kucing.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan analisis dan penjabaran isu yang telah disampaikan sebelumnya, dapat dirumuskan sejumlah poin yang menjadi fokus permasalahan dalam studi ini yaitu sebagai berikut:

a. Bagaimana efektivitas ekstraksi fitur citra menggunakan pendekatan transfer learning berbasis arsitektur *MobileNetV2* dalam merepresentasikan karakteristik visual penyakit kulit pada kucing, sehingga mampu membedakan kondisi kulit yang terinfeksi dan kondisi kulit normal berdasarkan citra yang digunakan dalam penelitian?
b. Sejauh mana algoritma *CatBoost* sebagai metode klasifikasi terhadap fitur hasil ekstraksi transfer learning mampu menghasilkan kinerja klasifikasi yang optimal, ditinjau dari metrik evaluasi seperti *akurasi, precision, recall, F1-score*, dalam mendukung klasifikasi penyakit kulit pada kucing secara objektif dan andal?
c. Bagaimana mengimplementasikan model klasifikasi penyakit kulit pada kucing ? Sehingga pengguna dapat melakukan klasifikasi melalui unggahan citra dan memperoleh hasil prediksi secara otomatis?

1.3. Batasan Masalah

Agar pembahasan tetap terarah pada isu yang dihadapi, berikut adalah beberapa batasan yang dihadapi dalam penelitian ini:

a. Berfokus pada klasifikasi penyakit kulit normal (sehat), Kutu, Jamur dan *Scabies* pada kucing, dengan membedakan antara kondisi kulit terinfeksi dan kondisi kulit non-scabies berdasarkan citra. Citra yang digunakan dalam penelitian ini berupa gambar kulit kucing yang diperoleh dari dataset penelitian seperti Kaggle dan Roboflow,
b. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik evaluasi klasifikasi, meliputi *akurasi, precision, recall, dan F1-score,* serta perhitungan tambahan *Cohen's Kappa dan ROC-AUC*
c. Perancangan awal sistem website pada penelitian ini difokuskan pada fitur unggah citra kulit kucing, proses klasifikasi penyakit kulit, penanganan penyakit, informasi terkait penyakit serta penyajian hasil prediksi berdasarkan model yang telah dibangun.
d. Website tidak dimaksudkan sebagai pengganti diagnosis dokter hewan, melainkan sebagai media pendukung identifikasi awal penyakit kulit pada kucing.
e. Menggunakan Bahasa pemograman *Python.*

1.4. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, penelitian ini bertujuan untuk:

a. Menganalisis efektivitas ekstraksi fitur citra menggunakan metode transfer learning berbasis arsitektur MobileNetV2 dalam merepresentasikan karakteristik visual penyakit kulit pada kucing.
b. Mengevaluasi kinerja algoritma CatBoost dalam mengklasifikasikan penyakit kulit pada kucing berdasarkan fitur hasil ekstraksi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, Cohen's Kappa, dan ROC-AUC.
c. Mengimplementasikan model klasifikasi penyakit kulit pada kucing ke dalam sebuah website sehingga pengguna dapat melakukan proses klasifikasi melalui unggahan citra dan memperoleh hasil prediksi secara otomatis.
d. Menghasilkan website yang dapat digunakan sebagai media pendukung identifikasi awal penyakit kulit pada kucing secara cepat dan mudah.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian adalah hasil yang diperoleh saat tujuan telah berhasil dicapai. Berikut adalah manfaat penelitian yang ingin dicapai:

a. Penelitian ini diharapkan dapat menambah wawasan dan referensi ilmiah di bidang *computer vision*, *machine learning*, dan kesehatan hewan, khususnya terkait penerapan transfer learning dan algoritma CatBoost dalam klasifikasi citra penyakit kulit pada kucing, serta menjadi acuan metodologis bagi penelitian selanjutnya dalam pengembangan sistem deteksi penyakit berbasis citra dengan dataset terbatas.

b. Penelitian ini diharapkan dapat membantu masyarakat, khususnya pemilik kucing, dalam melakukan identifikasi awal penyakit kulit secara cepat dan informatif, sehingga penanganan dapat dilakukan lebih dini dan risiko penularan penyakit dapat diminimalkan.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Machine Learning

Menurut Maulani (2025) *Machine Learning* adalah elemen dari kecerdasan buatan yang memerlukan data yang akurat dalam proses belajarnya. *Machine Learning* mampu mengambil keputusan dengan cepat dan tepat, serta menawarkan solusi untuk berbagai tantangan. *Machine Learning* memiliki kapasitas untuk belajar secara mandiri dan menentukan hal-hal tanpa perlu diatur ulang oleh manusia secara konstan, ini terjadi berkat pengalaman dari berbagai data yang ada.

Terdapat beberapa jenis pembelajaran dalam *Machine Learning*, seperti pembelajaran terawasi, pembelajaran tidak terawasi, pembelajaran berbasis penguatan, pembelajaran semi-terawasi, pembelajaran daring, dan pembelajaran aktif. Proses dalam *Machine Learning* dipengaruhi oleh tiga elemen utama, yaitu unit pemroses komputer, algoritma matematis, dan sekumpulan data. Penerapan *Machine Learning* mencakup identifikasi spam, penyusunan rekomendasi produk, segmentasi pelanggan, serta membantu dalam pengenalan gambar dan video (Maulani et al., 2025)

Menurut (Suroso, 2022) metode yang ada pada *machine learning* dibagi menjadi empat tipe menurut pembelajarannya yakni:

a. *Supervised Learning* adalah metode pembelajaran mesin yang menggunakan data berlabel untuk mempelajari hubungan antara input dan output.

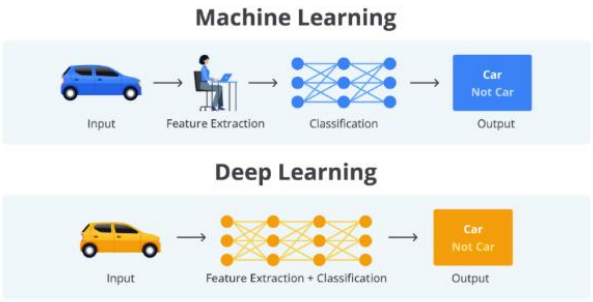
b. *Unsupervised Learning* adalah metode pembelajaran mesin tanpa data berlabel yang bertujuan untuk menemukan pola atau pengelompokan data.

c. *Semi-supervised Learning* merupakan gabungan *supervised* dan unsupervised learning, di mana sebagian data memiliki label dan sebagian tidak.

d. *Reinforcement Learning* adalah metode pembelajaran mesin berbasis interaksi dengan lingkungan menggunakan mekanisme *reward* dan *penalty.*

2.2. Deep Learning

Pembelajaran mendalam (*deep learning* / DL), yang merupakan cabang dari pembelajaran mesin (*machine learning* / ML) dan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*/ AI) saat ini dipandang sebagai salah satu teknologi utama dalam Revolusi Industri 4. (4IR atau Industri 4.0) (Sarker, 2021).



Gambar 2.1. Perbedaan Machine Learning dan Deep Learning

Adapun Perbedaan lainnya *Machine Learning* dan *Deep Learning* dapat dilihat pada tabel berikut ini :

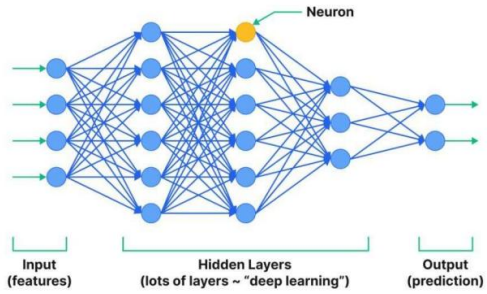
Tabel 2.1. Perbedaan *Machine Learning* dan *Deep Learning*

Machine Learning	Deep Learning
Memberikan hasil yang baik dengan dataset berukuran kecil	Membutuhkan dataset berukuran besar
Proses pelatihan model relatif cepat	Membutuhkan komputasi yang intensif
Memerlukan pemilihan fitur dan proses klasifikasi secara manual	Mempelajari fitur dan proses klasifikasi secara otomatis
Tingkat akurasi terbatas	Memiliki potensi tingkat akurasi yang lebih tinggi

Berkat kemampuannya dalam memahami pola dari informasi, teknologi DL yang berasal dari jaringan saraf buatan telah menjadi isu yang sangat populer di bidang komputasi dan diimplementasikan secara luas di berbagai sektor, termasuk kesehatan, identifikasi visual, analisis teks, keamanan siber, dan banyak sektor lainnya. *Deep learning* merupakan metode pembelajaran yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis (*multi-layer artificial neural network*) yang dirancang menyerupai cara kerja otak manusia. Jaringan ini terdiri dari *neuron-neuron* yang saling terhubung dan membentuk struktur komputasi yang kompleks untuk mempelajari pola data (Sarker, 2021 ; Krisna, 2025). Deep learning, yang juga dikenal sebagai *deep structured learning* atau *hierarchical learning*, menggunakan serangkaian transformasi nonlinier bertingkat untuk mengekstraksi representasi fitur secara otomatis. Pendekatan ini dapat dipandang sebagai integrasi antara kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin, yang memungkinkan sistem belajar dan mengambil keputusan dari data secara lebih efektif (Nugroho et al., 2020).

Deep learning bertujuan untuk memungkinkan proses pembelajaran secara *end-to-end* dengan kemampuan generalisasi yang kuat, meningkatkan tingkat akurasi, menangani dataset berskala besar, serta mengotomatisasi proses ekstraksi fitur. Tujuan utamanya adalah menciptakan sistem cerdas yang dapat diandalkan untuk menangani masalah nyata yang rumit di berbagai sektor, seperti analisis

bahasa alami, pengolahan gambar, pengenalan suara, dan visi komputer. (Krisna, 2025). Secara umum, arsitektur *deep learning* tersusun atas tiga lapisan utama, yang strukturnya dapat dijelaskan sebagai berikut:



Gambar 2.2 Struktur *Deep Learning*

Dalam deep learning, lapisan pertama yang digunakan adalah *input layer* yang berfungsi menerima data masukan dari luar, di mana setiap *neuron* merepresentasikan satu fitur atau variabel dari data tersebut, seperti nilai intensitas piksel pada citra. Data yang telah diterima kemudian diproses pada *hidden layer*, yaitu satu atau beberapa lapisan tersembunyi yang berada di antara *input layer* dan *output layer*, yang melakukan operasi matematika menggunakan bobot dan fungsi aktivasi untuk mengekstraksi fitur serta mempelajari pola-pola kompleks dalam data. Selanjutnya, hasil pemrosesan tersebut diteruskan ke *output layer* sebagai lapisan akhir yang menghasilkan keluaran sesuai dengan jenis tugas yang dikerjakan, seperti probabilitas kelas pada klasifikasi biner maupun multikelas (Krisna, 2025).

2.3. Transfer Learning

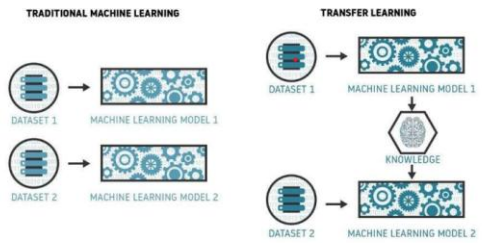
Transfer learning merupakan konsep penting dalam *deep learning* yang memungkinkan pemanfaatan pengetahuan dari model yang telah dilatih sebelumnya guna mempercepat proses pembelajaran atau meningkatkan performa

pada tugas baru. Dengan pendekatan ini, proses pelatihan tidak perlu dilakukan dari awal, karena representasi fitur yang telah dipelajari pada tugas sebelumnya dapat digunakan kembali dan disesuaikan untuk menyelesaikan permasalahan yang berbeda. *Transfer learning* merupakan pendekatan yang memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh dari suatu tugas atau domain untuk mendukung proses pembelajaran atau meningkatkan kinerja pada tugas atau domain lain yang berbeda. Prinsip dasarnya adalah bahwa fitur-fitur yang dipelajari dari permasalahan yang bersifat umum atau menggunakan dataset berskala besar tetap relevan dan dapat dimanfaatkan pada permasalahan yang lebih spesifik atau dataset yang lebih kecil, meskipun karakteristik data pelatihannya tidak sepenuhnya sama (Fazry, 2024).

Dalam bidang visi komputer, jaringan saraf umumnya mempelajari fitur secara bertahap, di mana lapisan awal berfokus pada pendeteksian pola dasar seperti tepi, lapisan menengah mengenali bentuk, dan lapisan selanjutnya mengekstraksi fitur yang lebih spesifik sesuai dengan tugas tertentu. Pada pendekatan *transfer learning*, lapisan awal hingga menengah yang telah mempelajari fitur umum dipertahankan, sementara pelatihan difokuskan pada lapisan-lapisan akhir yang disesuaikan dengan tugas baru. Pendekatan ini memungkinkan pemanfaatan data berlabel dari model yang telah dilatih sebelumnya.

Proses penyesuaian kembali parameter model tersebut dikenal sebagai *fine-tuning*. Dalam penerapan *transfer learning*, diperlukan pemilahan lapisan yang akan dilatih ulang. Secara umum, terdapat dua jenis lapisan, yaitu lapisan beku (*frozen layers*) yang tidak diperbarui selama pelatihan ulang dan berfungsi mempertahankan pengetahuan dari tugas (Donges, 2024). Dalam *transfer learning*,

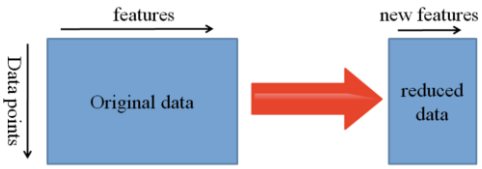
model dilatih pada suatu tugas tertentu dan kemudian dimanfaatkan untuk menyelesaikan tugas lain yang masih memiliki keterkaitan. Sebagai contoh, model yang telah dilatih untuk mengenali objek pada citra dapat digunakan kembali untuk tugas lain seperti pengenalan wajah atau identifikasi emosi pada gambar (Krisna, 2025).



Gambar 2.3. Transfer Learning

2.3.1. Pendekatan Ekstraksi Fitur Citra dengan Transfer Learning

Pendekatan alternatif adalah memanfaatkan pembelajaran mendalam untuk mempelajari representasi data yang paling relevan, yaitu dengan mengidentifikasi fitur-fitur penting secara otomatis. Pendekatan ini, yang dikenal sebagai *representation learning*, sering kali mampu menghasilkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan penggunaan fitur yang dirancang secara manual.



Gambar 2.4. Pendekatan Ekstraksi Fitur Citra

Dalam pembelajaran mesin konvensional, proses perancangan fitur umumnya dilakukan secara manual oleh peneliti atau pakar domain. Namun, pembelajaran mendalam memungkinkan proses ekstraksi fitur dilakukan secara

otomatis. Meskipun pemilihan data masukan ke dalam jaringan tetap diperlukan, jaringan saraf memiliki kemampuan untuk mempelajari fitur-fitur yang paling relevan dan mengabaikan fitur yang kurang penting. Melalui algoritma *representation learning*, kombinasi fitur yang optimal dapat ditemukan secara efisien, bahkan untuk permasalahan kompleks yang biasanya memerlukan usaha manusia yang besar (Donges, 2024).

Representasi fitur yang telah dipelajari tersebut juga dapat dimanfaatkan untuk menyelesaikan tugas lain. Dalam hal ini, lapisan awal jaringan digunakan untuk mengekstraksi representasi fitur, sementara lapisan keluaran yang bersifat sangat spesifik terhadap suatu tugas tidak digunakan. Sebagai gantinya, salah satu lapisan tersembunyi dapat dimanfaatkan sebagai representasi data mentah yang lebih umum. Pendekatan ini banyak diterapkan dalam bidang visi komputer karena mampu mengurangi kebutuhan ukuran dataset, mempercepat waktu komputasi, serta memungkinkan integrasi dengan algoritma pembelajaran mesin tradisional (Donges, 2024).

2.4. Mobile Network V2 (MobileNetv2)

MobileNetV2 merupakan arsitektur jaringan saraf konvolusional yang dirancang untuk kebutuhan aplikasi visi komputer pada perangkat bergerak dan sistem tertanam. Dikembangkan oleh *Google* sebagai pengembangan dari *MobileNetV1*, arsitektur ini menghadirkan sejumlah inovasi untuk meningkatkan efisiensi dan performa. *MobileNetV2* mengadopsi konsep *inverted residual block* dan *linear bottleneck* yang memungkinkan peningkatan akurasi dan kecepatan pemrosesan dengan tetap menjaga kebutuhan komputasi yang rendah. Berkat karakteristik tersebut, *MobileNetV2* banyak diterapkan pada berbagai tugas visi

komputer, seperti klasifikasi citra, deteksi objek, dan segmentasi semantik, khususnya pada perangkat seluler dan lingkungan edge (GEEKS, 2025).

2.4.1. Fitur Pada MobileNetv2

a. Residual Terbalik (Inverted Residual)

Salah satu karakteristik utama *MobileNetV2* adalah penerapan blok residual terbalik. Berbeda dengan blok residual konvensional yang menghubungkan lapisan dengan dimensi kanal yang sama, residual terbalik mengaitkan lapisan dengan kedalaman kanal yang berbeda. Pendekatan ini memungkinkan aliran informasi yang lebih efektif sekaligus menekan kompleksitas komputasi (GEEKS, 2025)

b. Bottleneck Linier (Linear Bottleneck)

MobileNetV2 memperkenalkan konsep bottleneck linier antar lapisan untuk mempertahankan representasi fitur berdimensi rendah. Strategi ini bertujuan meminimalkan kehilangan informasi selama proses transformasi fitur, sehingga mampu meningkatkan akurasi model secara keseluruhan (GEEKS, 2025)

c. Konvolusi Terpisah Kedalaman (Depthwise Separable Convolution)

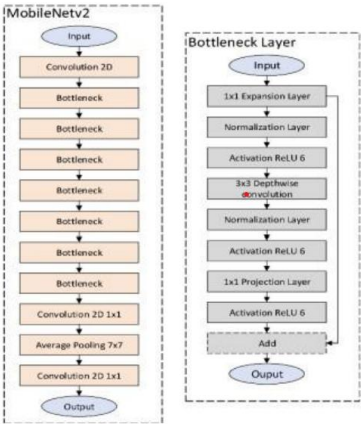
Sejalan dengan *MobileNetV1, MobileNetV2* memanfaatkan konvolusi terpisah kedalaman untuk mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi. Teknik ini memecah proses konvolusi menjadi konvolusi kedalaman dan konvolusi titik (*pointwise convolution*), yang secara signifikan menurunkan biaya perhitungan tanpa mengorbankan kinerja (GEEKS, 2025).

d. Fungsi Aktivasi ReLU6

Arsitektur *MobileNetV2* menggunakan fungsi aktivasi *ReLU6*, yaitu varian ReLU yang membatasi nilai keluaran hingga maksimum 6. Pembatasan ini membantu menjaga stabilitas numerik pada komputasi presisi rendah, sehingga arsitektur ini lebih sesuai untuk diterapkan pada perangkat seluler dan sistem tertanam (GEEKS, 2025)

2.4.2. Arsitektur MobileNetV2

Arsitektur MobileNetV2 dirancang untuk mencapai kinerja yang optimal dengan tetap menjaga efisiensi komputasi, sehingga sesuai untuk diterapkan pada perangkat seluler dan sistem tertanam. Penjelasan berikut menguraikan struktur dasar *MobileNetV2* dengan merujuk pada skema arsitektur yang umum digunakan.



Gambar 2.5 Arsitektur MobileNetV2

1. Lapisan Awal

Model MobileNetV2 menerima citra berwarna (RGB) dengan ukuran tetap 224 × 224 piksel sebagai data masukan. Pada tahap awal, citra tersebut diproses melalui lapisan konvolusi standar dengan *stride* sebesar 2, yang berfungsi untuk menurunkan resolusi spasial citra sekaligus meningkatkan jumlah kanal fitur

menjadi 32. Tahap ini bertujuan untuk mengekstraksi fitur dasar dari citra masukan dengan biaya komputasi yang relatif rendah.

2. lok Residual Terbalik

lok residual terbalik merupakan komponen utama dalam arsitektur *MobileNetV2* dan tersusun atas tiga lapisan utama. Pertama, lapisan ekspansi menggunakan konvolusi 1×1 untuk meningkatkan jumlah kanal fitur, yang dikenal sebagai faktor ekspansi. Lapisan ini diikuti oleh fungsi aktivasi *ReLU6* guna menambahkan unsur nonlinier pada proses pembelajaran. Selanjutnya, lapisan konvolusi kedalaman (*depthwise convolution*) melakukan operasi konvolusi spasial secara terpisah pada setiap kanal fitur. Sama seperti lapisan sebelumnya, tahap ini juga diikuti oleh fungsi aktivasi *ReLU6* untuk meningkatkan kemampuan representasi fitur.

Tahap terakhir adalah lapisan proyeksi, yang menerapkan konvolusi 1×1 untuk memetakan kembali fitur hasil ekspansi ke dimensi kanal yang lebih rendah. Lapisan ini bersifat linier karena tidak menggunakan fungsi aktivasi, sehingga bertujuan mempertahankan informasi penting tanpa *distorsi nonlinier* tambahan. Setiap blok residual terbalik dilengkapi dengan koneksi pintasan (*skip connection*) yang melewati lapisan konvolusi kedalaman dan menghubungkan langsung bagian masukan ke keluaran blok. Mekanisme ini membantu memperlancar aliran gradien selama proses pelatihan. Namun, koneksi tersebut hanya diterapkan apabila dimensi fitur pada masukan dan keluaran memiliki ukuran yang sama.

3. Struktur Terperinci Blok Residual Terbalik

Blok residual terbalik pertama yang digunakan setelah lapisan konvolusi awal memiliki *stride* sebesar 1 sehingga tidak melakukan proses *downsampling*. Blok ini menggunakan faktor ekspansi sebesar 1 dengan jumlah kanal keluaran sebanyak 16. Pada tahap berikutnya, *MobileNetV2* terdiri atas serangkaian blok residual terbalik dengan variasi nilai *stride* dan faktor ekspansi. Rangkaian blok awal dengan *stride* 2 berfungsi untuk mengurangi dimensi spasial dari fitur masukan. Setiap blok selanjutnya secara konsisten menerapkan urutan lapisan ekspansi, konvolusi kedalaman, dan lapisan proyeksi. Pada sebagian besar blok, faktor ekspansi ditetapkan sebesar 6 untuk meningkatkan.

4. Rincian Blok Spesifik

Keseluruhan arsitektur *MobileNetV2* dapat dirangkum dalam bentuk tabel, di mana setiap baris merepresentasikan susunan lapisan yang identik dengan perbedaan utama terletak pada nilai *stride* yang digunakan :

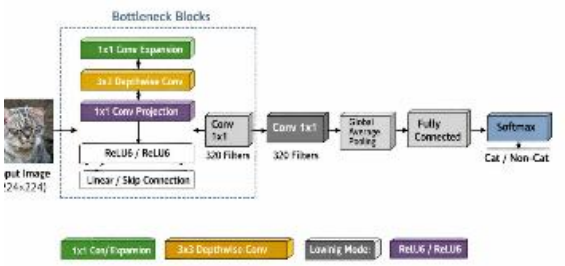
Tabel 2.2. Rincian Arsitektur MobileNetV2

Ukuran Masukan	Operator	Faktor Ekspansi (t)	Saluran Keluaran (c)	Jumlah Pengulangan (n)	Langkah (Stride)
224 × 224 × 3	Conv2D	–	32	1	2
112 × 112 × 32	Bottleneck	1	16	1	1
112 × 112 × 16	Bottleneck	6	24	2	2
56 × 56 × 24	Bottleneck	6	32	3	2
28 × 28 × 32	Bottleneck	6	64	4	2
14 × 14 × 64	Bottleneck	6	96	3	1
14 × 14 × 96	Bottleneck	6	160	3	2

7 × 7 × 160	Bottleneck	6	320	1	1
7 × 7 × 320	Conv2D	–	1280	1	1
7 × 7 × 1280	Average Pooling 7×7	–	–	1	–
1 × 1 × 1280	Conv2D	–	*k* (jumlah kelas)	1	–

5. Lapisan Akhir

Setelah rangkaian blok residual terbalik, *MobileNetV2* menerapkan lapisan konvolusi 1×1 terakhir yang berfungsi meningkatkan jumlah kanal fitur hingga 1280. Selanjutnya, digunakan lapisan *global average pooling* untuk mereduksi dimensi spasial fitur menjadi ukuran 1×1 sehingga menghasilkan vektor fitur yang ringkas. Tahap akhir dari arsitektur ini adalah lapisan terhubung sepenuhnya (*fully connected layer*) yang menghasilkan nilai keluaran berupa skor kelas sesuai dengan tugas klasifikasi yang dilakukan (GEEKS, 2025)



Gambar 2.6. Hasil Arsitektur MobileNetV2

2.5. Kucing

Kucing (*Felis catus*) adalah salah satu hewan berbulu yang sering dijadikan peliharaan oleh manusia. Seperti halnya hewan peliharaan lainnya, kucing juga merupakan hasil dari proses domestikasi dari miacis, yang juga merupakan leluhur dari anjing dan beruang. Miacis ini kemudian berevolusi menjadi kucing besar

seperti singa dan harimau, yang pada akhirnya bertransformasi menjadi nenek moyang dari kucing domestik. Nenek moyang dari kucing domestik ini pertama kali teridentifikasi melalui temuan fosil mumi kucing yang ditemukan di Mesir (Ngitung et al., 2021).

Saat ini, kucing termasuk salah satu jenis hewan peliharaan yang paling diminati di seluruh dunia. Kucing dengan rekam jejak genetik yang terdaftar secara resmi sebagai ras atau galur murni, misalnya *persia, siam, manx, dan sphinx*. Kucing-kucing tersebut umumnya dibesarkan di fasilitas pemeliharaan hewan yang resmi. Populasi kucing ras hanya mencakup 1% dari total kucing yang ada di dunia, sementara sisanya adalah kucing campuran, termasuk kucing liar atau kucing rumah. Kucing juga menjadi hewan peliharaan yang banyak disukai karena tingkah lakunya yang menghibur dan menggemaskan.



Gambar 2.7. Kucing

Perawatan hewan peliharaan perlu memperhatikan kesejahteraan yang ditinjau dari aspek kesejahteraan hewan, yaitu bebas dari rasa haus dan lapar, bebas dari rasa sakit, cedera, penyakit, dan keadaan stres, terlindungi dari tindakan kekerasan dan penyalahgunaan, mampu mengekspresikan perilaku alaminya, serta terhindar dari perilaku kasar dan pembunuhan (Septiana et al., 2022). Ini

mendorong pemilik hewan untuk melakukan pengawasan dan membawa hewan peliharaan mereka untuk pemeriksaan ke dokter hewan. Banyak penyakit yang dibawa pemilik ke dokter hewan sudah berada dalam kondisi yang cukup parah. Ini disebabkan oleh kurangnya pengetahuan tentang perawatan dan cara menjaga kesehatan kucing peliharaan mereka. Rendahnya pemahaman ini dapat berkontribusi pada tingginya tingkat penularan penyakit hewan peliharaan dari berbagai macam penyakit, termasuk virus, bakteri, jamur, dan parasite (Wardhana et al., 2024 ; Septiana et al., 2022).

2.5.1. Scabies Menular

Skabies yang lebih dikenal sebagai kudis, merupakan infeksi kulit yang mudah menular akibat adanya tungau *Sarcoptes Scabiei*. Penyakit ini sudah lama dicatat, *notamment* saat *Bonomo* dan *Cestoni* berhasil menunjukkan tungau sebagai penyebab *skabies* pada tahun 1689. Beberapa sumber lain mencatat bahwa kajian mengenai skabies dilakukan pertama kali oleh *Aristotle* dan *Cicero* sekitar tiga ribu tahun yang lalu, di mana mereka menyebutnya sebagai "*lice in the flesh*" (Wardhana et al., 2024).



Gambar 2.8 Scabies Kucing

Scabies adalah gangguan yang mempengaruhi kulit yang disebabkan oleh parasit, yaitu tungau *Sarcoptes Scabiei* (Wardhana et al., 2024 ; Septiana et al.,

2022). *Skabies* dapat menyerang semua jenis kucing, baik kucing lokal maupun ras tertentu seperti persia dan angora. Selain itu, skabies juga dapat menular ke manusia melalui kontak fisik dengan kucing yang terkena infeksi tersebut.

2.5.2. Kutu

Salah satu jenis masalah kulit yang kerap dialami oleh kucing adalah infeksi kutu. Kutu yang muncul pada kucing sering kali tampak seperti titik-titik hitam kecil yang aktif bergerak di antara bulunya. Parasit ini bertahan hidup dengan cara mengisap darah dari hewan yang menjadi inangnya, yang bisa mengakibatkan rasa gatal dan ketidaknyamanan bagi si kucing. Kucing yang terinfeksi kutu cenderung sering menggaruk tubuhnya, menggigit area tertentu, atau mengalami iritasi pada kulit serta kerontokan bulu. Jika infestasi kutu terlalu parah, hal ini bisa mengakibatkan anemia, terutama bagi anak kucing. Selain mengganggu kesehatan kulit, keberadaan kutu juga dapat menimbulkan infeksi dan menurunkan kesehatan umum kucing (Purwoko, 2023).



Gambar 2.9. Kutu Pada Kucing

2.5.3. Jamur

Cacing kulit atau yang sering disebut sebagai kurap adalah salah satu jenis gangguan kulit yang umum terjadi pada kucing, disebabkan oleh infeksi jamur.

Istilah medis untuk kondisi ini adalah feline dermatophytosis. Infeksi jamur tersebut mengganggu bagian kulit, bulu, dan kuku kucing, yang berakibat pada masalah kesehatan kulit hewan tersebut. Cacing kulit biasanya ditandai dengan kemunculan bercak melingkar berwarna merah, kulit yang berkerak, rasa gatal yang menyakitkan, serta kehilangan bulu di bagian yang terinfeksi. Dalam beberapa kasus, kulit kucing dapat terlihat bersisik dan menunjukkan iritasi yang parah jika tidak segera mendapatkan perawatan (Purwoko, 2023).

Gangguan ini dapat mempengaruhi kucing dari berbagai rentang usia, tetapi lebih umum pada anak kucing atau kucing yang memiliki sistem kekebalan tubuh yang lemah. Penularan dapat terjadi akibat kontak langsung dengan kucing yang terinfeksi atau melalui area yang tercemar jamur, seperti kandang, sisir, tempat tidur, atau objek lain. Berdasarkan informasi dari Cornell University College of Veterinary Medicine, cacing kulit termasuk dalam kategori penyakit zoonosis, yang berarti dapat ditularkan dari hewan ke manusia.Oleh karena itu, penting untuk melakukan penanganan dan deteksi yang cepat terhadap penyakit ini guna mencegah penularan infeksi pada hewan dan manusia (Purwoko, 2023).



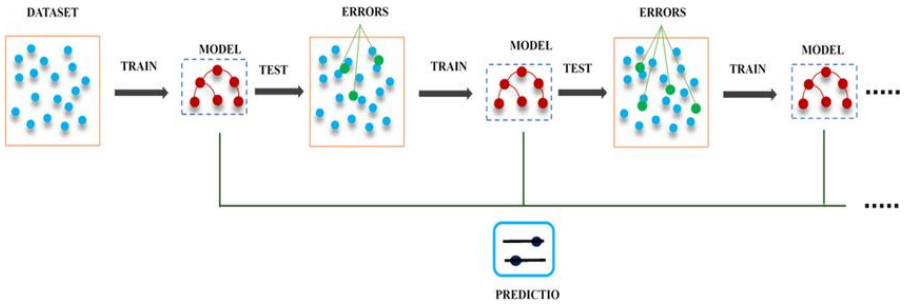
Gambar 2.10. Jamur Pada Kucing

2.5.4. Gejala Klinis

Hewan tampak gelisah akibat rasa gatal yang membuat mereka menggaruk atau bahkan menggesekan bagian tubuh yang gatal pada benda keras. Saat kucing melakukan penggarukan pada area yang gatal, hal tersebut dapat mengakibatkan munculnya papula merah yang akhirnya keras seperti kulit mati. Adanya lesi dengan tepi yang tidak rata beserta keropeng, kulit bersisik, dan kemudian disusul oleh munculnya jaringan kulit baru. Selama waktu berlalu, kulit yang terinfeksi *Sarcoptes scabiei* akan mengeras dan menebal, jika infeksi ini tidak ditangani segera, pada akhirnya infeksi *skabies* pada kucing akan menyebar ke seluruh tubuh. Selera makan hewan juga akan menurun, dan akhirnya hal itu akan menyebabkan penurunan berat badan yang membuat kucing tampak lebih ramping. *Skabies* adalah salah satu penyakit *zoonosis* (Lawrence et al., 2020 ; Susanto Heri Kartikaningrum et al., 2020). Gejala lain yang mungkin terlihat adalah bulunya tidak hanya botak, tetapi juga terlihat kusut. Perubahan perilaku yang paling mencolok pada kucing adalah hewan yang terinfeksi akan cenderung lebih sering menggaruk tubuhnya karena ketidaknyamanan yang disebabkan oleh kutu (Susanto Heri Kartikaningrum et al., 2020). Adapula Jamur disebabkan oleh beragam tipe jamur dermatofit, yang paling sering dijumpai adalah Microsporum canis. Spora jamur ini sangat tahan dan mampu bertahan di lingkungan dalam waktu yang lama. Penyebaran terjadi melalui hubungan langsung dengan hewan yang terjangkit, individu yang terinfeksi, atau melalui objek yang tercemar seperti sisir, handuk, atau tempat tidur (Halodoc, 2026).

2.6. Gradient Boosting

Teknik lain dalam pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi adalah *Gradient Boosting*. Pendekatan ini membuat prediksi dengan memanfaatkan model-model prediksi yang lemah yang dikenal sebagai Pohon Keputusan. Ide dasar dari metode ini pertama kalinya diperkenalkan dalam kajian, yang menunjukkan bahwa peningkatan dapat dipahami sebagai suatu algoritma untuk memperbaiki fungsi biaya tertentu. Pada tahap selanjutnya, algoritma regresi *Gradient Boosting* diterapkan dengan beragam pendekatan dan berbagai penggunaan praktis. Sebagai hasilnya, muncul berbagai perkembangan algoritma peningkatan yang dapat ditemukan di banyak sektor, termasuk statistik dan kecerdasan buatan (Kumar et al., 2021 ; Levi Sabili et al., 2024).



Gambar 2.11. Gradient Boosting Machine

Metode *Gradient Boosting* menggunakan pengklasifikasi yang sangat terkait dengan klasifikasi yang sesungguhnya. Proses ini dibangun dengan menggabungkan sejumlah pengklasifikasi yang memiliki sedikit keterkaitan dengan klasifikasi yang seharusnya untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Proses ini diterapkan secara berulang (Levi Sabili et al., 2024).

2.7. CatBoost

CatBoost adalah sebuah algoritma Boosting bersifat *open-source* yang dihasilkan oleh tim *Yandex*, yang merupakan salah satu perusahaan teknologi

terkemuka di *Rusia*. Nama *CatBoost* sendiri berasal dari "*Category Boosting*," yang mencerminkan keunggulan algoritma ini dalam memproses fitur kategorikal dalam dataset. Algoritma *CatBoost* dirancang untuk meningkatkan kinerja model *Machine Learning* dengan menekankan kecepatan, presisi, dan kemampuan dalam mengelola fitur kategorikal (Adi, 2023). Asal usul I bermula pada tahun 2017 ketika tim *Yandex* meluncurkan algoritma ini sebagai *open-source*. Sasaran tim pengembang *CatBoost* adalah untuk memecahkan beberapa masalah yang ada dalam algoritma *Boosting* yang sudah ada sebelumnya, terutama terkait data yang tidak terstruktur dan fitur kategorikal. *CatBoost* didasari oleh *algoritma Gradient Boosting* yang sudah terbukti efektif, tetapi dengan beberapa inovasi dan penyesuaian tertentu. Para pengembang *CatBoost* memperkenalkan berbagai fitur dan teknik eksklusif yang menjadikannya berbeda dari algoritma *Boosting* lainnya, mencakup penanganan otomatis untuk fitur kategorikal, pengelolaan nilai yang hilang, serta kehadiran fitur "*Ordered Boosting*" yang membantu mengatasi masalah overfitting (Adi, 2023)

CatBoost merupakan algoritma penguatan bertingkat yang didasarkan pada metode gradient boosting, yang memanfaatkan pohon keputusan untuk mengatasi masalah regresi. Dalam metode ini, setiap pohon berfungsi untuk membagi ruang fitur dengan cara tertentu dan menghasilkan output yang sesuai. *CatBoost* secara otomatis mengelola data kategorikal dengan menerapkan teknik statistik. Algoritma ini juga efektif dalam menghindari overfitting dengan mengatur beragam parameter masukan serta mengabaikan karakteristik kategori saat mengolah data. Dalam pengelolaan data kategorikal*, CatBoost* melakukan implementasi permutasi secara

acak daripada mengonversinya menjadi format biner, serta menghitung rata-rata untuk setiap label (Levi Sabili et al., 2024).

2.8. Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dirancang untuk mempermudah penulisan dan pembacaan kode. Di akhir tahun 1980-an, *Guido van Rossum* menciptakan *Python* dan memperkenalkannya untuk pertama kalinya pada tahun 1991. Tujuan dari pembuatan bahasa ini adalah untuk menggantikan bahasa ABC dengan fitur yang lebih canggih dalam hal penanganan kesalahan serta mendukung proyek dengan skala besar. Nama *Python* diambil dari kelompok komedi Inggris, *"Monty Python's Flying Circus",* yang mencerminkan suasana ceria dan santai dari bahasa ini (Krisna, 2025).



Gambar 2.12 *Logo Python*

Python telah mencuri perhatian banyak orang berkat kesederhanaan, keterbacaan, dan kemampuannya yang fleksibel. Dengan sintaks yang banyak dianggap mirip dengan bahasa Inggris sehari-hari, *Python* menjadi jembatan yang mudah bagi siapa saja yang ingin mempelajari pemrograman. Selain itu, ekosistem pustaka *Python* yang sangat kaya, termasuk *Panda, NumPy, dan SciPy,* menyediakan alat yang sangat berguna untuk *machine learning*, visualisasi, serta analisis data, menjadikannya platform yang sangat sesuai untuk penelitian. (Krisna, 2025). *Python* merupakan suatu bahasa pemrograman yang sering dipakai dalam

pembuatan aplikasi web, pengembangan *software*, analisis data, dan pembelajaran mesin (ML). Para pengembang memilih *Python* karena memiliki efisiensi dan kemudahan dalam pembelajaran serta dapat dijalankan di beragam platform. Perangkat lunak *Python* bisa diunduh tanpa biaya, berfungsi baik pada semua tipe sistem, dan mempercepat proses pengembangan (Amazon, 2026).

2.9. Tensor Flow

TensorFlow dapat dianggap sebagai alat serbaguna yang sangat efektif untuk mengolah data menggunakan kecerdasan buatan. Ini adalah platform sumber terbuka yang diciptakan oleh *Google*, yang digunakan untuk mengembangkan dan melatih model-model *machine learning, deep learning*, serta untuk berbagai analisis statistik lainnya. Pada awalnya, *TensorFlow* tidak dirancang khusus untuk penghitungan numerik dalam volume besar. Namun, seiring waktu, *Google* mulai menyadari potensi luar biasa dalam bidang *deep learning*, sehingga perangkat lunak ini diluncurkan untuk publik pada tahun 2015. Saat ini, *TensorFlow* telah menjadi pilihan preferen bagi para *developer* di seluruh dunia (Abadi et al., 2021).

Sistem ini sangat fleksibel dan bisa digunakan untuk mengembangkan berbagai jenis algoritma, termasuk pelatihan dan inference untuk model jaringan saraf dalam. *TensorFlow* telah digunakan dalam penelitian dan juga untuk penerapan sistem pembelajaran mesin di lingkungan produksi di banyak bidang ilmu komputer dan lainnya, seperti pengenalan suara, visi komputer, robotika, pencarian informasi, pemrosesan bahasa alami, pengambilan informasi geografis, serta dalam penemuan obat melalui metode komputasi (Abadi et al., 2021). *TensorFlow* memiliki sebuah antarmuka *coding* yang terdiri dari tiga komponen utama. Antarmuka dengan tingkat tinggi, misalnya tf.keras, menawarkan

kemudahan saat digunakan. Perpustakaan seperti tf.layers dan antarmuka dasar memungkinkan kontrol penuh atas proses komputasi. *TensorFlow* juga mendukung pelaksanaan di *CPU, GPU,* dan *TPU* guna mempercepat proses pelatihan model. (Krisna, 2025).

2.10. Visual Studio Code

Visual Studio Code (VS Code) ialah editor kode sumber oleh Microsoft yang menyokong *Windows, macOS,* dan *Linux*. VS Code mempunyai antaramuka yang ringan dan mesra pengguna serta menyokong pelbagai bahasa pengaturcaraan. Ia turut menyediakan ciri seperti penekanan sintaks, pelengkapan automatik, penyahpepijatan, terminal, dan integrasi *Git* untuk memudahkan proses pembangunan aplikasi. (RevoUpedia, 2024).

2.11. WebSite

Menurut (Ramadhan et al., 2021) Situs web merupakan sekumpulan data atau halaman yang biasanya dapat dijangkau melalui koneksi internet. Setiap individu dari berbagai lokasi dapat mengaksesnya kapan saja asal mereka terhubung secara daring di internet. Dari segi teknis, sebuah situs web terdiri dari serangkaian halaman yang terhubung dalam sebuah domain atau subdomain tertentu (Ramadhanti, 2024).

2.12. Penelitian Terdahulu

Penelitian sebelumnya yang relevan dengan studi ini telah dilakukan secara luas, terutama pada bidang klasifikasi gambar medis melalui penerapan metode *deep learning* dan *transfer learning*. Beberapa studi menunjukkan bahwa penggunaan model yang telah dilatih sebelumnya, seperti *CNN berbasis transfer learning*, mampu meningkatkan akurasi dalam klasifikasi gambar ketika jumlah

datanya terbatas. Di samping itu, penggunaan algoritma machine learning sebagai metode klasifikasi juga terbukti berhasil dalam mendukung proses pengambilan keputusan secara otomatis.

Penelitian lain membahas pemanfaatan transfer learning sebagai teknik ekstraksi fitur pada citra penyakit kulit, yang menunjukkan performa akurasi yang lebih unggul dibandingkan metode ekstraksi fitur tradisional. Namun, banyak penelitian yang masih terpusat pada objek manusia dan yang lainnya, sehingga kajian mengenai klasifikasi penyakit kulit pada hewan masih cukup jarang. Maka dari itu, penelitian ini dilaksanakan untuk melengkapi dan memperluas penelitian sebelumnya dengan mengeksplorasi *penerapan transfer learning (MobileNetV2)* dan *CatBoost* dalam klasifikasi. Berikut ada beberapa referensi acuan terkait sistem yang akan dijadikan perbandingan dengan penelitian yang akan dilakukan:

Tabel 2.4 Penelitian Terdahulu

Nama Peneliti	Judul Penelitian	Hasil Penlitian
(Aji et al., 2025)	Classification of Cat Skin Diseases Using MobileNetV2 Architecture with Transfer Learning	Dalam bidang medis melaporkan bahwa penggunaan arsitektur MobileNetV2 dengan strategi peningkatan data dan learning rate yang tepat mampu mencapai akurasi validasi sebesar 91,8% dengan nilai precision dan recall rata-rata 91,25%, yang menunjukkan bahwa kombinasi MobileNetV2 dan transfer learning merupakan pendekatan yang efektif untuk mendukung deteksi penyakit kulit pada kucing
(Pangestu & Ramadhani, 2023)	Perancangan Sistem Deteksi Penyakit Kulit Pada Kucing Menggunakan Deep Learning Berbasis Android	Menunjukkan bahwa penerapan CNN dalam sistem deteksi penyakit kulit pada kucing berbasis Android mampu mengklasifikasikan empat jenis penyakit kulit dengan akurasi rata-rata 78,33%. Hasil tersebut mengindikasikan potensi besar

		pemanfaatan deep learning dalam mendukung identifikasi penyakit kulit pada kucing, meskipun masih terdapat peluang untuk meningkatkan tingkat akurasi.
(Agus et al., 2025)	Implementasi Arsitektur Deep Convolutional Neural Network (CNN) dengan Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit Kulit	CNN dalam klasifikasi citra penyakit kulit telah menunjukkan hasil yang menjanjikan. Berdasarkan evaluasi kuantitatif, model Incep-tionV3 memperoleh nilai evaluasi tertinggi pada rasio data 70:30 dengan precision 81,17%, recall 80,59%, f1-score 80,69%, dan akurasi 80,59%
(Wariyanto Abdullah et al., 2025)	Analisis Pengolahan Ekstraksi Fitur Citra Untuk Klasifikasi Jenis Apel Menggunakan Scikit-Learn Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor	Menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 96,9% dengan nilai k=2 dan kriteria extrasi yang digunakan yaitu dengan memberikan pengujian terhadap kombinasi jenis extrasi fiture citra menggunakanextrasi RGB.
(Zaidan et al., 2025)	Analisis Komparatif CNN dan Transfer Learning untuk Prediksi Dini Kanker Payudara Berbasis Deep Learning	Menunjukkan performa terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 84% dan nilai loss terendah sebesar 0.3973 pada data uji
(Hermanto et al., 2024)	Perbandingan Arsitektur MobileNetV2 dan RestNet50 untuk Klasifikasi Jenis Buah Kurma	Pada percobaan atau skema ke enam dengan arsitektur MobileNetV2 memiliki performa terbaik dengan akurasi sebesar 95% sedangkan akurasi terbaiki RestNet50 sebesar 85% pada skema ke tiga
(Suryanooradja et al., 2025)	Hybrid Mobilenetv2 Dan Extreme Gradient Boosting Untuk Klasifikasi Kerusakan Bangunan	Hasil dari studi menunjukkan bahwa penggabungan antara MobileNetV2 dan XGBoost dapat memberikan kinerja klasifikasi yang luar biasa dalam identifikasi kerusakan struktural. Konfigurasi terbaik ditemukan pada dataset Kaggle dengan rasio 70:20:10, menghasilkan akurasi sebesar 94,72%, precision 94,80%, recall 94,72%, dan F1-score 94,71%. Model ini tidak hanya menunjukkan ketepatan yang tinggi, tetapi juga memiliki waktu komputasi yang cepat serta tidak

		menunjukkan tanda-tanda overfitting. Oleh karena itu, kombinasi MobileNetV2 sebagai pengambil fitur dan XGBoost sebagai pengklasifikasi dianggap sangat efisien untuk pengklasifikasian citra.
(Hartono & Muslikh, 2025)	Penerapan Transfer Learning MobileNetV2 Pada Klasifikasi Citra Jenis Buah-Buahan	Model yang dihasilkan mencapai akurasi 94% dengan waktu pelatihan relatif singkat.
(Javed et al., 2025)	Evaluation of Boosting Algorithms for Skin Cancer Classification Using the PAD-UFES-20 Dataset and Custom CNN Feature Extraction	Catboost dengan nilai macro-AUC 0,94 dan macro-F1 0,88 pada klasifikasi kanker kulit menggunakan fitur hasil ekstraksi ConvMixer, yang menegaskan efektivitas algoritma boosting ketika dikombinasikan dengan teknik ekstraksi fitur yang kuat.
(Levi Sabili et al., 2024)	Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma CategOrical Boosting Dengan Faktor Risiko Diabetes	Hasil evaluasi menggunakan Confusion Matrix menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mencapai akurasi sebesar 98,63%, presisi sebesar 100%, recall sebesar 97,33%, dan F1-Score sebesar 98,64%. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa algoritma CatBoost terbukti efektif dalam menangani data kategorikal
(Pahlevi et al., 2024)	Model Klasifikasi Risiko Stunting Pada Balita Menggunakan Algoritma CatBoost Classifier	Model yang dihasilkan menunjukkan kinerja yang sangat baik, dengan akurasi keseluruhan sebesar 98.47% serta nilai ROC-AUC mencapai 1.00 untuk beberapa kelas, yang menunjukkan kemampuan model dalam membedakan setiap kategori status gizi dengan baik.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan studi kuantitatif yang menggunakan metode eksperimen. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis ekstraksi fitur citra menggunakan metode Transfer Learning berbasis MobileNetV2 yang dipadukan dengan algoritma CatBoost dalam mengklasifikasikan penyakit kulit pada kucing. Hasil penelitian dievaluasi berdasarkan metrik kinerja model, seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score.

3.2 Flowchart Alur Penelitian

Flowchart alur penelitian dilakukan untuk menyajikan gambaran tentang langkah-langkah penelitian yang dilaksanakan dengan cara yang teratur dan terencana. Penyajian alur penelitian dalam bentuk flowchart bertujuan agar setiap proses penelitian dapat dipahami dengan lebih jelas, mulai dari tahap identifikasi permasalahan hingga diperolehnya hasil penelitian sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan.

Dalam penelitian ini, flowchart alur penelitian menggambarkan rangkaian proses klasifikasi penyakit kulit pada kucing menggunakan *Transfer Learning* berbasis *MobileNetV2* sebagai metode ekstraksi fitur dan algoritma *CatBoost* sebagai metode klasifikasi. Adapun flowchart alur penelitian yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Alur Penelitian

Adapun penjelasan setiap tahapan Adalah sebagai berikut:

1. Mulai

Penelitian dimulai dengan menentukan tujuan dan tahapan yang akan dilakukan dalam pengembangan sistem klasifikasi penyakit kulit kucing.

2. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan dan pembelajaran berbagai referensi yang berkaitan dengan penyakit kulit kucing, pengolahan citra, MobileNetV2, algoritma CatBoost, serta metode klasifikasi.

3. Pengumpulan Dataset

Dataset berupa gambar penyakit kulit kucing dikumpulkan dari sumber Kaggle dan Roboflow. Data terdiri dari beberapa kategori, seperti scabies, jamur, kutu, dan non-scabies.

4. Preprocessing Data (Resize dan Normalisasi)

Gambar pada dataset diproses terlebih dahulu agar memiliki ukuran 224 x 224 dan format yang seragam. Proses normalisasi dilakukan untuk menyesuaikan nilai piksel sehingga data lebih mudah diproses oleh model.

5. Pembagian Dataset (Data Training dan Data Testing)

Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training yang digunakan untuk melatih model dan data testing yang digunakan untuk menguji kemampuan model dalam melakukan klasifikasi.

6. Augmentasi Dataset

Augmentasi dilakukan untuk menambah variasi data gambar, seperti melakukan rotasi, pergeseran, pembalikan, atau perubahan lainnya. Tahap ini

bertujuan untuk meningkatkan jumlah dan keragaman data serta membantu mengurangi risiko overfitting.

7. Ekstraksi Fitur Menggunakan MobileNetV2

MobileNetV2 digunakan untuk mengambil karakteristik atau fitur penting dari setiap gambar penyakit kulit kucing. Fitur yang dihasilkan menjadi masukan bagi proses klasifikasi.

8. Perancangan Model Klasifikasi

Pada tahap ini dilakukan perancangan model klasifikasi dengan menentukan proses dan parameter yang digunakan agar model dapat membedakan setiap kategori penyakit kulit kucing.

9. Pelatihan (Training) CatBoost

Fitur hasil ekstraksi dari MobileNetV2 digunakan untuk melatih algoritma CatBoost. Proses pelatihan bertujuan agar model dapat mempelajari pola dari setiap kategori penyakit.

10. Pengujian Model CatBoost

Model yang telah dilatih diuji menggunakan data testing untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar penyakit kulit kucing yang belum digunakan selama proses pelatihan.

11. Evaluasi Kinerja

Kinerja model dievaluasi menggunakan beberapa metrik, yaitu akurasi, precision, recall, F1-score, ROC-AUC dan Cohen’s Kappa. Evaluasi dilakukan untuk mengetahui tingkat ketepatan dan konsistensi hasil klasifikasi.

12. Implementasi Website

Model klasifikasi yang telah diuji kemudian diintegrasikan ke dalam website. Pengguna dapat mengunggah gambar kulit kucing, kemudian sistem akan memberikan hasil prediksi kategori penyakit.

13. Analisis Hasil

Hasil pengujian dan evaluasi dianalisis untuk mengetahui tingkat keberhasilan model, kemampuan sistem dalam mengenali penyakit, serta kekurangan yang masih perlu diperbaiki.

14. Kesimpulan dan Saran

Pada tahap ini dibuat kesimpulan berdasarkan hasil penelitian. Selain itu, diberikan saran untuk pengembangan sistem dan penelitian selanjutnya.

15. Selesai

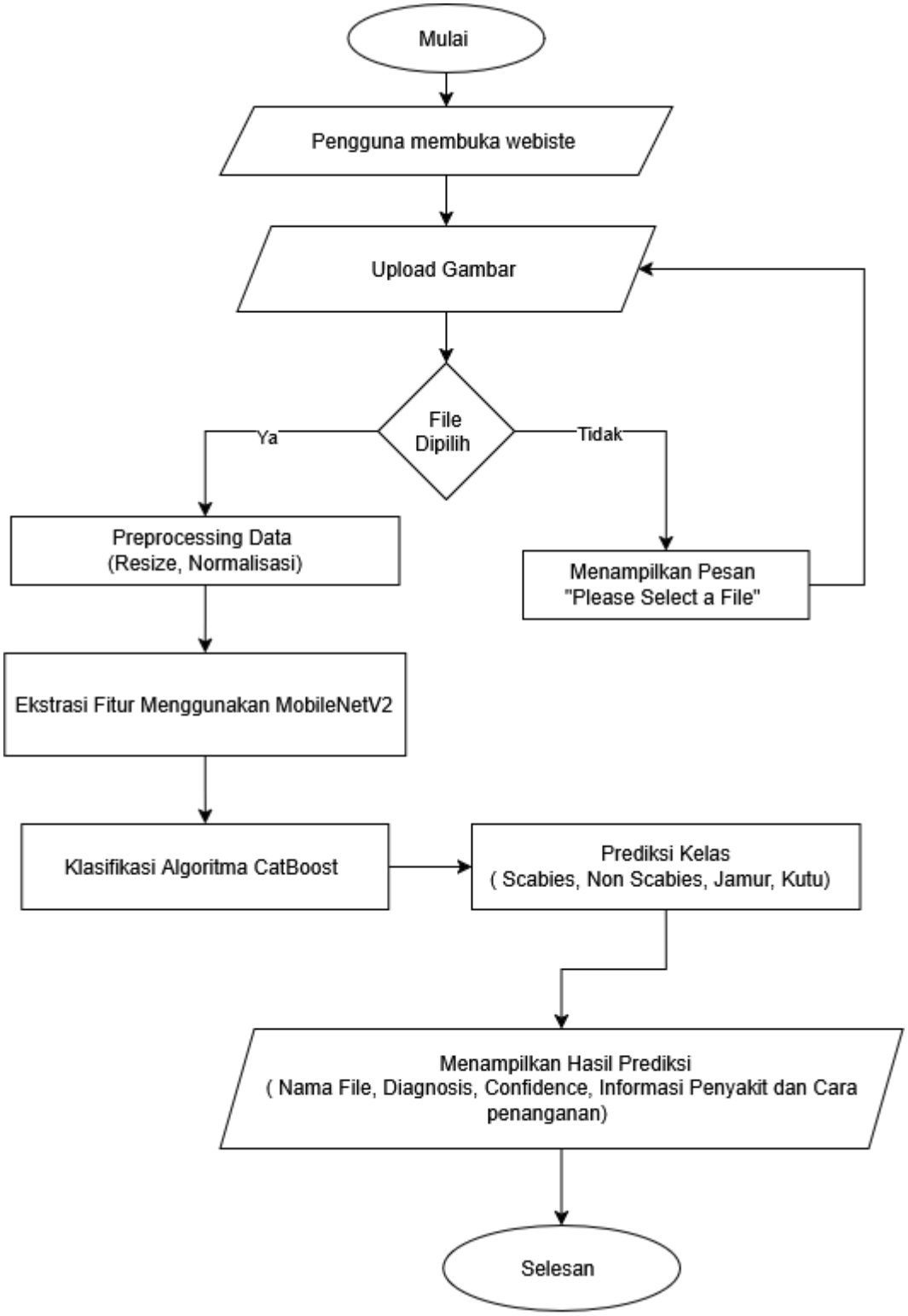
Seluruh proses penelitian telah selesai dilakukan, mulai dari pengumpulan data hingga analisis hasil dan penyusunan kesimpulan.

3.2.1 Flowchart Rancangan Sistem

Flowchart rancangan sistem digunakan untuk memberikan gambaran mengenai alur kerja sistem klasifikasi penyakit kulit pada kucing secara sistematis dan terstruktur. Penyajian rancangan sistem dalam bentuk flowchart bertujuan agar setiap proses yang dilakukan oleh sistem dapat dipahami dengan lebih jelas, mulai dari pengguna mengakses website dan mengunggah gambar hingga sistem menampilkan hasil prediksi penyakit kulit pada kucing.

Dalam penelitian ini, flowchart rancangan sistem menggambarkan rangkaian proses klasifikasi penyakit kulit pada kucing menggunakan Transfer Learning berbasis MobileNetV2 sebagai metode ekstraksi fitur dan algoritma

CatBoost sebagai metode klasifikasi. Sistem akan memproses gambar yang diunggah oleh pengguna melalui tahap preprocessing, ekstraksi fitur, dan klasifikasi untuk menghasilkan prediksi kelas Jamur, Kutu, Non-Scabies, atau Scabies. Hasil prediksi kemudian ditampilkan kepada pengguna melalui website. Adapun flowchart rancangan sistem yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. Flowchart Rancangan Sistem

Berikut penjelasan alur kerja sistem pada flowchart tersebut:

1. Mulai

Proses dimulai ketika pengguna akan menggunakan sistem klasifikasi penyakit kulit kucing berbasis website.

2. Pengguna Membuka Website

Pengguna mengakses halaman website yang telah disediakan. Pada halaman tersebut, pengguna dapat menggunakan fitur untuk mengunggah gambar kulit kucing.

3. Upload Gambar

Pengguna memilih dan mengunggah gambar kulit kucing yang ingin dianalisis oleh sistem.

4. Pengecekan File

Sistem melakukan pengecekan untuk memastikan apakah pengguna telah memilih file gambar. Jika file belum dipilih, sistem akan menampilkan pesan "Please Select a File" sebagai pemberitahuan bahwa pengguna harus memilih gambar terlebih dahulu. Jika file sudah dipilih, sistem akan melanjutkan proses ke tahap pengolahan gambar.

5. Preprocessing Data (Resize dan Normalisasi)

Gambar yang diunggah akan melalui proses preprocessing. Proses ini meliputi: Resize, yaitu mengubah ukuran gambar agar sesuai dengan ukuran input MobileNetV2, sedangkan Normalisasi, yaitu menyesuaikan nilai piksel gambar agar data dapat diproses dengan lebih optimal oleh model.

6. Ekstraksi Fitur Menggunakan MobileNetV2

Setelah preprocessing, MobileNetV2 digunakan untuk mengambil fitur atau karakteristik penting dari gambar. Fitur tersebut dapat berupa pola, tekstur, bentuk, dan karakteristik visual yang berkaitan dengan kondisi kulit kucing.

7. Klasifikasi Menggunakan Algoritma CatBoost

Fitur hasil ekstraksi kemudian diproses menggunakan algoritma CatBoost. Algoritma ini akan menentukan kategori penyakit berdasarkan pola yang telah dipelajari selama proses pelatihan model.

8. Prediksi Kelas

Sistem menghasilkan prediksi berupa salah satu dari empat kelas, yaitu:

a. Scabies
b. Non-Scabies
c. Jamur
d. Kutu.

9. Menampilkan Hasil Prediksi

Hasil klasifikasi ditampilkan pada halaman website. Informasi yang ditampilkan meliputi:

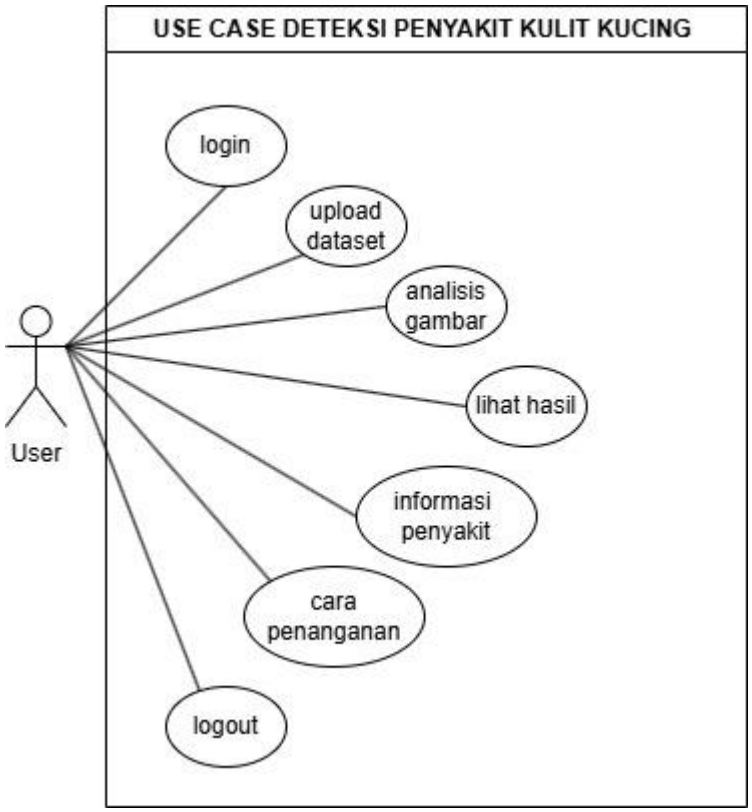
a. Nama file gambar
b. Hasil diagnosis atau kelas prediksi
c. Nilai confidence atau tingkat keyakinan model
d. Informasi mengenai penyakit
e. Cara penanganan atau tindakan yang dapat dilakukan

10. Selesai

Proses selesai setelah hasil prediksi dan informasi terkait ditampilkan kepada pengguna.

3.3. Use Case Diagram

Pada gambar 3.3 use case diagram deteksi penyakit kulit ini, terdapat satu aktor utama, yaitu pengguna (*User*) yang berinteraksi secara langsung dengan sistem. Ketika pengguna membuka website, sistem akan menyajikan halaman awal yang menawarkan beberapa fitur penting yang dapat dimanfaatkan dalam proses deteksi penyakit kulit pada kucing.



Gambar 3.3 Use Case Diagram

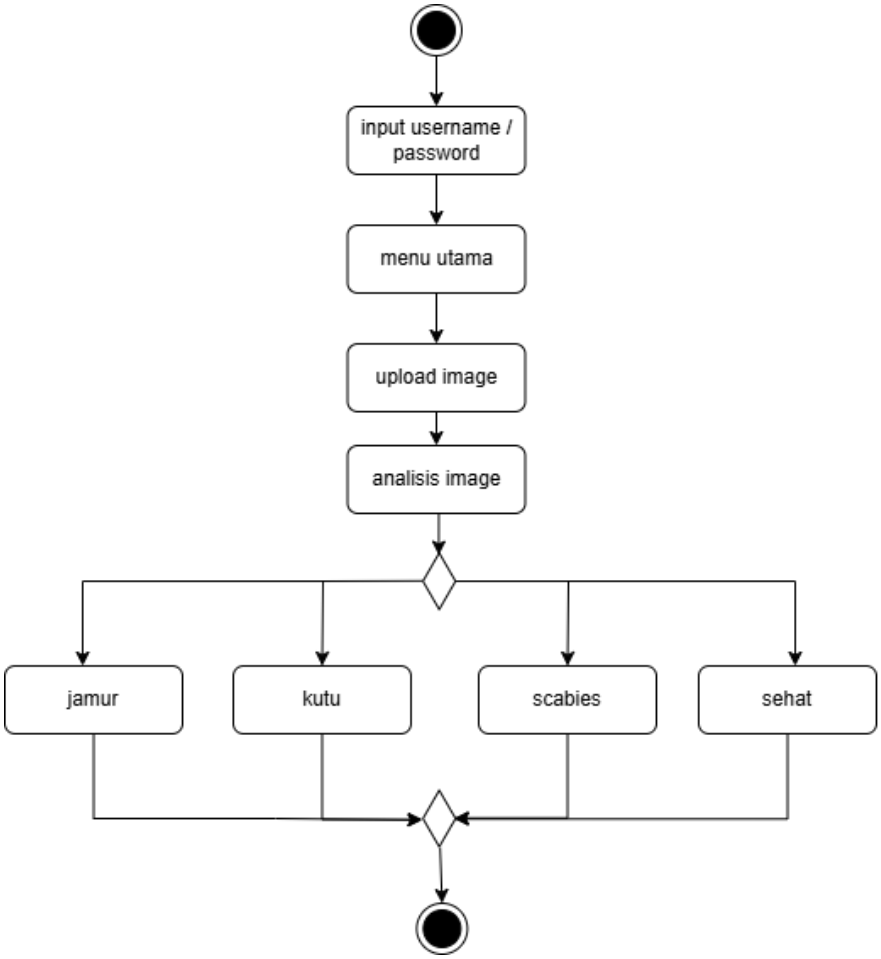
Setelah berhasil melakukan login, pengguna dapat mengunggah citra kulit kucing melalui fitur upload dataset sebagai data yang akan dianalisis. Selanjutnya,

sistem akan melakukan analisis gambar menggunakan model klasifikasi yang telah dibangun untuk mengidentifikasi jenis penyakit kulit pada kucing.

Setelah proses analisis selesai, pengguna dapat melihat hasil klasifikasi melalui fitur lihat hasil, yang menampilkan kategori penyakit sesuai dengan citra yang diunggah. Selain itu, sistem juga menyediakan fitur informasi penyakit yang berisi penjelasan mengenai penyakit yang terdeteksi serta fitur cara penanganan yang memberikan informasi mengenai penanganan awal terhadap penyakit tersebut. Setelah seluruh proses selesai, pengguna dapat mengakhiri penggunaan sistem dengan memilih fitur logout.

3.4. Activity Diagram

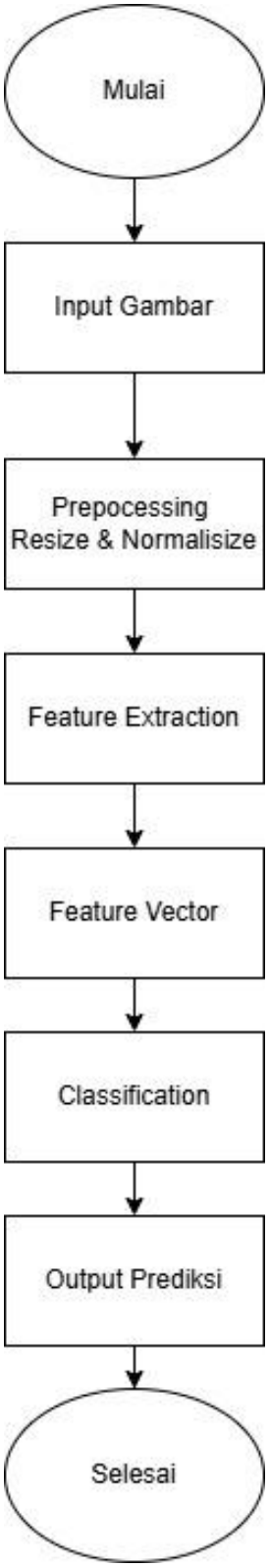
Pada gambar 3.4 ini, terdapat langkah-langkah penggunaan untuk menganalisis gambar kulit kucing. Proses dimulai dengan tahap memasukkan username dan password, di mana pengguna melakukan proses autentikasi agar bisa mengakses sistem. Setelah berhasil login, sistem akan menampilkan menu utama yang berisi fitur-fitur yang dapat diakses oleh pengguna.



Gambar 3.4 Activity Diagram

Setelah itu, pengguna melakukan mengunggah gambar yang berupa citra kulit kucing untuk dianalisis. Citra yang telah di-upload kemudian melalui tahap analisis gambar, di mana sistem melakukan pemrosesan citra dan klasifikasi menggunakan model yang telah dikembangkan. Berdasarkan hasil analisis tersebut, sistem akan memberikan keputusan berupa empat kemungkinan hasil, yaitu *scabies, kutu, jamur* jika citra terdeteksi sebagai penyakit kulit, atau tidak *(normal)* jika citra menunjukkan kondisi kulit yang tidak terinfeksi. Hasil akhir ini akan ditampilkan kepada pengguna sebagai informasi mengenai kondisi kulit kucing yang telah dianalisis.

3.4.1. Flowchart MobileNetV2



Gambar 3.5. Flowchart MobileNetV2

1. Mulai

Proses awal sistem pengklasifikasian gambar dimulai untuk mendeteksi penyakit yang ada pada foto kucing.

2. Input Gambar

Sistem menerima foto sebagai data input. Gambar bisa berupa citra permukaan kucing yang akan dianalisis guna mengidentifikasi jenis penyakitnya.

3. Preprocessing (Resize & Normalisasi)

Di tahap ini, gambar diproses terlebih dahulu agar sesuai dengan kebutuhan model MobileNetV2. Resize dilakukan untuk mengatur dimensi gambar menjadi ukuran tertentu, misalnya 224×224 piksel. Normalisasi dilakukan dengan mengonversi nilai pixel dari rentang 0–255 menjadi 0–1 untuk membuat proses pelatihan model lebih stabil dan cepat.

4. Feature Extraction

Setelah tahap preprocessing, gambar akan diproses di MobileNetV2 untuk ekstraksi fitur. Pada fase ini, model mengambil karakteristik penting dari gambar seperti warna, tekstur, pola kulit, dan bentuk luka melalui metode:

a. Depthwise Separable Convolution
b. Inverted Residual
c. Linear Bottleneck
d. Convolution Layer
e. Global Average Pooling

Fase ini sangat krusial karena mempengaruhi kualitas informasi yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan.

5. Feature Vector

Hasil dari ekstraksi fitur kemudian diubah menjadi sekumpulan angka atau feature vector. Vektor ini menyimpan representasi informasi penting dari gambar yang telah dipelajari oleh MobileNetV2.

6. Klasifikasi

Feature Vector yang dihasilkan digunakan dalam tahap klasifikasi untuk menentukan kategori penyakit. Dalam penelitian hybrid, fase ini biasanya diterapkan dengan algoritma seperti CatBoost untuk mengelompokkan gambar ke dalam kategori tertentu, seperti scabies menular, jamur, kutu, atau normal.

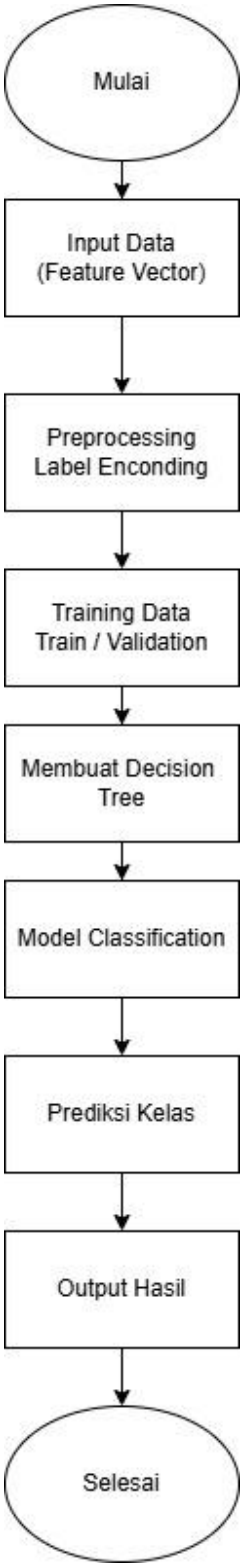
7. Output Prediksi

Sistem menampilkan hasil akhir dalam bentuk prediksi kelas penyakit berdasarkan gambar yang telah dianalisa.

8. Selesai

Proses pengklasifikasian selesai, dan hasil prediksi dapat dimanfaatkan sebagai informasi diagnosis awal untuk penyakit kulit pada kucing.

3.4.2. Flowchart Catboost



Gambar 3.6. Flowchart Catboost

1. Mulai

Proses pengklasifikasian diawali guna memproses data fitur yang dihasilkan dari MobileNetV2 dengan memanfaatkan algoritma CatBoost.

2. Input Data (Vektor Fitur)

Sistem mendapatkan input berupa vektor fitur yang dihasilkan dari ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2. Vektor ini memuat representasi angka dari elemen-elemen penting dalam gambar, seperti tekstur, pola, dan bentuk penyakit kulit kucing.

3. Preprocessing Label Encoding

Di tahap ini, label kelas yang awalnya berbentuk teks diubah menjadi angka menggunakan metode label encoding.

Contoh: Scabies → 0

Ringworm → 1

Kutuan → 2

Normal → 3

Tahapan ini dilakukan agar data bisa dianalisis oleh algoritma CatBoost.

4. Data Pelatihan (Training / Validation)

Dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu data Training dan data Validasi.

a. Data Training dimanfaatkan untuk mengajarkan model bagaimana mengenali pola dari vektor fitur.
b. Data Validasi digunakan untuk menilai kinerja model selama sesi latihan dan untuk menghindari overfitting.

5. Membuat Pohon Keputusan

CatBoost membangun sejumlah pohon keputusan secara berurutan menggunakan metode gradient boosting. Setiap pohon tersebut dibuat untuk memperbaiki kesalahan yang dihasilkan oleh pohon sebelumnya sehingga meningkatkan akurasi model.

6. Model Klasifikasi

Setelah pelatihan selesai, model klasifikasi CatBoost yang diperoleh akan dapat mengenali pola dalam vektor fitur serta membedakan setiap jenis penyakit kulit pada kucing.

7. Prediksi Kelas

Model yang sudah dilatih ini kemudian digunakan untuk memperkirakan kelas dari data baru berdasarkan vektor fitur yang diterima.

8. Hasil Output

Sistem menunjukkan hasil akhir yang berupa kategori penyakit yang diprediksi, seperti scabies, ringworm, kutuan, atau normal.

9. Selesai

Proses pengklasifikasian telah selesai dan hasil prediksi dapat digunakan sebagai referensi untuk identifikasi penyakit kulit pada kucing.

3.5. Pengumpulan Dataset

Penelitian ini Adalah penelitian Feature Extraction (Ektraksi Fitur) yang merupakan mengonversi data asli menjadi atribut yang memiliki makna dan teratur agar algoritma pembelajaran mesin dapat menafsirkannya dengan mudah. Proses ini menyusun data yang rumit ke dalam variabel yang jelas dan berguna untuk memudahkan pemahaman terhadap pola serta koneksi yang terdapat dalam data.

Tahapan ini menyiapkan data dalam format yang mendukung analisis serta ramalan yang efisien (GEEKS, 2026). Data yang dipakai untuk penelitian ini adalah kumpulan gambar mengenai penyakit kulit pada kucing yang didapatkan dari Kaggle (Cat Skin Disease V2) *https://www.kaggle.com/datasets/adityavahreza/cat-skin-disease-v2* dan Roboflow Universe (Cat Skin Disease Classification Computer Vision Dataset) *https://universe. roboflow.com/alvian-i1njf/cat-skin-disease-classification-b18ja*. Kumpulan data ini berisi total 1000 gambar, terklasifikasikan dalam 4 kategori dengan jumlah yang setara, yaitu masing-masing 250 gambar untuk: Scabies (250 gambar), Normal (250 gambar), Jamur (250 gambar), dan Kutu (250 gambar) (Aji et al., 2025).

SACBIES MENULAR	KUTU	JAMUR	NORMAL
			

Gambar 3.7 Sample Acak keadaan Kucing

Tahap pengumpulan dataset merupakan salah satu tahapan penting dalam penelitian ini karena kualitas dataset sangat mempengaruhi performa model klasifikasi yang dihasilkan. Dataset yang digunakan berupa citra kulit kucing yang terdiri dari empat kategori penyakit kulit, yaitu scabies menular, jamur, kutu, dan non-scabies. Dataset yang digunakan memiliki variasi kondisi pencahayaan, warna bulu, posisi pengambilan gambar, serta tingkat keparahan penyakit sehingga model dapat mempelajari berbagai karakteristik visual penyakit kulit secara lebih baik.

Jumlah dataset yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 1000 citra yang terbagi menjadi empat kelas. Pembagian dataset dilakukan agar model dapat mempelajari pola visual dari masing-masing kategori penyakit kulit pada kucing secara optimal.

Tabel 3.1 Distribusi Dataset

No	Kelas Dataset	Jumlah Data
1	Scabies Menular	250
2	Jamur	250
3	Kutu	250
4	Non-Scabies	250
	Total	1000

Dataset scabies menular terdiri dari citra kulit kucing yang mengalami infeksi scabies dengan ciri-ciri seperti kerontokan bulu, kulit bersisik, bercak merah, luka, dan keropeng pada kulit. Dataset jamur terdiri dari citra kulit kucing yang mengalami infeksi jamur dengan gejala seperti bercak melingkar dan kerontokan bulu pada area tertentu. Dataset kutu terdiri dari citra kulit kucing yang mengalami gangguan kulit akibat infestasi kutu yang menyebabkan rasa gatal dan iritasi kulit. Sedangkan dataset non-scabies terdiri dari citra kulit kucing normal tanpa indikasi penyakit kulit.

Sebelum digunakan pada proses pelatihan model, seluruh dataset dilakukan pengecekan kualitas gambar untuk memastikan citra dapat diproses dengan baik oleh sistem. Tahap ini bertujuan untuk menghindari penggunaan gambar yang rusak, buram, atau tidak sesuai dengan kategori kelas yang ditentukan.

Setelah proses pengecekan selesai, dataset kemudian dibagi menjadi data training dan data testing menggunakan rasio 60:40.

3.6. Preprocessing Data

Tahapan ini mencakup berbagai langkah krusial untuk menyiapkan data yang akan digunakan dalam analisis dan pembuatan model (Levi Sabili et al., 2024). Tahap preprocessing data merupakan proses awal yang dilakukan sebelum data diproses menggunakan metode transfer learning MobileNetV2 dan algoritma CatBoost. Tahap ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas dataset, menyeragamkan ukuran citra, serta mempermudah model dalam mempelajari pola visual pada citra penyakit kulit kucing.

Preprocessing data sangat penting dalam penelitian berbasis computer vision karena kualitas citra yang tidak seragam dapat mempengaruhi performa model klasifikasi. Pada penelitian ini, preprocessing data dilakukan melalui beberapa tahapan yaitu resize image, normalisasi data, label encoding, dan pembagian dataset.

3.6.1 Resize Image

Tahap resize image dilakukan untuk menyeragamkan ukuran seluruh citra yang digunakan pada dataset. Seluruh gambar diubah ukurannya menjadi 224 × 224 piksel agar sesuai dengan ukuran input standar arsitektur MobileNetV2.

Proses resize bertujuan agar model dapat memproses seluruh citra dengan ukuran yang sama sehingga proses ekstraksi fitur dapat berjalan secara optimal. Selain itu, resize image juga membantu mengurangi beban komputasi selama proses pelatihan model. Sebelum dilakukan resize, ukuran citra pada dataset memiliki dimensi yang berbeda-beda karena berasal dari berbagai sumber dataset. Setelah proses resize dilakukan, seluruh citra memiliki ukuran yang seragam sehingga memudahkan proses training dan testing model.

3.6.2 Normalisasi Data

Tahap normalisasi dilakukan untuk mengubah rentang nilai piksel citra menjadi lebih kecil sehingga proses pelatihan model menjadi lebih stabil dan cepat. Nilai piksel pada citra RGB awalnya berada pada rentang 0–255, kemudian dinormalisasi menjadi rentang 0–1. Rumus normalisasi yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$x' = \frac{x}{225}$$

Keterangan:

x' = nilai piksel hasil normalisasi

x = nilai piksel asli

Contoh Perhitungan Manual Normalisasi

Misalnya terdapat nilai piksel sebesar 180, maka proses normalisasi dilakukan sebagai berikut:

$$x' = \frac{180}{225}$$

$$x' = 0{,}705$$

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, nilai piksel 180 berubah menjadi 0,705 setelah dilakukan normalisasi. Normalisasi membantu mempercepat proses konvergensi model deep learning dan mengurangi kemungkinan terjadinya overfitting selama proses pelatihan.

3.6.3 Label Encoding

Tahap label encoding dilakukan untuk mengubah label kategori penyakit kulit menjadi bentuk numerik agar dapat diproses oleh model machine learning. Pada penelitian ini digunakan empat kelas penyakit kulit sehingga masing-masing kelas diberikan label numerik sebagai berikut:

Tabel 3.2 Label Enconding

Kelas	Label
Scabies Menular	0
Jamur	1
Kutu	2
Non-Scabies	3

Label encoding bertujuan agar algoritma CatBoost dapat mengenali setiap kategori kelas dalam bentuk angka sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan dengan lebih efektif.

3.6.4 Pembagian Dataset

Setelah preprocessing selesai dilakukan, dataset kemudian dibagi menjadi data training dan data testing menggunakan rasio 60:40.

1. Data training digunakan untuk melatih model.
2. Data testing digunakan untuk menguji performa model.

Pembagian dataset dilakukan secara acak agar distribusi data pada masing-masing kelas tetap seimbang.

Data training digunakan untuk melatih model MobileNetV2 dan CatBoost, sedangkan data testing digunakan untuk menguji performa model dalam melakukan klasifikasi citra penyakit kulit pada kucing.

Tabel 3.3 Pembagian Dataset

Dataset	Jumlah Data
Data Training	587
Data Testing	413
Total	1000

Data training sebanyak 587 citra digunakan dalam proses pelatihan model agar sistem dapat mempelajari pola visual dari masing-masing kategori penyakit kulit. Sedangkan data testing sebanyak 413 citra digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang belum pernah diproses sebelumnya. Penggunaan pembagian dataset 60:40 dipilih karena mampu memberikan keseimbangan antara jumlah data pelatihan dan data pengujian sehingga model dapat menghasilkan performa klasifikasi yang optimal.

3.7 Ekstraksi Fitur Menggunakan MobileNetV2

Tahap ekstraksi fitur merupakan proses penting dalam penelitian ini karena bertujuan untuk mengambil informasi visual penting dari citra kulit kucing. Pada penelitian ini digunakan metode transfer learning dengan arsitektur MobileNetV2 untuk mengekstraksi fitur citra penyakit kulit pada kucing. MobileNetV2 dipilih karena memiliki performa yang baik dalam pengolahan citra digital dengan kebutuhan komputasi yang lebih ringan dibandingkan arsitektur deep learning lainnya. Selain itu, MobileNetV2 mampu menghasilkan representasi fitur yang efektif sehingga cocok digunakan pada penelitian klasifikasi citra penyakit kulit kucing.

Pada penelitian ini, model MobileNetV2 menggunakan bobot pretrained ImageNet. Penggunaan pretrained model bertujuan agar sistem dapat memanfaatkan pengetahuan yang telah dipelajari sebelumnya pada dataset berskala besar sehingga proses pelatihan menjadi lebih cepat dan efisien.

3.7.1 Proses Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi fitur dilakukan dengan memasukkan citra hasil preprocessing ke dalam model MobileNetV2. Citra yang telah melalui proses resize

dan normalisasi kemudian diproses oleh convolution layer pada MobileNetV2 untuk menghasilkan feature vector. Tahapan ekstraksi fitur pada penelitian ini dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Citra input berukuran 224 × 224 piksel dimasukkan ke model MobileNetV2.
2. Model melakukan proses convolution untuk mengenali pola visual pada citra.
3. MobileNetV2 mengekstraksi fitur penting seperti tekstur kulit, kerontokan bulu, luka, bercak merah, dan keropeng.
4. Hasil ekstraksi fitur direpresentasikan dalam bentuk feature vector.
5. Feature vector digunakan sebagai input pada algoritma CatBoost.

Proses ekstraksi fitur bertujuan agar sistem dapat mengenali karakteristik visual dari masing-masing kategori penyakit kulit pada kucing.

3.7.2 Arsitektur MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dirancang untuk menghasilkan performa tinggi dengan kebutuhan komputasi yang lebih ringan. Arsitektur MobileNetV2 terdiri dari beberapa komponen utama yaitu:

1. Convolution Layer

Digunakan untuk mengekstraksi fitur dasar pada citra seperti garis, warna, dan tekstur.

2. Depthwise Separable Convolution

Digunakan untuk mengurangi jumlah parameter dan mempercepat proses komputasi.

3. Inverted Residual Block

Berfungsi untuk mempertahankan informasi penting selama proses ekstraksi fitur.

4. Linear Bottleneck

Digunakan untuk mengurangi kehilangan informasi fitur pada proses komputasi.

5. Global Average Pooling

Digunakan untuk menghasilkan feature vector sebelum masuk ke tahap klasifikasi. Penggunaan MobileNetV2 pada penelitian ini memberikan keuntungan berupa proses pelatihan yang lebih cepat, penggunaan memori yang lebih ringan, dan kemampuan ekstraksi fitur yang baik.

3.7.3 Hasil Ekstraksi Fitur

Setelah proses ekstraksi fitur dilakukan, setiap citra menghasilkan representasi fitur dalam bentuk feature vector. Feature vector tersebut berisi informasi penting mengenai pola visual penyakit kulit pada kucing. Fitur yang berhasil dikenali oleh MobileNetV2 meliputi:

1. Kerontokan bulu
2. Bercak merah pada kulit
3. Luka pada area kulit
4. Tekstur kulit bersisik
5. Keropeng akibat infeksi
6. Pola kulit akibat jamur
7. Iritasi akibat kutu

Fitur-fitur tersebut digunakan oleh algoritma CatBoost untuk membedakan masing-masing kategori penyakit kulit. Hasil ekstraksi fitur menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mengenali pola visual pada citra penyakit kulit dengan baik sehingga membantu meningkatkan performa klasifikasi.

3.7.4 Implementasi Transfer Learning

Pada penelitian ini digunakan pendekatan transfer learning dengan memanfaatkan model MobileNetV2 pretrained ImageNet. Transfer learning digunakan karena mampu mempercepat proses pelatihan model dan meningkatkan performa klasifikasi pada dataset yang jumlahnya terbatas. Lapisan awal MobileNetV2 digunakan sebagai feature extractor karena telah mampu mengenali pola dasar citra seperti tepi, warna, tekstur, dan bentuk objek. Sedangkan lapisan akhir disesuaikan dengan kebutuhan klasifikasi penyakit kulit pada kucing.

Keuntungan penggunaan transfer learning pada penelitian ini antara lain:

1. Mempercepat proses pelatihan model.
2. Mengurangi kebutuhan dataset dalam jumlah besar.
3. Menghasilkan akurasi klasifikasi yang lebih baik.
4. Mengurangi risiko overfitting.
5. Meningkatkan efisiensi komputasi.

Dengan penggunaan transfer learning MobileNetV2, sistem mampu menghasilkan representasi fitur citra yang efektif sehingga proses klasifikasi menggunakan CatBoost dapat berjalan dengan optimal.

3.8 Klasifikasi Menggunakan Catboost

Tahap klasifikasi merupakan proses penentuan kategori penyakit kulit pada kucing berdasarkan fitur hasil ekstraksi menggunakan MobileNetV2. Pada penelitian ini digunakan algoritma CatBoost sebagai metode klasifikasi karena memiliki performa yang baik dalam menangani data kompleks dan mampu mengurangi risiko overfitting. CatBoost termasuk ke dalam algoritma gradient boosting yang bekerja dengan membangun sejumlah decision tree secara bertahap

untuk memperbaiki kesalahan prediksi pada iterasi sebelumnya. Algoritma ini dipilih karena mampu menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi serta memiliki stabilitas yang baik pada proses pelatihan model. Feature vector hasil ekstraksi MobileNetV2 digunakan sebagai input utama pada proses klasifikasi menggunakan CatBoost.

3.8.1 Proses Klasifikasi CatBoost

Proses klasifikasi dilakukan setelah seluruh citra berhasil diekstraksi menggunakan MobileNetV2. Tahapan proses klasifikasi pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Feature vector hasil ekstraksi fitur digunakan sebagai data input.
2. Dataset dibagi menjadi data training dan data testing.
3. Model CatBoost dilatih menggunakan data training.
4. Model melakukan proses pembelajaran pola data pada masing-masing kategori penyakit kulit.
5. Setelah proses training selesai, model diuji menggunakan data testing.
6. Sistem menghasilkan prediksi kategori penyakit kulit berupa:
    a. Scabies Menular
    b. Jamur
    c. Kutu
    d. Non-Scabies

Pada tahap training, CatBoost membangun decision tree secara bertahap untuk meningkatkan kemampuan prediksi model. Setiap iterasi dilakukan untuk memperbaiki kesalahan klasifikasi sebelumnya sehingga model dapat menghasilkan performa yang lebih optimal.

3.8.2 Parameter CatBoost

Tabel 3.4 Parameter CatBoost

Parameter	Nilai
Iterations	50
Learning Rate	1
Depth	16
Loss Function	MultiClass
Random State	42

Penjelasan parameter:

1. Iterations, Menentukan jumlah iterasi atau jumlah pohon keputusan yang dibangun pada proses boosting.
2. Learning Rate, Mengatur kecepatan pembelajaran model dalam memperbaiki kesalahan prediksi.
3. Depth, Menentukan kedalaman decision tree yang digunakan dalam proses klasifikasi.
4. Loss Function, Menggunakan MultiClass karena penelitian ini memiliki empat kategori kelas.
5. Random State, Digunakan untuk menjaga konsistensi hasil pelatihan model.

Penggunaan parameter tersebut bertujuan untuk menghasilkan performa klasifikasi yang optimal pada sistem deteksi penyakit kulit kucing.

3.8.3 Proses Training Model

Tahap training dilakukan menggunakan data training sebanyak 800 citra. Pada tahap ini, model CatBoost mempelajari pola feature vector hasil ekstraksi MobileNetV2 dari masing-masing kategori penyakit kulit. Selama proses training, model melakukan pembelajaran terhadap pola visual seperti:

1. Kerontokan bulu akibat scabies
2. Bercak jamur pada kulit

3. Iritasi akibat kutu
4. Kondisi kulit normal

Model CatBoost kemudian membangun decision tree secara bertahap untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi terhadap masing-masing kelas penyakit kulit. Proses training dilakukan hingga seluruh iterasi selesai dan model mencapai performa yang optimal.

3.8.4 Hasil Klasifikasi

Berdasarkan hasil pengujian, sistem berhasil melakukan klasifikasi penyakit kulit pada kucing ke dalam empat kategori kelas dengan tingkat performa yang baik. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa kombinasi MobileNetV2 dan CatBoost mampu mengenali pola visual penyakit kulit secara efektif. MobileNetV2 berhasil mengekstraksi fitur penting dari citra sedangkan CatBoost mampu melakukan klasifikasi berdasarkan feature vector yang dihasilkan.

Sistem yang dibangun mampu membantu proses identifikasi awal penyakit kulit pada kucing secara otomatis, cepat, dan efisien sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu dalam proses diagnosis awal penyakit kulit pada hewan peliharaan.

3.8.5 Algoritma CatBoost Clasifier

CatBoost adalah algoritma yang mampu mengatasi masalah klasifikasi dan regresi[. Kata *"CatBoost"* merupakan singkatan dari *"Categorical Boosting,"* dan dirancang untuk mengelola data kategorikal secara lebih efisien tanpa perlu pra-pemrosesan intensif seperti *one-hot encoding*, yang umumnya diperlukan oleh algoritma lain. *CatBoost* termasuk dalam keluarga algoritma *gradient boosting,* namun dilengkapi dengan peningkatan khusus yang membuatnya lebih stabil, lebih

cepat, dan mampu menangani fitur kategorikal secara langsung. Algoritma ini beroperasi dengan teknik *boosting*, yaitu membangun model secara bertahap dan memperbaiki kesalahan prediksi dari model sebelumnya. Pada dasarnya, *CatBoost* melatih sejumlah pohon keputusan (*decision trees*) di setiap tahap *boosting*. Di setiap iterasi, model berusaha meminimalkan kerugian (*loss*) dengan menekankan pada contoh-contoh yang sebelumnya salah diklasifikasikan. Dengan pendekatan boosting, *CatBoost* membangun model secara progresif untuk meningkatkan akurasi, terutama saat menghadapi data kategorikal dan mencegah *overfitting.* Algoritma boosting seperti *CatBoost* mengadopsi prinsip gradient boosting untuk mengurangi fungsi kerugian secara bertahap. Secara umum, pada setiap iterasi t, model membuat pohon baru berdasarkan gradien (turunan pertama) dari fungsi kerugian terhadap prediksi sebelumnya (Pahlevi et al., 2024).

Pada fase ini, dataset yang sudah melalui tahap pra-pemrosesan awal dibagi menjadi dua kelompok, yakni data training dan data testing. Data training dipakai untuk melatih model *CatBoost*, sedangkan data testing digunakan untuk menguji efektivitas model tersebut. Rasio pembagiannya adalah 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Model *CatBoostClassifier* dilatih dengan parameter yang telah disetel, termasuk learning_rate=1, depth=16, dan iterations=50. Pelatihan dilakukan menggunakan data training beserta fitur kategorikal yang sudah ditentukan. CatBoost menggunakan metode gradient boosting untuk mengembangkan model secara bertahap, dengan menambahkan pohon keputusan baru untuk menekan kesalahan yang terjadi pada model sebelumnya (Levi Sabili et al., 2024).

3.9. Evaluasi Model

Data yang telah diklasifikasikan akan dianalisis untuk mengevaluasi seberapa tepat dan berhasil model dalam mengidentifikasi jenis tanah dari gambar digital yang diberikan. Analisis ini akan terfokus pada seberapa sukses proses klasifikasi dan juga memvisualisasikan hasilnya melalui confusion matrix. Keberhasilan klasifikasi diukur dengan membandingkan jumlah prediksi yang akurat dengan keseluruhan data uji. Pendekatan ini sangat sederhana dan sering diterapkan dalam klasifikasi gambar karena memberikan wawasan umum mengenai ketepatan model dalam mengenali objek dari gambar digital. Untuk menekankan hasil klasifikasi model, confusion matrix dipakai sebagai alat visual. Confusion matrix menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kategori dalam format tabel, sehingga dapat memudahkan dalam menemukan kesalahan klasifikasi. Keterlibatan confusion matrix sangat krusial terutama dalam klasifikasi multi-kelas, karena dapat menjelaskan apakah model cenderung keliru dalam membedakan kategori tertentu. (Eka, 2024).

Evaluasi suatu model adalah langkah untuk mengevaluasi seberapa baik performa model pembelajaran mesin terhadap data yang belum pernah ditemui sebelumnya dengan menggunakan bermacam metrik serta teknik. Proses evaluasi ini menjamin bahwa model tidak sekadar mengingat data pelatihan, melainkan juga sanggup melakukan generalisasi dalam situasi yang baru. Model klasifikasi mengalokasikan input ke label yang telah ditentukan sebelumnya. Kinerjanya dapat dinilai dengan menggunakan *akurasi, presisi, recall, dan skor F1* (Geeks, 2025).

1. Akurasi (*Accuracy*)

Akurasi adalah salah satu metrik yang paling umum digunakan dalam proses klasifikasi. Metrik ini mengukur seberapa besar proporsi prediksi yang benar dibandingkan dengan keseluruhan dataset. Akurasi dapat dihitung menggunakan rumus 1 sebagai berikut:

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

Walaupun akurasi sering dijadikan sebagai alat ukur untuk menilai kinerja klasifikasi, akurasi tidak selalu efektif ketika ada ketidakseimbangan dalam distribusi kelas. Di dalam dataset yang tidak seimbang, model dapat nampak memiliki akurasi tinggi meskipun kurang mampu mengenali kelas yang minoritas.

2. Presisi (Precision)

Metrik presisi digunakan untuk menilai seberapa akurat model dalam menghasilkan prediksi positif. Nilai prediksi yang tinggi menunjukkan bahwa model jarang melakukan kesalahan dalam memberikan label positif. Metrik presisi dapat dihitung menggunakan rumus berikut ini:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Metrik presisi memiliki peranan penting dalam situasi di mana kesalahan positif memiliki konsekuensi yang signifikan, seperti dalam klasifikasi email spam dan non-spam. Sangat berbahaya jika sebuah email

yang seharusnya bukan spam dianggap sebagai spam. Email tersebut akan masuk ke folder sampah dan tidak akan pernah dibaca .

3. Recall (*Sensitivity atau True Positive Rate*)

Metrik Recall berguna untuk menilai seberapa efektif model dalam menangkap semua data positif yang tersedia. Pengukuran *recall* sangat tepat diterapkan pada situasi-situasi yang ingin mengurangi angka *false negative*. Contohnya dalam sektor kesehatan: kesalahan dalam mendiagnosis pasien yang sebenarnya mengalami penyakit, tetapi terdeteksi sebagai tidak sakit, dapat mengakibatkan konsekuensi yang sangat serius . Metode untuk menghitung nilai recall ditunjukkan melalui rumus 3 berikut:

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

4. F1-Score

Metrik F1 Score ialah rata-rata harmonis dari precision dengan *recall*. *F1 Score* lebih menggambarkan keadaan dibandingkan menilai precision dan recall secara terpisah. Oleh karena itu, metrik *F1 Score* akan sesuai diterapkan dalam situasi data yang tidak seimbang. Penghitungan metrik *F1 Score* dilakukan menggunakan persamaan 4 berikut:

$$f1 - Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$

Menggabungkan *presisi dan recall* menjadi satu metrik.

5. ROC-AUC

Dalam machine learning, sangat penting untuk mengetahui sejauh mana sebuah model mampu menghasilkan prediksi yang akurat, khususnya pada permasalahan klasifikasi biner yang melibatkan dua kategori kelas.

Salah satu teknik evaluasi yang banyak diterapkan untuk tujuan tersebut adalah ROC-AUC. Metode ini digunakan untuk menilai performa model dalam membedakan data yang termasuk ke dalam kelas positif maupun negatif. Untuk memahami penggunaannya, perlu diketahui terlebih dahulu konsep dasar, cara perhitungan, serta alasan mengapa ROC-AUC menjadi salah satu metrik yang penting dalam proses evaluasi model.

ROC (Receiver Operating Characteristic) merupakan representasi grafik yang digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi biner. Grafik ini menunjukkan kemampuan model dalam membedakan kelas positif dan kelas negatif dengan mempertimbangkan berbagai nilai threshold (ambang batas) probabilitas yang digunakan dalam proses pengambilan Keputusan (Ryan, 2024). Sementara Area Under the Curve (AUC) merupakan metrik kinerja yang digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan antar kelas. AUC digunakan untuk mengukur akurasi keseluruhan model klasifikasi, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan kinerja yang lebih baik (Lyzr, 2024). Melalui kurva ROC, dapat diketahui seberapa baik model mengidentifikasi data yang termasuk ke dalam suatu kelas dan membedakannya dari kelas lainnya. Namun, karena penelitian ini melibatkan klasifikasi multikelas yang terdiri dari empat kategori, yaitu Jamur, Kutu, Non Scabies, dan Scabies Menular, maka diperlukan pendekatan khusus agar ROC dapat diterapkan. Salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah One-vs-Rest (OvR).

One-vs-Rest (OvR) merupakan salah satu metode evaluasi pada klasifikasi multikelas yang dilakukan dengan membandingkan setiap kelas

terhadap seluruh kelas lainnya secara bergantian. Pada metode ini, satu kelas ditetapkan sebagai kelas positif, sedangkan semua kelas yang tersisa digabungkan dan dianggap sebagai kelas negatif. Dengan pendekatan tersebut, permasalahan klasifikasi multikelas dapat diubah menjadi beberapa permasalahan klasifikasi biner. Hal ini memungkinkan penggunaan berbagai metrik evaluasi klasifikasi biner, seperti ROC Curve dan AUC, untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan setiap kelas dari kelas-kelas lainnya (Trevisan, 2022). Pada penelitian ini, nilai AUC dihitung untuk setiap kelas yang diuji menggunakan pendekatan OvR. Selanjutnya, untuk memperoleh nilai ROC-AUC keseluruhan, dilakukan perhitungan rata-rata dari seluruh nilai AUC yang diperoleh pada masing-masing kelas. Perhitungan tersebut menggunakan rumus sebagai berikut:

$$ROC - AUC = \frac{\sum AUC}{Jumlah\ Kelas}$$

Menurut (Çorbacıoğlu & Aksel, 2023) Setelah nilai ROC-AUC keseluruhan diperoleh melalui perhitungan rata-rata nilai AUC dari setiap kelas, langkah selanjutnya adalah menilai kualitas performa model berdasarkan nilai tersebut. Acuan yang digunakan untuk menilai tingkat performa model ditunjukkan pada tabel kriteria penilaian AUC berikut.

Tabel 3.5. Penjelasan Nilai ROC-AUC

Nilai AUC	Interpretasi	Penjelasan
0,9 ≤ AUC < 1	Excellent (Baik sekali)	Model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan antar kelas. Tingkat kesalahan klasifikasi sangat rendah.

$0,8 \leq AUC < 0,9$	Considerable (Baik)	Model memiliki performa yang baik dan mampu membedakan kelas dengan tingkat akurasi yang tinggi.
$0,7 \leq AUC < 0,8$	Fair (Cukup Baik)	Model memiliki kemampuan klasifikasi yang cukup baik, namun masih terdapat kemungkinan kesalahan dalam membedakan kelas.
$0,6 \leq AUC < 0,7$	Poor (Kurang Baik)	Model memiliki kemampuan klasifikasi yang kurang baik sehingga hasil prediksinya belum dapat diandalkan sepenuhnya.
$0,5 \leq AUC < 0,6$	Fail (Gagal)	Model gagal membedakan antar kelas dengan baik dan performanya mendekati tebakan acak (random guessing).

6. Cohen's Kappa

Cohen's Kappa merupakan salah satu metrik statistik yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dalam pembelajaran mesin. Metrik ini mengukur tingkat kesepakatan antara hasil prediksi model dan data aktual pada label kategorikal dengan mempertimbangkan kemungkinan kesepakatan yang terjadi secara kebetulan. Berbeda dengan akurasi biasa, Kappa Cohen memberikan penilaian yang lebih objektif karena mengoreksi pengaruh kesepakatan acak. Oleh karena itu, metrik ini sangat bermanfaat pada dataset yang tidak seimbang, yaitu ketika jumlah data pada suatu kelas jauh lebih banyak

dibandingkan kelas lainnya (Cadili et al., 2025). Cohen's Kappa dihitung menggunakan rumus:

$$\kappa = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e}$$

Dimana *Po* merupakan tingkat kesepakatan yang diamati (observed agreement), yaitu proporsi prediksi yang sesuai dengan nilai aktual atau dapat diartikan sebagai akurasi keseluruhan model. Sementara itu *Pe* merupakan tingkat kesepakatan yang diharapkan (expected agreement), yaitu kemungkinan kesesuaian antara hasil prediksi dan nilai aktual yang terjadi secara kebetulan.

Pada proses perhitungannya, nilai *Po* diperoleh dari jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan seluruh data yang diuji. Sedangkan nilai *Pe* dihitung berdasarkan probabilitas kesesuaian antara distribusi kelas aktual dan distribusi kelas hasil prediksi. Dengan kata lain, *Pe* menunjukkan peluang terjadinya kesepakatan secara acak tanpa mempertimbangkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi (Cadili et al., 2025). Setelah nilai Cohen's Kappa diperoleh dari hasil perhitungan, nilai tersebut kemudian diinterpretasikan menggunakan kriteria penilaian Cohen's Kappa untuk mengetahui tingkat kesepakatan antara hasil Data Prediksi (*Po)* dan Data Actual *(Pe)*. Untuk memudahkan interpretasi nilai koefisien kappa, beberapa ahli telah mengelompokkan nilai tersebut ke dalam beberapa kategori tingkat kesepakatan (Widhiarso, 2022). Salah satu klasifikasi yang banyak digunakan adalah yang dikemukakan oleh (Landis & Koch, 1977), yaitu tabel sebagai berikut:

Tabel 3.6. Penjelasan Nilai Kappa

Nilai Kappa	Interpretasi	Penjelasan
$\kappa < 0,00$	Poor Agreement (Kesepakatan Sangat Buruk)	Menunjukkan tingkat kesepakatan yang sangat rendah atau bahkan lebih buruk daripada kesepakatan yang terjadi secara acak. Hasil klasifikasi atau penilaian tidak dapat diandalkan.
$0,00 < \kappa < 0,20$	Slight Agreement (Kesepakatan Cukup Buruk)	Menunjukkan adanya kesepakatan yang sangat lemah antara dua penilai atau metode. Tingkat kecocokan masih rendah sehingga hasil belum dapat dianggap baik.
$0,21 < \kappa < 0,40$	Fair Agreement (Kesepakatan Kurang Baik)	Menunjukkan tingkat kesepakatan yang cukup. Hasil yang diperoleh sudah lebih baik dibandingkan kategori sebelumnya, tetapi masih terdapat banyak ketidaksesuaian.
$0,41 < \kappa < 0,60$	Moderate Agreement (Kesepakatan Cukup Baik)	Menunjukkan tingkat kesepakatan sedang. Hasil klasifikasi atau penilaian sudah cukup baik dan dapat diterima dalam beberapa penelitian. Menunjukkan tingkat kesepakatan yang tinggi. Hasil yang diperoleh memiliki reliabilitas yang baik dan dapat dipercaya.
$0,61 < \kappa < 0,80$	Substantial Agreement (Kesepakatan Baik)	Menunjukkan tingkat kesepakatan yang tinggi. Hasil yang diperoleh memiliki reliabilitas yang baik dan dapat dipercaya.
$0,81 < \kappa < 1,00$	Almost Perfect Agreement (Kesepakatan Sempurna)	Menunjukkan tingkat kesepakatan yang sangat tinggi atau hampir sempurna. Hasil

		klasifikasi atau penilaian memiliki konsistensi yang sangat baik dan sangat dapat diandalkan .

3.9.1 Perhitungan Accuracy

Accuracy digunakan untuk mengetahui tingkat ketepatan model dalam melakukan klasifikasi terhadap seluruh data testing. Rumus accuracy:

$$Accuracy = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Jumlah\ Seluruh\ Data}$$

$$Accuracy = \frac{320}{413}$$

Accuracy = 0,77 = 77%, Berdasarkan hasil perhitungan tersebut diperoleh nilai accuracy sebesar 77%. Nilai accuracy tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi penyakit kulit pada kucing dengan tingkat ketepatan yang baik.

3.9.2 Perhitungan Precision

Precision digunakan untuk mengetahui tingkat ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas. Pada penelitian ini dilakukan contoh perhitungan precision untuk kelas scabies. Rumus precision:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

a. Perhitungan pada Jamur diketahui:

1. TP = 59
2. FP = 6+ 6 + 6 = 18

Maka

$$Precision = \frac{59}{59 + 18}$$

$$Precision = \frac{59}{77}$$

$$Precision = 0{,}7662$$

$Precision = 76{,}62\%$ Nilai precision sebesar 76,62 % menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi kelas Jamur dengan baik.

b. Perhitungan pada Kutu diketahui :

1. TP = 90
2. FP = 21 + 1 + 4 = 26

Maka

$$Precision = \frac{90}{90 + 26}$$

$$Precision = \frac{90}{116}$$

$$Precision = 0{,}7758$$

$Precision = 77{,}58\%$ Nilai precision sebesar 77,58 % menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi kelas Kutu dengan baik.

c. Perhitungan pada Non-Scabies diketahui :

1. TP = 92
2. FP = 7 + 1 + 10 = 18

Maka

$$Precision = \frac{92}{92 + 18}$$

$$Precision = \frac{92}{110}$$

$$Precision = 0{,}8363$$

$Precision = 83{,}63\%$ Nilai precision sebesar 83,63 % menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi kelas Non-Scabies dengan baik.

d. Perhitungan pada Scabies Menular diketahui :

1. TP = 79
2. FP = 15+ 6 + 10 = 31

Maka

$$Precision = \frac{79}{79 + 31}$$

$$Precision = \frac{79}{110}$$

$$Precision = 0{,}7181$$

$Precision = 71{,}81\%$ Nilai precision sebesar 71,81 % menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi kelas Scabies Menular dengan baik.

3.9.3 Perhitungan Recall

Recall digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data positif pada suatu kelas. Rumus recall:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

a. Perhitungan pada Jamur diketahui:

1. TP = 59
2. FN = 21 + 7 + 15 = 43

Maka

$$Recall = \frac{59}{59 + 43}$$

$$Recall = \frac{59}{102}$$

$$Recall = 0{,}5784$$

$Recall = 57{,}84\%$

Nilai recall sebesar 57,84% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar data Jamur dengan baik diatas 50%.

b. Perhitungan pada Kutu diketahui :

1. TP = 90

2. FN = 6 + 1 + 6 = 13

Maka

$$Recall = \frac{90}{90 + 13}$$

$$Recall = \frac{90}{103}$$

$$Recall = 0{,}8737$$

$$Recall = 87{,}37\%$$

Nilai recall sebesar 87,37% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar data Jamur dengan baik diatas 50%.

c. Perhitungan pada Non-Scabies diketahui :

1.TP = 92

2. FN = 6 + 1 + 10 = 17

Maka

$$Recall = \frac{92}{92 + 27}$$

$$Recall = \frac{92}{109}$$

$$Recall = 0{,}8440$$

$$Recall = 84{,}40\%$$

Nilai recall sebesar 84,40% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar data Non-Scabies dengan baik diatas 50%.

d. Perhitungan pada Scabies Menular diketahui :

1. TP = 79

2. FN = 6 + 4 + 10 = 20

Maka

$$Recall = \frac{79}{79 + 20}$$

$$Recall = \frac{79}{99}$$

$$Recall = 0{,}7979$$

$$Recall = 79{,}79\%$$

Nilai recall sebesar 79,79% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar data Scabies Menular dengan baik diatas 50%.

3.9.4 Perhitungan F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall.

a. Perhitungan F1-Score pada Jamur :

$$F1 = 2\ X\ \frac{Precision\ x\ Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 = 2\ X\ \frac{0{,}7662\ x\ 0{,}5784}{0{,}7662 + 0{,}5784}$$

$$F1 = 2\ X\ \frac{0{,}443170}{1{,}3446}$$

$$F1 = 0{,}6591$$

$$F1 = 65{,}91\%$$

Nilai F1-Score sebesar 65,91% menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara precision dan recall.

b. Perhitungan F1-Score pada Kutu :

$$F1 = 2\ X\ \frac{Precision\ x\ Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 = 2\ X\ \frac{0{,}7758\ x\ 0{,}8737}{0{,}7758 + 0{,}8737}$$

$$F1 = 2\ X\ \frac{0{,}67781}{1{,}6495}$$

$$F1 = 0{,}8218$$

$$F1 = 82{,}18\%$$

Nilai F1-Score sebesar 82,18% menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara precision dan recall

c. Perhitungan F1-Score pada Non Scabies :

$$F1 = 2\ X\ \frac{Precision\ x\ Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 = 2\ X\ \frac{0{,}8363\ x\ 0{,}8440}{0{,}8363 + 0{,}8440}$$

$$F1 = 2\ X\ \frac{0{,}70583}{1{,}6803}$$

$$F1 = 0{,}8401$$

$$F1 = 84{,}01\%$$

Nilai F1-Score sebesar 84,01% menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara precision dan recall

d. Perhitungan F1-Score pada Sbies Menular :

$$F1 = 2\ X\ \frac{Precision\ x\ Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 = 2\ X\ \frac{0{,}7181x\ 0{,}7979}{0{,}7181 + 0{,}7979}$$

$$F1 = 2\ X\ \frac{0{,}57297}{1{,}516}$$

$$F1 = 0{,}7558$$

$$F1 = 75{,}58\%$$

Nilai F1-Score sebesar 75,58% menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara precision dan recall.

3.9.5. Perhitungan ROC-AUC dan Cohen's Kappa

a. Cohen's Kappa

Rumus Cohen's Kappa:

$$K = \frac{P_O - P_e}{1 - P_e}$$

Keterangan:

κ = Cohen's Kappa

Po = Observed Agreement

Pe = Expected Agreement

Menghitung Observed Agreement (Po) Observed Agreement diperoleh dari jumlah prediksi benar :

Tabel 3.7 Menghitung Observed Agreement (Po)

Kelas	Prediksi Benar
Jamur	59
Kutu	90
Non Scabies	92
Scabies Menular	79

Total prediksi benar = 59+90+92+79 = 320

Jumlah seluruh data = 413

Maka:

$$P_O = \frac{320}{413}$$

$$P_O = 0{,}7748$$

Atau

$$P_O = 77{,}48\%$$

Menghitung Expected Agreement (Pe) dengan Hitung total baris (aktual) dan total kolom (prediksi).

Tabel 3.8 Menghitung Expected Agreement (Pe)

Kelas	Total Aktual
Jamur	102
Kutu	103
Non Scabies	109
Scabies Menular	99

Total Prediksi

Jamur: 59+6+6+6=77

Kutu: 21+90+1+4=116

Non Scabies: 7+1+92+10=110

Scabies Menular: 15+6+10+79=110

Maka $P_e = \frac{(102\ x\ 77)+(103x116)+(109\ x\ 110)+(99\ x\ 110)}{413^2}$

102×77=7854

103×116=11948

109×110=11990

99×110=10890

Jumlah: 7854+11948+11990+10890=42682

Sehingga : $P_e = \frac{42682}{170569}$

$$P_e = 0{,}2502$$

Menghitung Cohen's Kappa dengan Substitusikan nilai Po dan Pe ke rumus Kappa:

$$K = \frac{0{,}7748 - 0{,}2502}{1 - 0{,}2502}$$

$$K = \frac{0{,}5246}{0{,}7498}$$

$$K = 0{,}6997$$

Berdasarkan interpretasi Cohen's Kappa, nilai 0,6997 berada pada rentang 0,61–0,80**,** sehingga termasuk kategori Baik (Good Agreement)**.**

b. ROC-AUC

$$ROC - AUC = \frac{\sum AUC}{Jumlah\ Kelas}$$

$$ROC - AUC = \frac{0{,}7761 + 0{,}8871 + 0{,}9038 + 0{,}8514}{4}$$

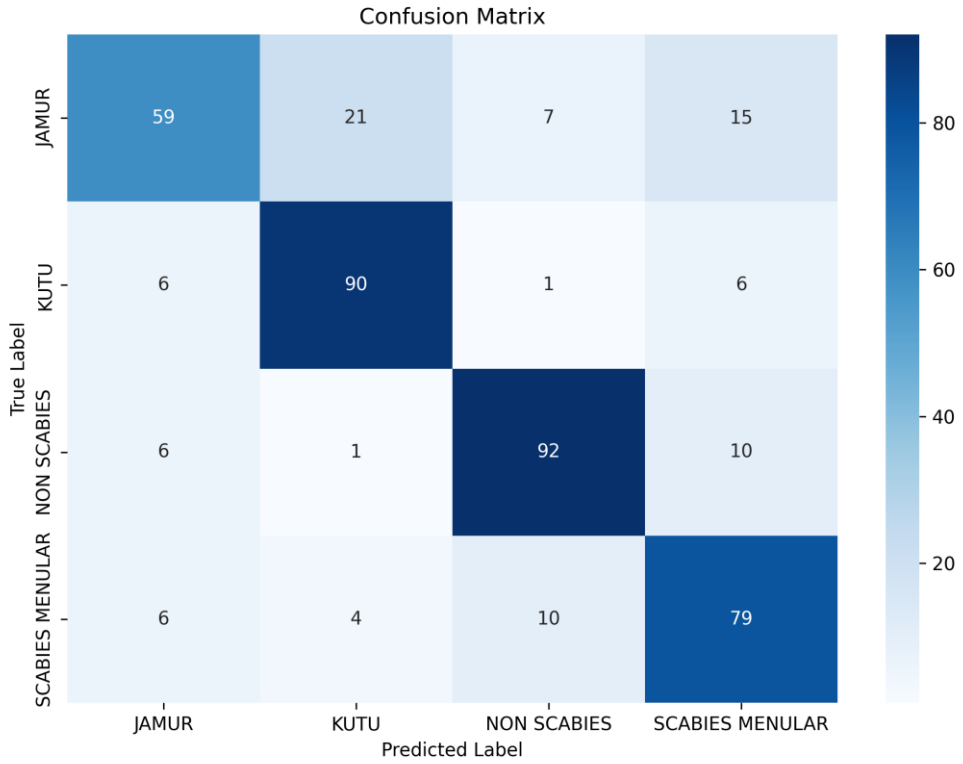
$$ROC - AUC = \frac{3{,}4184}{4}$$

$$ROC - AUC = 85{,}46\%$$

Berdasarkan hasil perhitungan diperoleh nilai ROC-AUC sebesar 0,8546 atau 85,46%**.** Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan kelas Jamur, Kutu, Non Scabies, dan Scabies Menular.

Semakin mendekati nilai 1, maka kemampuan model dalam melakukan klasifikasi semakin baik.

c . Perhitungan Confusion Metrix



Gambar 3.8 Confision Metrix

Tabel 3.9 Perhitungan Confision Metrix

True Label	Jamur	Kutu	Normal	Scabies	Total
Jamur	59	21	7	15	102
Kutu	6	90	1	6	103
Normal	6	1	92	10	109
Scabies	6	4	10	79	99
Total	77	116	110	110	413

Sehingga total prediksi benar adalah: 59+90+92+79 = 320

Dari total data testing sebanyak 413 citra.

Tabel 3.10 Rekapitulasi Confusion Metrix

Kelas	TP	FP	FN	TN	Total

Jamur	59	18	43	293	413
Kutu	90	28	13	284	413
Normal	92	18	17	286	413
Scabies	79	31	20	283	413

Penjelasan:

1. True Positive (TP) adalah jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar pada kelas yang bersangkutan.
2. False Positive (FP) adalah jumlah data dari kelas lain yang salah diprediksi menjadi kelas tersebut.
3. False Negative (FN) adalah jumlah data pada kelas tersebut yang salah diprediksi menjadi kelas lain.
4. True Negative (TN) adalah jumlah data selain kelas tersebut yang berhasil diprediksi bukan sebagai kelas tersebut.

3.10. Rancangan Antar Muka

3.10.1 Implementasi Sistem

Implementasi sistem merupakan tahap penerapan metode yang telah dirancang pada bab sebelumnya ke dalam bentuk sistem klasifikasi penyakit kulit pada kucing berbasis citra digital. Sistem ini dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan metode transfer learning MobileNetV2 sebagai ekstraksi fitur citra dan algoritma CatBoost sebagai metode klasifikasi.

Pada tahap implementasi, sistem dirancang agar mampu melakukan proses identifikasi penyakit kulit kucing secara otomatis mulai dari input gambar, preprocessing data, ekstraksi fitur, proses klasifikasi, hingga menampilkan hasil prediksi kepada pengguna. Implementasi sistem dilakukan melalui beberapa tahapan utama yaitu implementasi perangkat keras, implementasi perangkat lunak,

implementasi preprocessing data, implementasi ekstraksi fitur citra, dan implementasi klasifikasi menggunakan CatBoost.

Sistem yang dibangun berbasis website sehingga memudahkan pengguna dalam melakukan proses deteksi penyakit kulit pada kucing secara cepat dan efisien. Pengguna hanya perlu mengunggah citra kulit kucing, kemudian sistem akan melakukan proses analisis secara otomatis dan menampilkan hasil klasifikasi.

3.10.2 Implementasi Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan pada penelitian ini berfungsi untuk mendukung proses pengolahan data, pelatihan model, pengujian sistem, dan implementasi website klasifikasi penyakit kulit pada kucing. Adapun spesifikasi perangkat keras yang digunakan dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 3.11 Spesifikasi Perangkat Keras

No	Perangkat	Spesifikasi
1	Processor	AMD Ryzen 3
2	RAM	8 GB
3	Penyimpanan	SSD 256 GB
4	GPU	AMD Radeon(TM) Graphics (2 GB)
5	Sistem Operasi	Windows 11

Perangkat keras tersebut digunakan untuk menjalankan proses preprocessing data, ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2, pelatihan model CatBoost, serta pengujian sistem klasifikasi. Penggunaan SSD membantu mempercepat proses pembacaan dataset dan pelatihan model, sedangkan RAM digunakan untuk mendukung proses komputasi machine learning dan deep learning.

3.10.3 Implementasi Perangkat Lunak

Implementasi perangkat lunak dilakukan menggunakan beberapa software dan library pendukung yang digunakan dalam proses pengembangan sistem

klasifikasi penyakit kulit pada kucing. Adapun perangkat lunak yang digunakan dapat dilihat pada tabel berikut.

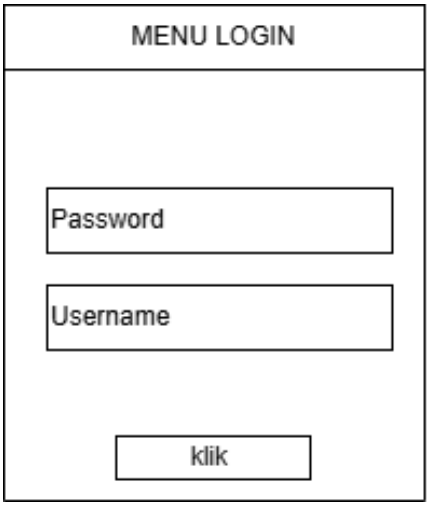
Tabel 3.12 Spesifikasi Perangkat Lunak

No	Software	Fungsi
1	Python	Bahasa pemrograman
2	TensorFlow/Keras	Implementasi MobileNetV2
3	CatBoost	Algoritma klasifikasi
4	Scikit-Learn	Evaluasi model
5	Flask	Framework website
6	Visual Studio Code	Pengembangan program

Bahasa pemrograman Python digunakan karena memiliki banyak library yang mendukung pengembangan machine learning dan deep learning. TensorFlow dan Keras digunakan untuk implementasi transfer learning MobileNetV2, sedangkan CatBoost digunakan sebagai algoritma klasifikasi. Library Scikit-Learn digunakan dalam proses evaluasi model seperti confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Selain itu, framework Flask digunakan untuk membangun tampilan website sistem klasifikasi.

3.10.4. Halaman Login

Halaman ini merupakan tampilan login untuk user yang dimana user dapat melihat beberapa fitur yang tersedia pada halaman login tersebut.

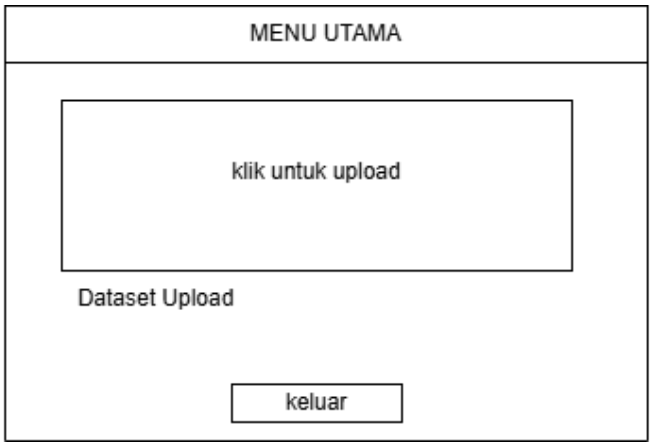


Gambar 3.9 Halaman Login

Halaman login berfungsi untuk mengautentikasi pengguna sebelum dapat masuk ke dalam sistem. Pengguna diminta untuk menginput username dan kata sandi. Setelah pengguna mengisi data yang diperlukan, tersedia tombol ***klik*** yang digunakan untuk melanjutkan proses masuk ke dalam sistem.

3.10.5. Halaman Utama

Pada halaman berikutnya Halaman ini dibuat untuk menyediakan akses segera ke fitur-fitur utama, memantau kegiatan terbaru, serta meningkatkan kenyamanan penggunaan dalam proses identifikasi dini masalah kulit pada kucing**.**

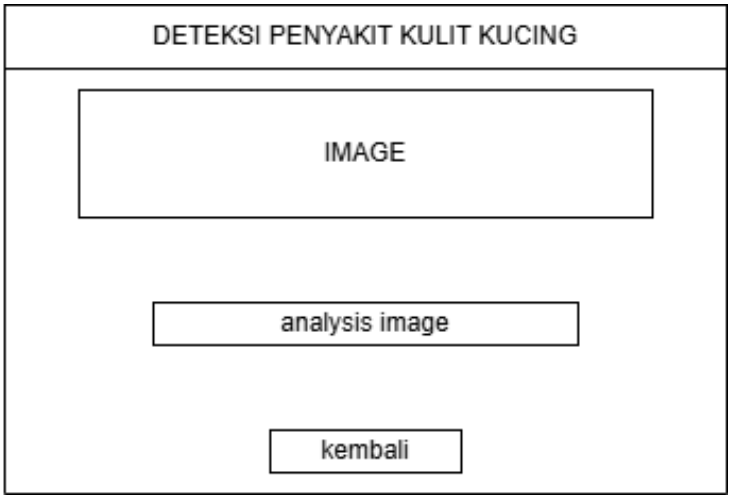


Gambar 3.10 Halaman Menu Utama

Gambar ini menunjukkan tampilan Menu Utama yang berperan sebagai halaman awal navigasi setelah pengguna berhasil mengakses sistem. Di halaman ini, terdapat fitur utama berupa tombol atau area yang dapat diklik untuk mengunggah, yang akan digunakan pengguna untuk mengirimkan data atau berkas yang akan diproses oleh sistem. Selain itu, terdapat juga tombol keluar yang digunakan untuk menyelesaikan sesi penggunaan dan kembali ke halaman sebelumnya atau untuk melakukan logout.

3.10.6. Halaman Analisis

Halaman ini dirancang untuk menyajikan informasi mengenai hasil deteksi dengan jelas, mendukung pengguna dalam memahami kondisi kulit kucing, serta memberikan rekomendasi langkah awal berdasarkan hasil analisis dari sistem.



Gambar 3.11 Halaman Analisis

Halaman Hasil Analisis memuat informasi tentang hasil pemeriksaan citra kulit kucing setelah sistem melakukan analisis. Gambar ini menunjukkan tampilan DETEKSI PENYAKIT KULIT KUCING yang digunakan untuk menganalisis citra

kulit kucing guna mendeteksi gejala penyakitnya. Di halaman ini terdapat area gambar yang berfungsi untuk memperlihatkan citra yang akan dianalisis. Selanjutnya, ada tombol analisis gambar yang digunakan untuk memulai proses analisis oleh sistem. Kolom di bawahnya berfungsi untuk menampilkan hasil atau informasi dari analisis yang telah dilakukan. Selain itu, juga tersedia tombol kembali yang memungkinkan pengguna untuk kembali ke halaman sebelumnya.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan hasil pengujian dan evaluasi model yang telah dilakukan, sistem klasifikasi penyakit kulit pada kucing menggunakan kombinasi transfer learning MobileNetV2 dan algoritma CatBoost mampu melakukan klasifikasi terhadap empat kategori penyakit kulit yaitu scabies menular, jamur, kutu, dan non-scabies.

Hasil evaluasi model menunjukkan nilai accuracy sebesar 77%, dan untuk precision, Recall dan F1-score dapat dilihat pada table dibawah ini :

Tabel 4.1 Nilai Precision, Recall dan F1-Score

Kelas Objek	Precision	Recall	F1-Score
Jamur	76.6%	57.8%	65.9%
Kutu	77.6%	87.4%	82.2%
Non Scabies	83.6%	84.4%	84.0%

Scabies Menular	71.8%	79.8%	75.6%

Pada beberapa kondisi, model masih mengalami kesalahan klasifikasi karena adanya kemiripan pola visual antar penyakit kulit. Misalnya, penyakit jamur memiliki karakteristik yang menyerupai scabies, seperti kerontokan bulu dan bercak pada kulit, sedangkan penyakit kutu memiliki gejala iritasi yang mirip dengan kategori lainnya. Kemiripan tersebut menyebabkan model kesulitan membedakan setiap kelas secara optimal.

Performa model dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti kualitas citra, pencahayaan, kemiripan gejala antar penyakit, variasi posisi pengambilan gambar, serta jumlah dataset yang terbatas. Secara keseluruhan, kombinasi MobileNetV2 dan CatBoost mampu memberikan performa yang baik dalam mengklasifikasikan penyakit kulit pada kucing dan dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu identifikasi awal secara otomatis.

4.2 Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengetahui jumlah prediksi benar dan prediksi salah yang dilakukan oleh model pada masing-masing kelas. Berikut merupakan hasil confusion matrix pada penelitian ini.

Tabel 4.2 Confusion Matrix

Aktual / Prediksi	Jamur	Kutu	Non-Scabies	Scabies Menular
Jamur	59	21	7	15
Kutu	6	90	1	6
Non-Scabies	6	1	92	10
Scabies Menular	6	4	10	79

Berdasarkan confusion matrix tersebut dapat diketahui bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Jumlah prediksi benar

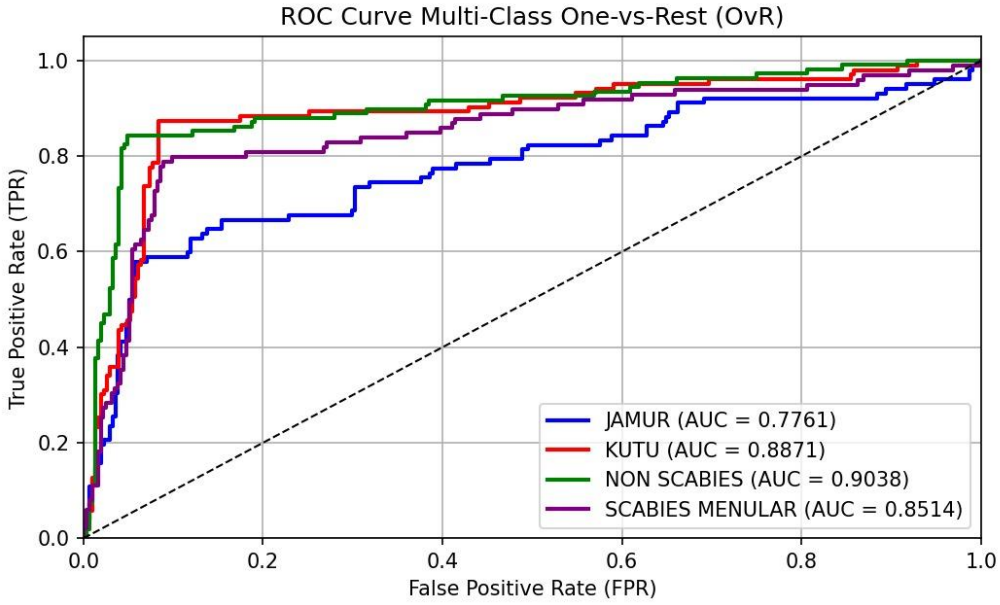
terdapat pada diagonal utama confusion matrix, sedangkan prediksi salah berada di luar diagonal utama.

4.3 ROC-AUC dan Cohen's Kappa

4.3.1 Cohen's Kappa

Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai Cohen's Kappa sebesar 0,6997. Nilai tersebut berada pada rentang 0,61–0,80, sehingga termasuk dalam kategori Good Agreement (kesesuaian yang baik). Hal ini menunjukkan bahwa tingkat kesesuaian antara hasil prediksi model dengan label sebenarnya tergolong baik, sehingga model memiliki kemampuan klasifikasi yang cukup andal.

4.3.2 ROC-AUC



Gambar 4.1 Hasil ROC Curve Multi-Class One –vs-Rest (OvR)

Hasil ROC-AUC masing-masing kelas adalah:

Tabel 4.3 Nilai AUC

Kelas	Nilai AUC
Jamur	0,7761
Kutu	0,8871
Non Scabies	0,9038

Scabies Menular	0,8514

Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai ROC-AUC sebesar 0,8546 (85,46%). Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan empat kelas penyakit kulit, yaitu Jamur, Kutu, Non-Scabies, dan Scabies Menular. Semakin mendekati nilai 1, semakin baik kemampuan model dalam membedakan setiap kelas, sehingga nilai ROC-AUC yang diperoleh menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang baik.

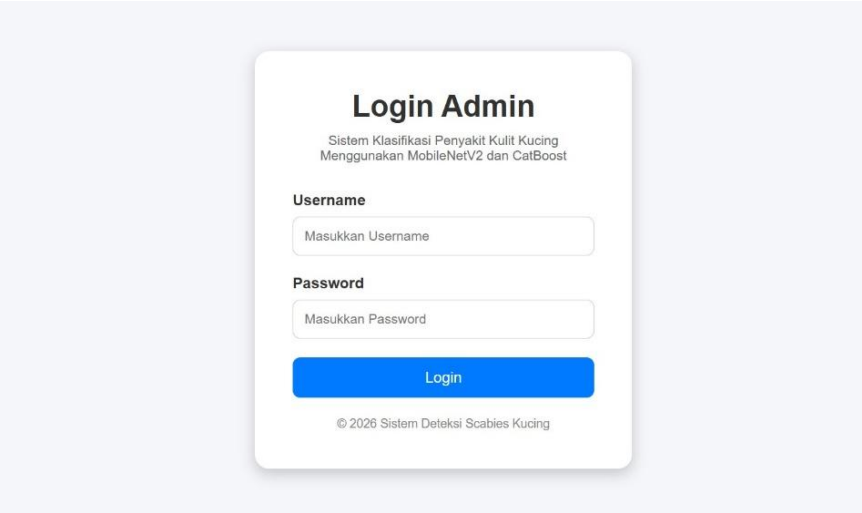
4.4 Implementasi Tampilan Sistem

Implementasi tampilan sistem dilakukan untuk menampilkan antarmuka website klasifikasi penyakit kulit pada kucing yang telah dibangun. Sistem berbasis website ini dirancang agar pengguna dapat melakukan proses deteksi penyakit kulit secara mudah, cepat, dan efisien. Pada sistem yang dibangun, pengguna dapat melakukan login, mengunggah gambar kulit kucing, melakukan proses analisis, serta melihat hasil klasifikasi penyakit kulit secara langsung.

4.4.1 Tampilan halaman Login

Halaman login merupakan tampilan awal sistem yang digunakan untuk proses autentikasi pengguna sebelum masuk ke dalam sistem klasifikasi penyakit kulit pada kucing.Pada halaman login, pengguna diminta memasukkan username dan password untuk mengakses sistem. Setelah data login dimasukkan dengan benar, sistem akan mengarahkan pengguna ke halaman menu utama.

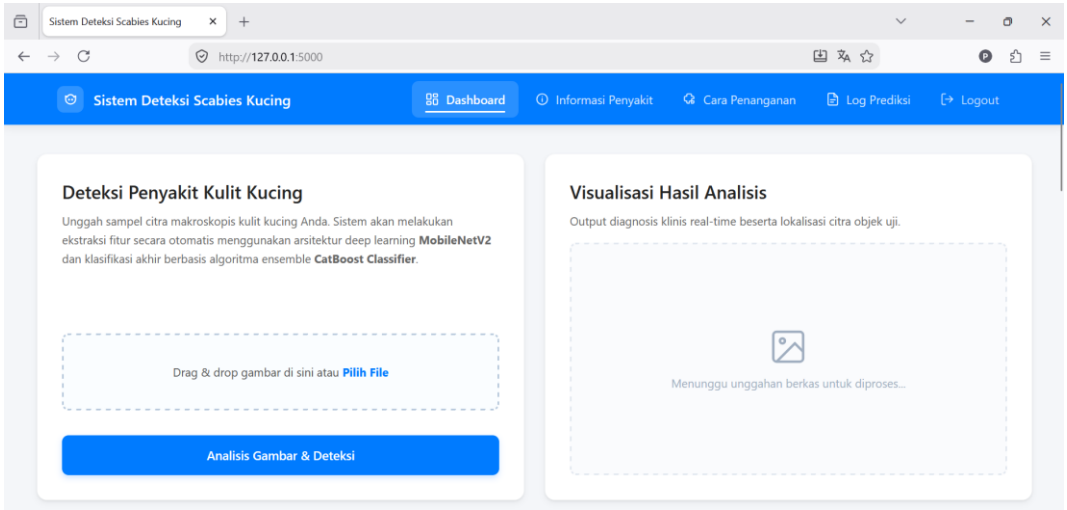
Halaman login dirancang sederhana agar mudah digunakan oleh pengguna. Selain itu, halaman ini bertujuan untuk menjaga keamanan sistem sehingga hanya pengguna tertentu yang dapat mengakses fitur klasifikasi.



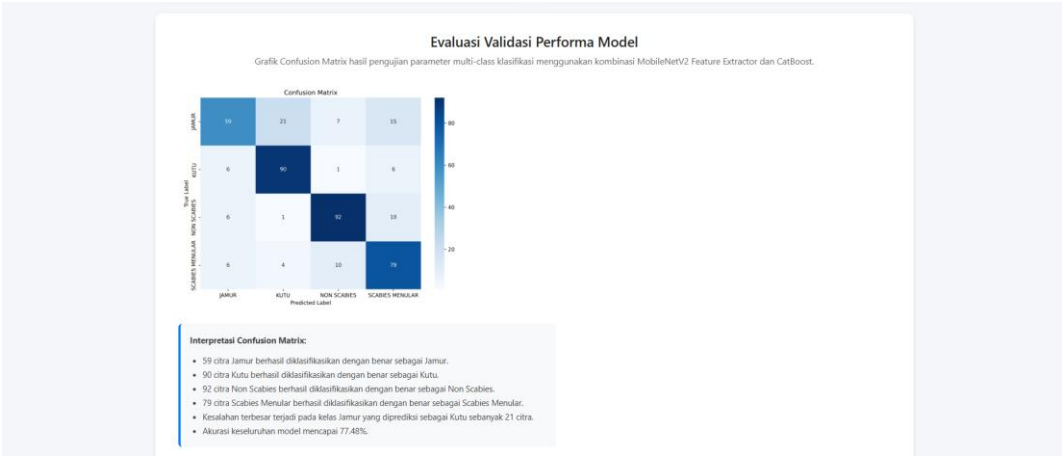
Gambar 4.2 Menu Login

4.4.2 Tampilan Halaman Menu Utama

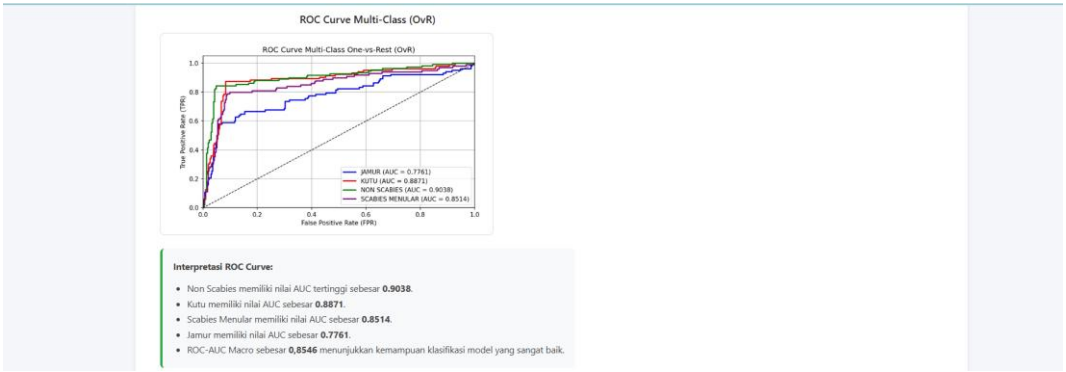
Halaman menu utama merupakan halaman yang ditampilkan setelah pengguna berhasil login ke dalam sistem. Pada halaman ini tersedia fitur utama berupa upload gambar yang digunakan untuk mengunggah citra kulit kucing yang akan dianalisis oleh sistem.



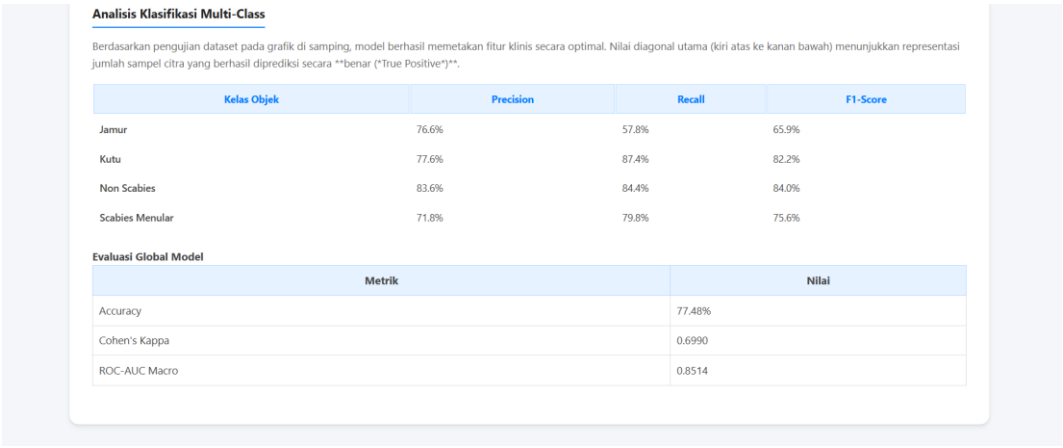
Gambar 4.3 Halaman Utama 1



Gambar 4.4 Halaman Utama 2



Gambar 4.5 Halaman Utama 3



Analisis Klasifikasi Multi-Class

Berdasarkan pengujian dataset pada grafik di samping, model berhasil memetakan fitur klinis secara optimal. Nilai diagonal utama (kiri atas ke kanan bawah) menunjukkan representasi jumlah sampel citra yang berhasil diprediksi secara **benar (*True Positive*)**.

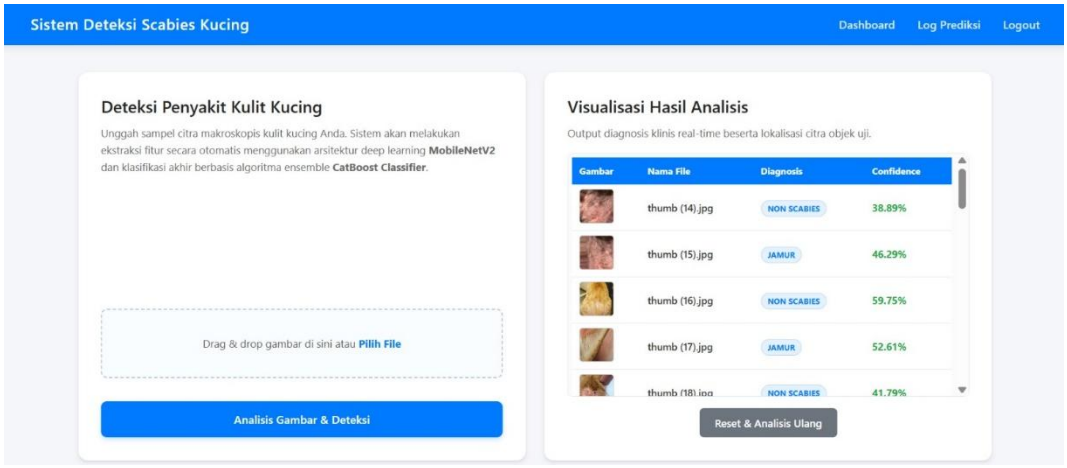
Kelas Objek	Precision	Recall	F1-Score
Jamur	76.6%	57.8%	65.9%
Kutu	77.6%	87.4%	82.2%
Non Scabies	83.6%	84.4%	84.0%
Scabies Menular	71.8%	79.8%	75.6%

Evaluasi Global Model

Metrik	Nilai
Accuracy	77.48%
Cohen's Kappa	0.6990
ROC-AUC Macro	0.8514

Gambar 4.6 Halaman Utama 4

4.4.3 Tampilan Hasil Klsifikasi

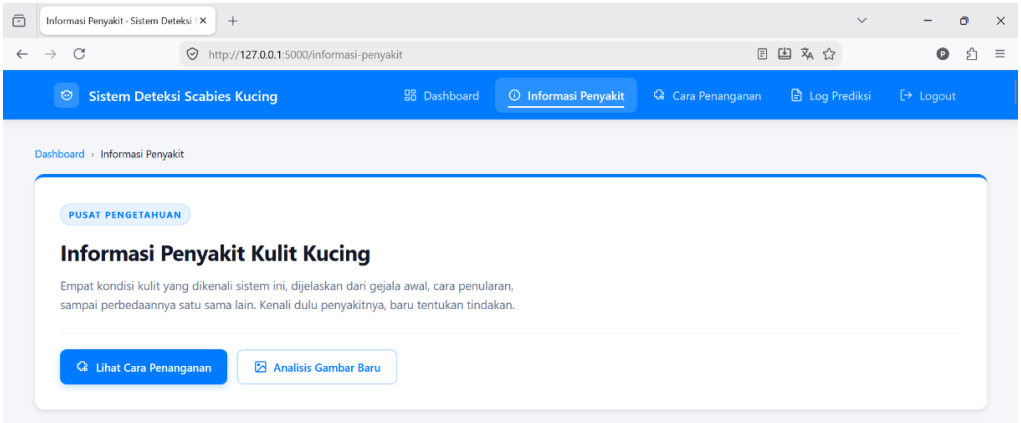


Gambar 4.7 Hasil Klasifikasi

Halaman hasil klasifikasi menampilkan hasil prediksi penyakit kulit berdasarkan citra yang telah dianalisis sistem. Hasil klasifikasi yang dapat ditampilkan sistem terdiri dari empat kategori yaitu:

1. Scabies Menular
2. Jamur
3. Kutu
4. Non-Scabies

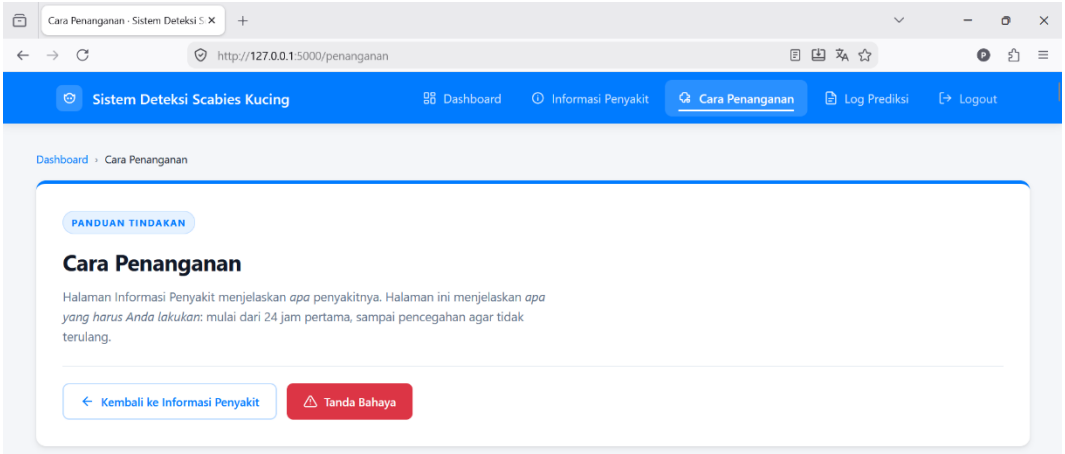
4.4.4 Tampilan Infomasi Penyakit



Gambar 4.8 Informasi Penyakit

Halaman Informasi Penyakit merupakan halaman yang menyediakan informasi mengenai penyakit kulit pada kucing yang dapat dideteksi oleh sistem, yaitu kulit normal, kutu, jamur, dan scabies. Halaman ini bertujuan memberikan edukasi kepada pengguna mengenai gejala, penyebab, serta perbedaan setiap penyakit sehingga pengguna dapat lebih memahami hasil klasifikasi yang diberikan oleh sistem. Selain itu, tersedia tombol Lihat Cara Penanganan untuk melihat langkah penanganan penyakit dan Analisis Gambar Baru untuk kembali melakukan proses klasifikasi melalui unggahan citra kulit kucing.

4.4.5 Tampilan Penanganan Penyakit

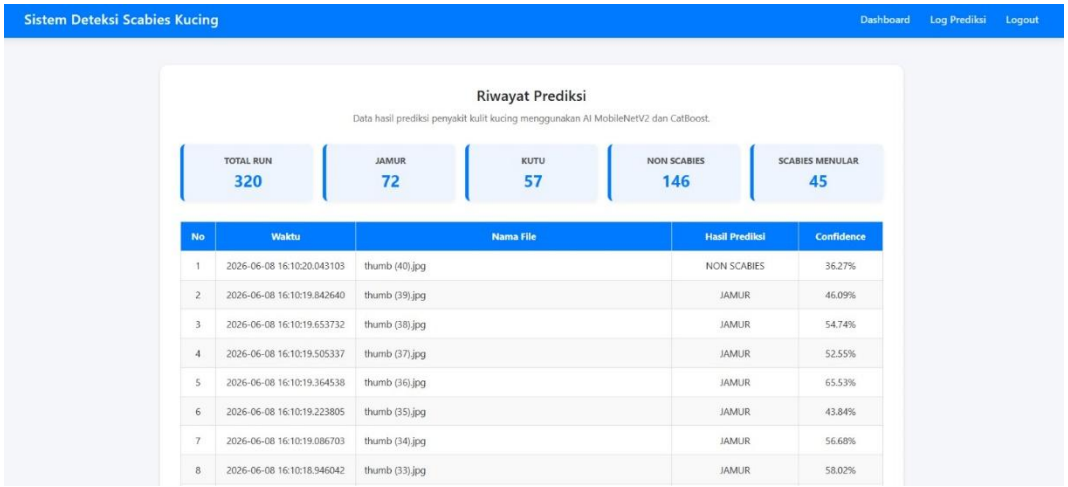


Gambar 4.9. Cara Penanganan

Halaman Cara Penanganan berfungsi untuk memberikan panduan kepada pengguna mengenai langkah-langkah penanganan penyakit kulit pada kucing setelah pengguna mengetahui jenis penyakitnya. Informasi yang disajikan meliputi tindakan awal yang perlu dilakukan, perawatan yang disarankan, serta upaya pencegahan agar penyakit tidak semakin parah atau menular ke kucing lain. Pada halaman ini juga tersedia tombol Kembali ke Informasi Penyakit untuk melihat kembali penjelasan penyakit dan tombol Tanda Bahaya yang berisi kondisi-kondisi

tertentu yang mengharuskan pengguna segera membawa kucing ke dokter hewan. Dengan adanya halaman ini, website tidak hanya memberikan hasil klasifikasi, tetapi juga memberikan panduan penanganan awal yang dapat dipahami oleh pengguna.

4.4.6 Tampilan Log Prediksi

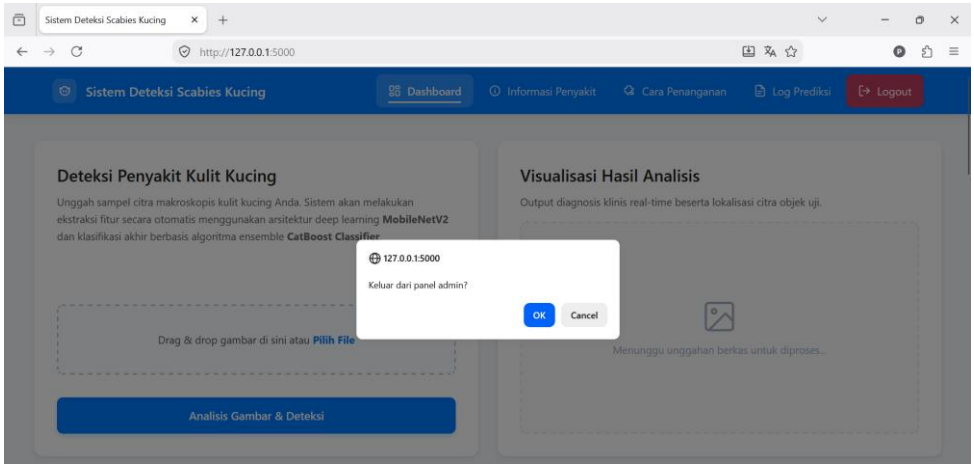


Gambar 4.10 Tampilan Log Prediksi

Halaman Riwayat Prediksi yang berfungsi untuk menampilkan seluruh hasil klasifikasi penyakit kulit kucing yang telah dilakukan oleh sistem. Pada halaman ini ditampilkan jumlah total prediksi beserta distribusi setiap kategori penyakit, yaitu Jamur, Kutu, Non Scabies, dan Scabies Menular. Selain itu, tersedia tabel yang berisi informasi waktu prediksi, nama file gambar, hasil klasifikasi, serta

tingkat kepercayaan (confidence) dari model terhadap hasil prediksi yang diberikan.

4.4.7 Tampilan Log Out



Gambar 4.11 Tampilan Log Out

Halaman ini menunjukkan fitur logout pada sistem deteksi penyakit kulit kucing. Ketika pengguna menekan tombol logout, sistem akan menampilkan kotak dialog konfirmasi yang berisi pertanyaan untuk memastikan bahwa pengguna benar-benar ingin keluar dari panel admin. Fitur ini bertujuan untuk mencegah kesalahan keluar sistem secara tidak sengaja serta menjaga keamanan akses pengguna.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. MobileNetV2 berhasil digunakan sebagai metode ekstraksi fitur citra untuk memperoleh karakteristik visual dari empat kelas penyakit kulit kucing, yaitu Jamur, Kutu, Non Scabies, dan Scabies Menular.
2. Algoritma CatBoost mampu melakukan klasifikasi penyakit kulit kucing dengan baik. Berdasarkan hasil pengujian terhadap 413 data uji, model menghasilkan 320 prediksi yang benar sehingga diperoleh nilai akurasi sebesar 77%
3. Hasil evaluasi model menunjukkan nilai Precision, Recall dan F1-Score menunjukkan bahwa model mampu mengenali dan mengklasifikasikan penyakit kulit kucing dengan performa yang cukup baik.
4. Berdasarkan perhitungan Cohen's Kappa diperoleh nilai sebesar 0,6997**,** yang menunjukkan tingkat kesesuaian yang baik (Good Agreement) antara hasil prediksi model dengan data aktual.
5. Hasil pengujian ROC-AUC menghasilkan nilai 0,8546 (85,46%)**,** yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan setiap kelas penyakit kulit kucing. Dengan demikian, kombinasi MobileNetV2 dan CatBoost dapat digunakan sebagai solusi pendukung deteksi awal penyakit kulit pada kucing secara otomatis dan efisien.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka terdapat beberapa saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu:

Kelebihan Penelitian:

1. Mampu mengklasifikasikan empat kondisi kulit kucing, yaitu kulit normal, kutu, jamur, dan scabies.
2. Menggunakan kombinasi MobileNetV2 dan CatBoost yang memberikan hasil klasifikasi yang baik.
3. Telah diimplementasikan dalam bentuk website sehingga memudahkan pengguna melakukan klasifikasi secara otomatis.
4. Website dilengkapi dengan informasi penyakit, cara penanganan, dan riwayat prediksi.
5. Kinerja model dievaluasi menggunakan berbagai metrik, yaitu Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, Cohen's Kappa, dan ROC-AUC.

Kekurangan Penelitian:

1. Menambahkan jumlah dataset agar performa model klasifikasi dapat meningkat.
2. Menggunakan metode augmentasi data untuk memperbanyak variasi citra penyakit kulit pada kucing.
3. Melakukan optimasi parameter MobileNetV2 dan CatBoost untuk meningkatkan akurasi model.
4. Menambahkan kategori penyakit kulit lainnya agar sistem dapat melakukan klasifikasi yang lebih lengkap.

5. Mengembangkan sistem berbasis mobile atau real-time agar lebih mudah digunakan oleh pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Irving, G., Isard, M., Kudlur, M., Levenberg, J., Monga, R., Moore, S., G., D., Murray, Steiner, B., Tucker, P., Vasudevan, V., … Brain, G. (2021). Papers presented at the Workshop on Wireless Traffic Measurements and Modeling : June 5, 2005, Seattle, WA, USA. *Papers Presented at the Workshop on Wireless Traffic Measurements and Modeling : June 5, 2005, Seattle, WA, USA*, 1–21. brainhttps://www.usenix.org/conference/osdi16/technical-sessions/presentation/abadi

Adi, R. P. (2023). *Mengenal CatBoost: Algoritma Boosting yang Membuat Machine Learning Lebih Efektif*. Medium. https://medium.com/@rezapurnama1997/mengenal-catboost-algoritma-boosting-yang-membuat-machine-learning-lebih-efektif-5d679bab4966

Agus, I. P., Hidjah, K., Sulistianingsih, N., Hendro, G., & Syahrir, S. (2025). Implementasi Arsitektur Deep Convolutional Neural Network (CNN) dengan Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit Kulit. *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, *7*(3), 461–477. https://doi.org/10.35746/jtim.v7i3.734

Aji, D. S., Ashari, W. M., & Dony, A. (2025). Classification of Skin Diseases using Digital Image Processing with MobileNetV2 Architecture. *Nusantara Journal of Artificial Intelligence and Information Systems*, *1*(1), 35–44. https://doi.org/10.47776/nuai.v1i1.1594

Amazon. (2026). *Python*. AWS (Amazon Web Service). https://aws.amazon.com/id/what-is/python/

Cadili, R., Fyson, H., & Widmann, M. (2025). *Cohens kappa*. KNIME. https://www.knime.com/blog/cohens-kappa-an-overview

Çorbacıoğlu, Ş. K., & Aksel, G. (2023). Receiver operating characteristic curve analysis in diagnostic accuracy studies: A guide to interpreting the area under the curve value. *Turkish Journal of Emergency Medicine*, *23*(4), 195–198. https://doi.org/10.4103/tjem.tjem_182_23

Donges, N. (2024). *What Is Transfer Learning? Exploring the Popular Deep Learning Approach.* Builtin. https://builtin.com/data-science/transfer-learning

GEEKS. (2025). *Apa itu Mobilenet V2?* GG. https://www.geeksforgeeks.org/computer-vision/what-is-mobilenet-v2/

GEEKS. (2026). *Feature Extraction*. GG. https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/what-is-feature-extraction/

Halodoc. (2026). *Jamur kucing*. https://www.halodoc.com/artikel/kenali-contoh-

jamur-kucing-agar-tak-menular-padamu?srsltid=AfmBOoqAJ9PN8vs3AtE5O-xqfjKUNUmeiqujV-MmoNUCdv5f0JUE7Ax9

Hariono, A. P. F., Haskito, A. E. P., Yessica, R., Wisesa, I. B. G. R., & Fadli, M. (2021). Penanganan scabies pada kucing mix-persia di Rafa Pet's Care. *ARSHI Veterinary Letters*, *5*(3), 45–46. https://doi.org/10.29244/avl.5.3.45-46

Hartono, A. C., & Muslikh, A. R. (2025). Penerapan Transfer Learning MobileNetV2 Pada Klasifikasi Citra Jenis Buah-Buahan Applying MobileNetV2 Transfer Learning for Image Classification of Fruit Types. *Journal of Information System and Application Development*, *3*(2), 103–111. https://doi.org/10.26905/jisad.v3i2.16187

Hermanto, A. R., Aziz, A., & Sudianto, S. (2024). Perbandingan Arsitektur MobileNetV2 dan RestNet50 untuk Klasifikasi Jenis Buah Kurma Comparison of MobileNetV2 and RestNet50 Architectures for Date Fruit Classification by Type. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi*, *12*(4), 630–637. https://doi.org/10.26418/justin.v12i4.80358

Javed, D., Arshad, U., Irfan, H., Ali, R. H., & Khan, T. A. (2025). Evaluation of Boosting Algorithms for Skin Cancer Classification Using the PAD-UFES-20 Dataset and Custom CNN Feature Extraction†. *Engineering Proceedings*, *87*(1), 1–8. https://doi.org/10.3390/engproc2025087115

Krisna, A. (2025). *ANALISIS PERBANDINGAN PERFORMA ARSITEKTUR VGG16 DAN RESNET50 DALAM KLASIFIKASI MULTI-KELAS PADA PENYAKIT TANAMAN PADI BERBASIS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)*. 1–115. http://repository.umsu.ac.id/handle/123456789/29414

Kumar, S. P., K, K. A., Mahopatra, S., Naik, B., Nayak, J., & Mishra, M. (2021). CatBoost Ensemble Approach for Diabetes Risk Prediction at Early Stages. *1st Odisha International Conference on Electrical Power Engineering, Communication and Computing Technology (ODICON)*, 1–6. https://doi.org/10.1109/ODICON50556.2021.9428943.

Landis, R., & Koch, G. G. (1977). The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, *3 No,1*, 159–174. https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2529310

Lawrence, G., Leafasia, J., Sheridan, J., Hills, S., Wate, J., Wate, C., Montgomery, J., Pandeya, N., & Purdie, D. (2020). Control of scabies, skin sores and haematuria in children in the Solomon Islands: Another role for ivermectin. *Bulletin of the World Health Organization*, *83*(1), 34–42. https://doi.org//S0042-96862005000100012

Levi Sabili, N., Rakhmat Umbara, F., & Melina, M. (2024). Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Categorical Boosting Dengan Faktor

Risiko Diabetes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *8*(6), 11391–11398. https://doi.org/10.36040/jati.v8i6.11447

Lyzr. (2024). *AUC*. https://www.lyzr.ai/glossaries/area-under-the-curve/

Maulana, F., & Haerudin, H. (2024). Sistem Pakar Untuk Mendiagnosa Penyakit Kucing Menggunakan Metode Forward Chaining Dan Certainty Factor. *OKTAL : Jurnal Ilmu Komputer Dan Science*, *3*(4), 907–916.

Maulani, G., Hasan, F. N., Setiawan, D., Bowo, I. T., Ardhana, V. Y. P., Ramdhani, Y., Inayah, I., Ardianto, L., Sugianto, C. A., Dr. Chandra, R., Afandi, I. R., Septyandy, M. R., & Safitri, R. (n.d.). *Machine Learning* (G. Maulani & D. Setiawan, Eds.). CV. Mega Press Nsantara. Retrieved https://books.google.co.id/books/about/Machine_Learning.html?hl=id&id=RblPEQAAQBAJ&redir_esc=y

Ngitung, R., Biologi, J., Matematika, F., Ilmu, D., Alam, P., & Makassar, U. N. (2021). *Karakteristik Perilaku Kucing Domestik Characteristic Domestic Cat's Behaviour Patterns*. *X*(1), 78–84. http://ojs.unm.ac.id/index.php/sainsmat

Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*, *2*(1), 12–21.

P, S. P., & Salamah, U. (2025). *Perbandingan Performa Algoritma XGBoost , CatBoost Dan*. *8*(1), 268–273.

Pahlevi, O., Wulandari, D. A. N., Rahayu, L. K., Leidiyana, H., & Handrianto, Y. (2024). Model Klasifikasi Risiko Stunting Pada Balita Menggunakan Algoritma CatBoost Classifier. *Bulletin of Computer Science Research*, *4*(6), 414–421. https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v4i6.373

Pangestu, I. Y., & Ramadhani, S. R. (2023). Perancangan Sistem Deteksi Penyakit Kulit Pada Kucing Menggunakan Deep Learning Berbasis Android. *Teknika*, *12*(3), 173–182. https://doi.org/10.34148/teknika.v12i3.673

Purwoko, A. S. (2023). *Mengenal Scabies Kucing, Penyebab, dan Cara Mengobatinya*. Hellosehat.

Ramadhan, F. Z., Aditya, G., Nainggolan, P. D. Y., & Adhinata, F. D. (2021). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit pada Hewan Kucing Berbasis Web. *Jurnal Komtika (Komputasi Dan Informatika)*, *5*(2), 122–131. https://doi.org/10.31603/komtika.v5i2.5301

Ramadhanti, T. I. (2024). *DIAGNOSIS PENYAKIT PADA KUCING ANGGORA DALAM MENENTUKAN JUMLAH TAGIHAN SERTA PEROBATAN DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA BAYES*. 1–91. http://repository.umsu.ac.id/handle/123456789/23949

RevoUpedia. (2024). *Visual Studio Code*. PT.Revolusi Cita Edukasi. https://www.revou.co/kosakata/visual-studio-code

Ryan. (2024). *ROC-AUC*. HALO RYAN. https://www.haloryan.com/blog/roc-auc-pengertian-fungsi-dan-cara-menggunakannya-dalam-machine-learning

Sarker, I. H. (2021). Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. *SN Computer Science*, *2*(6), 1–20. https://doi.org/10.1007/s42979-021-00815-1

Septiana, D. S., Amir, Y. S., Sujatmiko, S., Siregar, R., Zelpina, E., Silfia, E., & Sari, R. K. (2022). Treatment of Scabies in A Persian Mixed Cat at UPTD. Puskeswan, Bukittinggi City. *Journal of Applied Veterinary Science And Technology*, *3*(2), 27–30. https://doi.org/10.20473/javest.v3.i2.2022.27-30

Simangunsong, J., Simanjuntak, N. D., & Matondang, A. A. (2025). Penerapan Transfer Learning untuk Klasifikasi Citra Bunga Berbasis Convolutional Neural Network. *Jurnal Minfo Polgan*, *14*(1), 1062–1067. https://doi.org/10.33395/jmp.v14i1.14980

Sukma, I., & Petrus, M. (2020). SISTEM PAKAR PENYAKIT KUCING MENGGUNAKAN METODE FORWARD CHAINING BERBASIS WEB. *Sistem Pakar Penyakit Kucing Menggunakan Metode Forward Chaining Berbasis Web*, *5*(1).

Suroso, J. S. (2022). *Jenis-Jenis Machine Learning*. Binus University. https://mmsi.binus.ac.id/2022/09/27/jenis-jenis-machine-learning/

Suryanooradja, M. N., Rahajoe, A. D., & Junaidi, A. (2025). Hybrid Mobilenetv2 Dan Extreme Gradient Boosting Untuk Klasifikasi Kerusakan Bangunan. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, *13*(3), 402–412. https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3.6858

Susanto Heri Kartikaningrum, M., Wahjuni3, R. S., Warsito, S. H., & Yuliani, M. G. A. (2020). KASUS SCABIES (SARCOPTES SCABIEI) PADA KUCING DI KLINIK INTIMEDIPET SURABAYA. *Jurnal Biosains Pascasarjana*, *22*(1), 37–45.

Trevisan, V. (2022). *ROC-AUC OVR*. Medium. https://medium.com/data-science/multiclass-classification-evaluation-with-roc-curves-and-roc-auc-294fd4617e3a

Wardhana, A. H., Manurung, J., & Iskandar, T. (2024). Skabies: Tantangan Penyakit Zoonosis Masa Kini. Dan Masa Datang. *Wartazoa*, *Vol. 16*(1), 40–52.

Wariyanto Abdullah, R., Kusumastuti, R., & Handoko. (2025). Analisis Pengolahan Ekstraksi Fitur Citra Untuk Klasifikasi Jenis Apel Menggunakan Scikit-Learn Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *12*(1), 165–174.

https://doi.org/10.25126/jtiik.2025129149

Widhiarso, W. (2022). *Melibatkan Rater dalam Pengembangan Alat Ukur*. 1–4.

Zaidan, N., Seka, E. M., Axellee, R., Syahputra, M. H., Chrisnawati, G., & Hendrian, Y. (2025). Analisis Komparatif CNN dan Transfer Learning untuk Prediksi Dini Kanker Payudara Berbasis Deep Learning. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, *4*(2), 5947–5955. https://doi.org/10.31004/riggs.v4i2.1497

Zulmi, N. A. L., Munawaroh, M., & Atma, C. D. (2023). Deteksi Dan Prevalensi Penyakit Scabiosis Pada Kucing Di Klinik Praktek Dokter Hewan Kota Mataram. *Mandalika Veterinary Journal*, *3*(2), 22. https://doi.org/10.33394/mvj.v3i2.9310

LAMPIRAN

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN WILAYAH MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 6622459 Fax. (061) 6625474 - 6631003
Website: http://fikti.umsu.ac.id Email: fikti@umsu.ac.id umsumedan umsumedan umsumedan umsumedan

KEPUTUSAN DEKAN
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
Nomor : 1084/KEP/II.3.AU/UMSU-09/F/2025

Tentang :
PENGANGKATAN DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI
PRODI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَٰنِ الرَّحِيمِ

Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, setelah:

Menimbang :
1. Bahwa sehubungan dengan pelaksanaan Tugas Akhir Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara;
2. Bahwa untuk memenuhi maksud tersebut perlu diterbitkan surat keputusan Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Mengingat :
1. Undang-undang Republik Indonesia No. 12 Tahun 2012 tentang Pendidikan Tinggi;
2. Peraturan Pemerintah Nomor 4 Tahun 2014 tentang Penyelenggaraan Pendidikan Tinggi dan Pengelolaan Perguruan Tinggi;
3. Pedoman Perguruan Tinggi Muhammadiyah;
4. Statuta Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara
5. Keputusan Rektor No. 1001/KEP/II.3-AU/UMSU/D/2025 tanggal 25 Oktober 2025 tentang Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU Masa Jabatan 2025-2029
6. Keputusan Rektor No. 624/KEP/II.3.AU/UMSU/D/2025 tentang Prodi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU Masa Jabatan 2025-2029

MEMUTUSKAN

Menetapkan :

KESATU : Menetapkan nama-nama dalam lampiran surat keputusan ini sebagai Dosen Pembimbing Prodi Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU.

KEDUA : Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan, dan akan ditinjau serta diperbaiki kembali jika terdapat kekeliruan di kemudian hari.

Ditetapkan di : Medan
Pada tanggal : 18 Jumadil Akhir 1447 H
08 Desember 2025 M

Dekan

Dr. Al-Khowarizmi., M.Kom
NIDN : 0127099201

Tembusan:
1. Yth. Wakil Dekan I & III UMSU di Medan,-
2. Ka. Prodi TI dan Sek. Prodi TI,-
3. Pertinggal.

BAN-PT MQA STARS

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PERSYARIKATAN
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax (061) 6625474 - 6631003
umsumedan umsumedan umsumedan umsumedan

Lampiran Dosen Pembimbing Prodi Teknologi Informasi
Nomor : 1084/KEP/II.3.AU/UMSU-09/F/2025
Tanggal : 18 Jumadil Akhir 1447 H /08 Desember 2025 M

PENGANGKATAN DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI
PRODI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

NO	NAMA	NPM	JUDUL	DOSEN
1	Sri Ningrum	2209020038	Prediksi Kedalaman Air Sumur Pada Musim Kemarau Menggunakan Algoritma Elastic Net Regression Di Desa Bandar Pinang	Farid Akbar Siregar S.Kom., M.Kom.
2	Muhammad Hafizh Syah Utama	220920212	"Penerapan Metode Moving Average dan Single Exponential Smoothing (SES) dalam Prediksi Penjualan Produk Frozen Food: Studi Kasus Toko Rezeki Baru"	Dr. Zainal Azis, M.Si
3	Leydia Aprisa	2209020181	Klasifikasi Penyakit Batang Jagung Menggunakan MobileNetV3 Berbasis Citra Lapangan	Farid Akbar Siregar S.Kom., M.Kom.
4	Gusti Andrean Gunawan	2209020275	Implementasi Sistem IoT pada Miniatur Jembatan Cerdas dengan Deteksi Kapal Menggunakan Sensor Ultrasonik dan Servo	Mhd. Basri, S.Si. M.Kom
5	Malika Rievy Sakina Pohan	2209020023	Implementasi Transfer Learning sebagai Metode Ekstraksi Fitur Citra dengan Dukungan Algoritma CatBoost dalam Sistem Deteksi Dini Penyakit Kulit Scabies pada Kucing	Zuli Agustina Gultom, M.Si
6	Febrina Susmita Rani	2209020220	Prediksi Penurunan Motivasi Belajar pada Pengguna Edmodo Menggunakan Multilayer Perceptron (MLP) sebagai Model Pembelajaran	Zuli Agustina Gultom, M.Si
7	M. Chandra Reswara	2209020136	Rancang Bangun Smart Bento Box Berbasis IoT (ESP32, Sensor Gas MQ-135 & DHT22) untuk Prediksi Kelayakan Konsumsi Multi-Makanan Menggunakan Algoritma XGBoost dan CNN	Mahardika Prawira Tanjung, S.Kom.,M.Kom.

Dekan

Dr. Al-Khowarizmi., M.Kom
NIDN: 0127099201

BAN-PT STARS

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 89/SK/BAN-PT/Akred/PT/III/2019
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
https://fikti.umsu.ac.id fikti@umsu.ac.id umsumedan umsumedan umsumedan umsumedan
UMSU Unggul | Cerdas | Terpercaya
Bila menjawab surat ini agar disebutkan nomor dan tanggalnya

Berita Acara Pembimbingan Proposal

Nama Mahasiswa : Malika Rievy Sakina Putri
NPM : 2109032023
Nama Dosen Pembimbing : Zuli Agustina Guilliam, S.Si., M.Si
Program Studi : Teknologi Informasi
Judul Penelitian : Analisis Ekstraksi Fitur citra menggunakan transfer learning untuk klasifikasi Penyakit kulit kucing pada kucing dengan Algoritma cathoost

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
05 Januari 2026	Diskusi Judul	
09 Januari 2026	Penulisan Bab 1	
13 Januari 2026	Revisi Bab I	
22 Januari 2026	Penulisan Bab 2 dan 3	
28 Januari 2026	Perbaikan spasi, Diagram Penelitian.	
05 Februari 2026	Spasi, Daftar pustaka, Jadwal penelitian.	
10/2026 02	Acc Proposal	

Medan, 10 Februari 2026

Diketahui oleh :
Ketua Program Studi
(.....)

Disetujui oleh :
Dosen Pembimbing
(Zuli Agustina, M.Si)

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 174/SK/BAN-PT/Ak.Ppj/PT/III/2024
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
umsumedan umsumedan umsumedan umsumedan

بسم الله الرحمن الرحيم

FORMULIR PERBAIKAN SEMINAR PROPOSAL

Hari/Tanggal Senin /25 Mei 2026

Nama Mahasiswa	: Malika Rievy Sakina Pohan
NPM	: 2209020023
Program Studi	: Teknologi Informasi
Nama Dosen Penanggap	: Halim Maulana, S.T, M.Kom.
Judul Proposal	: ANALISIS EKSTRAKSI FITUR CITRA MENGGUNAKAN TRANSFER LEARNING UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PADA KUCING DENGAN ALGORITMA CATBOOST

Materi/Point yang Diperbaiki

1. Harusnya dijelaskan MobileNetV2 ini apa?
2. Apakah feature extraction?
3. Keterkaitan antara MobileNetV2 dan CatBoost
4. Bagaimana proses MobileNetV2 ? dan proses CatBoost?
5. Deskripsi data?

Dosen Pembahas

(Halim Maulana, S.T, M.Kom.)

Pembimbing

(Zuli Agustina Gultom, S.Si., M.Si.)

An. Fatma Sari Hutagalung

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UMSU
Unggul | Cerdas | Terpercaya
UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 89/SK/BAN-PT/Akred/PT/III/2019
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
https://fasi.umsu.ac.id fasi@umsu.ac.id umsumedan umsumedan umsumedan umsumedan

Berita Acara Pembimbingan Skripsi

Nama Mahasiswa : Malika Rievy Sakina Pohan
Program Studi : Teknologi Informasi
NPM : 2209020023
Judul Penelitian : ANALISIS EKSTRAKSI FITUR CITRA MENGGUNAKAN TRANSFER LEARNING UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PADA KUCING DENGAN ALGORITMA CATBOOST

Nama Dosen Pembimbing :Zuli Agustina Gultom S.Si., M.Si.,

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
21 Mei 2026	Perbaikan bab 2 dan 3	
31 Mei 2026	Penambahan Perhitungan ROC - AUC dan cohen's kappa	
12 Juni 2026	Perbaikan Website	
13 Juni 2026	Penambahan dataset pada website	
15 Juni 2026	Perbaikan website ditambahkan akurasi dan kurva	
18 Juni 2026	Perbaikan Bab 1 - 5 diperbaikan	
30 Juni 2026	Acc Proposal skripsi	

Medan,25 Juni 2026

Diketahui oleh :
Ketua Program Studi

(Fatma Sari Hutagalung S.Kom., M.Kom)

Disetujui oleh :
Dosen Pembimbing

(Zuli Agustina Gultom S.Si., M.Si.,)

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 174/SK/BAN-PT/Ak.PpjPT/III/2024
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
fikti@umsu.ac.id umsumedan umsumedan umsumedan umsumedan

FORMULIR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Pada hari ini, Jum'at 17 Juli 2026 telah dilaksanakan Ujian Skripsi bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Sbb:

Nama Mahasiswa : Malika Rievy Sakina Pohan

NPM : 2209020023

Program Studi : Teknologi Informasi

Judul : Analisis Ekstraksi Fitur Citra Menggunakan Transfer Learning Untuk Klasifikasi Kulit Pada Kucing Dengan Algoritma CatBoost

Materi/Point yang Diperbaiki :

		Paraf
Zuli Agustina Gultom, M.Si	Perbaikan Laporan	
Dr.Firahmi Rizky, M.Kom	1. Jelaskan metode penelitian sesuai tahapan 2. Sistem jelaskan aturan penggunaan sistem 3. tambahkan kelebihan dan kekurangan.	
Farid Akbar Siregar S.Kom., M.Kom.	1) Rapikan 2) Rasio data training : testing salah 3) kesimpulan ubah 4) tambahkan info & pencegahan di sistem	

Berita acara ini **ditandatangani** setelah skripsi diperbaiki sesuai petunjuk/arahan dari Pembimbing dan Penguji/Pembahas.

ANALISIS EKSTRAKSI FITUR CITRA MENGGUNAKAN TRANSFER LEARNING UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PADA KUCING DENGAN ALGORITMA CATBOOST

ORIGINALITY REPORT

30%	26%	18%	16%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	jurnal.polibatam.ac.id Internet Source	1%
2	repository.umsu.ac.id Internet Source	1%
3	www.hostjournals.com Internet Source	1%
4	e-journal.unair.ac.id Internet Source	1%
5	Submitted to Universitas Sangga Buana YPKP Student Paper	1%
6	medium.com Internet Source	1%
7	ejournal1.unud.ac.id Internet Source	1%
8	www.mdpi.com Internet Source	1%
9	ejournal3.unud.ac.id Internet Source	<1%
10	Submitted to Mepco Schlenk Engineering college Student Paper	<1%
11	journal.eng.unila.ac.id Internet Source	<1%
12	jpi.eng.unila.ac.id Internet Source	<1%
13	repository.ubpkarawang.ac.id Internet Source	<1%
14	repo.undiksha.ac.id Internet Source	<1%
	ejurnal.kampusakademik.co.id	