

TESIS

**KLASIFIKASI KUALITAS SARANG BURUNG WALET
MENGUNAKAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK* (CNN)**



Disusun oleh:

Nama : Hasni Anas
NIM : 24.55.1619
Konsentrasi : Digital Transformation Intelligence

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2026

TESIS

KLASIFIKASI KUALITAS SARANG BURUNG WALET MENGUNAKAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

CLASSIFICATION OF SWALLOW'S NEST QUALITY USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) ALGORITHM

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Pascasarjana

Program Studi Teknik Informatika



Disusun oleh:

Nama : Hasni Anas
NIM : 24.55.1619
Konsentrasi : Digital Transformation Intelligence

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2026

HALAMAN PERSETUJUAN

**KLASIFIKASI KUALITAS SARANG BURUNG WALET
MENGUNAKAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK* (CNN)**

***CLASSIFICATION OF SWALLOW'S NEST QUALITY USING
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) ALGORITHM***

yang disusun dan diajukan oleh

Hasni Anas
NIM: 24.55.1619

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Tesis
pada tanggal <tanggal ujian>

Dosen Pembimbing,



Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PENGESAHAN

**KLASIFIKASI KUALITAS SARANG BURUNG WALET
MENGUNAKAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK* (CNN)**

***CLASSIFICATION OF SWALLOW'S NEST QUALITY USING
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) ALGORITHM***

yang disusun dan diajukan oleh

**Hasni Anas
NIM. 24.55.1619**

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 02 Februari 2026

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Tonny Hidayat, S.Kom., M.Kom., Ph.D
NIK. 190302182

Dhani Ariatmanto, S.Kom., M.Kom., Ph.D
NIK. 190302197

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom
NIK. 190302106



Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer
Tanggal 02 Februari 2026

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Hasni Anas
NIM : 24.55.1619
Konsentrasi : Digital Transformation Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:

Klasifikasi Kualitas Sarang Burung Walet Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Dr. Kusriani, M.Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar **ASLI** dan **BELUM PERNAH** diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas **AMIKOM** Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian **SAYA** sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab **SAYA**, bukan tanggung jawab Universitas **AMIKOM** Yogyakarta
5. Pernyataan ini **SAYA** buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka **SAYA** bersedia menerima **SANKSI AKADEMIK** dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi

Yogyakarta, 02 Februari 2026

Yang Menyatakan,



Hasni Anas

HALAMAN PERSEMBAHAN

Tesis ini saya persembahkan kepada: Kedua orang tua tercinta, atas doa, dukungan, dan pengorbanan yang tiada henti. Suami tercinta, atas kasih sayang, doa, kesabaran, dan dukungan yang selalu diberikan dalam setiap proses penyelesaian studi ini. Keluarga dan orang-orang terdekat yang senantiasa memberikan semangat dan motivasi. Serta Almamater Universitas Amikom Yogyakarta, sebagai tempat saya menimba ilmu dan mengembangkan kemampuan akademik.



KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Subhanahu wa Ta'ala, atas limpahan rahmat, taufik, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul *"Klasifikasi Kualitas Sarang Burung Walet Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)"* dengan baik.

Dalam penyusunan tesis ini, penulis menyadari bahwa banyak pihak yang telah memberikan bimbingan, dorongan, dan bantuan, baik secara moril maupun materiil. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. Mohammad Suyanto, M.M. Rektor Universitas Amikom.
2. Prof. Dr. Kusriani, M.Kom, Direktur Program Pascasarjana dan sebagai dosen pembimbing utama yang dengan penuh kesabaran, ketelitian, dan perhatian telah memberikan bimbingan, arahan, serta motivasi kepada penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
3. Tonny Hidayat, S.Kom., M.Kom., Ph.D selaku Dosen penguji 1 yang telah banyak memberikan dan masukan terhadap penelitian ini.
4. Dhani Ariatmanto, S.Kom., M.Kom., Ph.D. selaku ketua Program Studi PJJ Teknik Informatika Universitas Amikom dan sebagai Dosen penguji 2. Yang telah memberikan masukan dan arahan dalam penelitian ini.
5. Orang tua tercinta Alm Ayah Anas Hanafi dan Ibu Hj. Hamida Baco yang selalu mendoakan, memberikan kasih sayang, motivasi, serta dukungan baik secara moril maupun materiil.

6. Suami Tercinta Moh. Risaldi, S.Kom., M.Kom yang selalu memberikan semangat untuk tetap bertahan dan menyelesaikan pendidikan di Universitas Amikom Yogyakarta.
7. Seluruh dosen dan staf Universitas Amikom Yogyakarta yang telah memberikan ilmu, wawasan, serta dukungan selama penulis menempuh studi.
8. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu yang telah membantu dalam penyelesaian tesis ini.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan dan penyempurnaan di masa yang akan datang. Semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan dapat memberikan kontribusi bagi pihak-pihak yang membutuhkan.

Yogyakarta 26 Januari 2026

Penulis

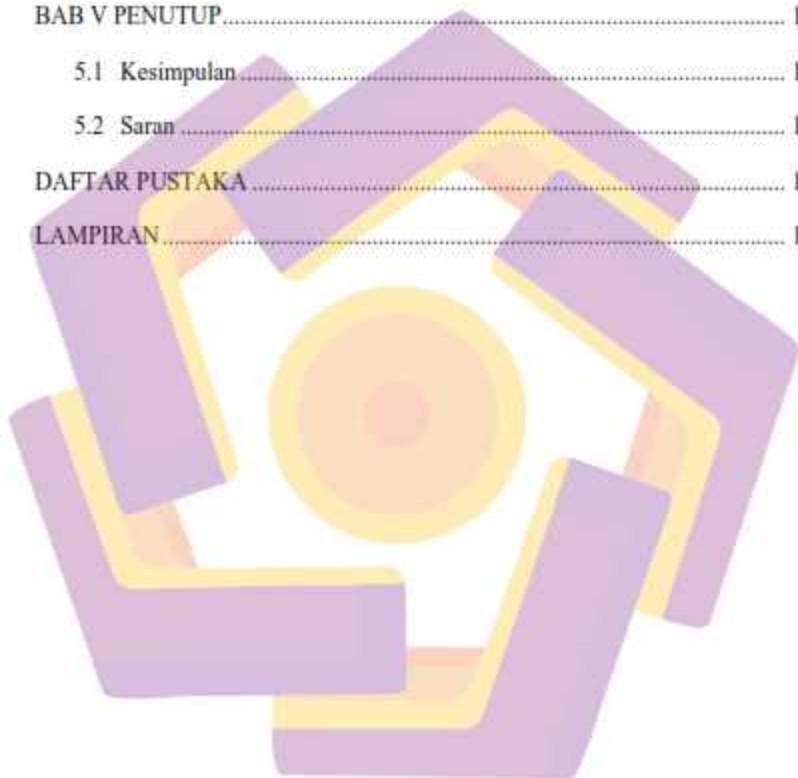
DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
ABSTRACT	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Tinjauan Pustaka	7
2.2 Keaslian Penelitian	15
2.3 State of the Art Penelitian Klasifikasi Sarang Burung Walet	26

2.4 LANDASAN TEORI.....	28
2.4.1 Definisi dan karakteristik sarang burung walet	28
2.4.2 Faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas sarang	30
2.5 Pengolahan Citra Digital.....	31
2.5.1 Konsep dasar citra digital	31
2.5.2 Preprocessing citra.....	32
2.5.3 Segmentasi citra.....	33
2.5.4 Ekstraksi fitur	35
2.5.5 Deep Learning	37
2.6 Convolutional Neural Network (CNN).....	40
2.6.1 Tahap Feature Learning.....	42
2.6.2 Evaluasi Performa Model CNN.....	50
2.6.3 MobileNetV2	52
2.6.4 VGG16	54
2.6.5 ResNet50	55
2.6.6 EfficientNetV2B1.....	57
2.6.7 Frozen Base	59
2.6.8 Fine-Tuning	60
2.6.9 Perbandingan <i>Frozen Base</i> dan <i>Fine-Tuning</i>	60
BAB III METODE PENELITIAN.....	62

3.1 Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian.....	62
3.2 Metode Pengumpulan Data.....	63
3.3 Metode Analisis Data.....	63
3.4 Alur Penelitian	65
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN	70
4.1 Data Penelitian.....	70
4.2 Alur Proses Klasifikasi kualitas Sarang Burung Walet	71
4.3 Pra-Pemrosesan Data	74
4.3.1 Background Removal	74
4.3.2 Resize	76
4.3.3 Augmentasi Data.....	78
4.3.4 Balancing Data	82
4.3 Split Data	83
4.4 Visualisasi dan Statistik Data.....	84
4.5 Arsitektur CNN.....	86
4.6 Skenario Eksperimen	89
4.7 Hasil dan Evaluasi	92
4.7.1 Hasil dan Evaluasi Eksperimen 1	93
4.7.2 Hasil dan Evaluasi Eksperimen 2	102
4.7.3 Hasil dan Evaluasi Eksperimen 3	110
4.7.4 Hasil dan Evaluasi Eksperimen 4	120

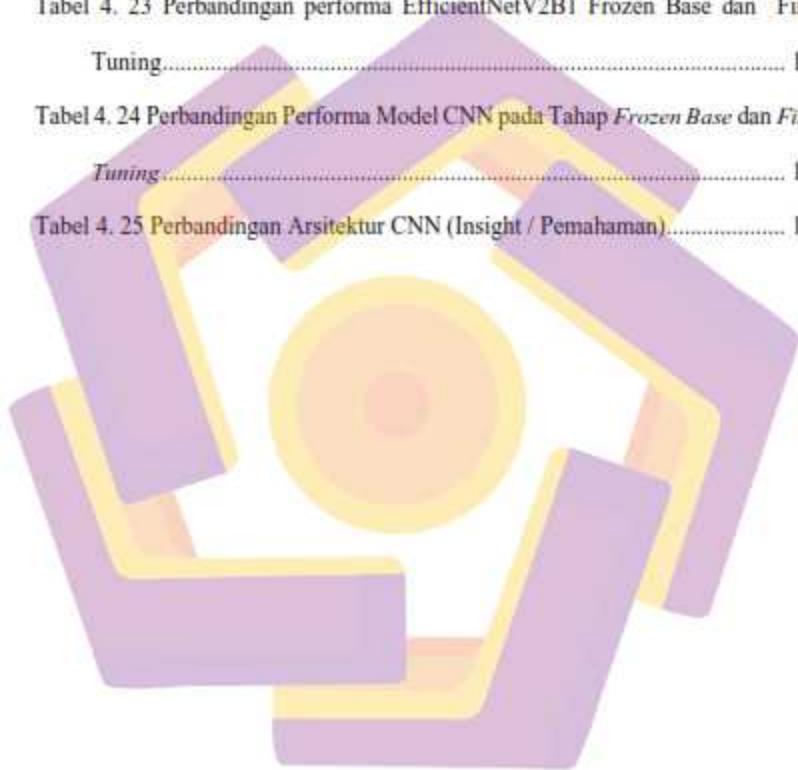
4.8 Analisis Perbandingan Performa dan Penentuan Model Klasifikasi Terbaik.....	130
4.9 Analisa Perbandingan Terhadap Studi Literatur.....	132
4.10 Pemahaman dari Perbandingan Empat Arsitektur CNN	135
BAB V PENUTUP	138
5.1 Kesimpulan.....	138
5.2 Saran	139
DAFTAR PUSTAKA	141
LAMPIRAN	146



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Matriks literatur review dan posisi penelitian	15
Tabel 2.2 Grade Sarang Burung Walet	30
Tabel 2.3 Parameter Confusion Matrix	50
Tabel 4. 1 Distribusi Data Citra Setelah Balancing	83
Tabel 4. 2 Konfigurasi Arsitektur dan Hiperparameter CNN	88
Tabel 4. 3 Konfigurasi hyperparameter	91
Tabel 4. 4 Evaluasi Performa MobileNetV2 frozen base	97
Tabel 4. 5 Confusion Matrix MobileNetV2 frozen base	97
Tabel 4. 6 Evaluasi Performa MobileNetV2 Fine-Tuning	100
Tabel 4. 7 Confusion Matrix Fine-Tuning	100
Tabel 4. 8 Perbandingan performa MobileNetV2 Frozen Base dan Fine-Tuning	101
Tabel 4. 9 Evaluasi Performa VGG16 Frozen base	105
Tabel 4. 10 Confusion Matrix VGG16 frozen base	106
Tabel 4. 11 Evaluasi Performa VGG16 Fine tuning	108
Tabel 4. 12 Confusion Matrix VGG16 Fine tuning	109
Tabel 4. 13 Perbandingan performa VGG16 Frozen Base dan Fine-Tuning	110
Tabel 4. 14 Evaluasi Performa ResNet50 Frozen base	114
Tabel 4. 15 Confusion Matrix ResNet50 Frozen base	115
Tabel 4. 16 Evaluasi Performa ResNet50 Fine tuning	118
Tabel 4. 17 Confusion Matrix ResNet50 Fine tuning	119
Tabel 4. 18 Perbandingan performa ResNet50 Frozen Base dan Fine-Tuning	120

Tabel 4. 19 Evaluasi Performa EfficientNetV2B1 Frozen Base	125
Tabel 4. 20 Confusion Matrix EfficientNetV2B1 Frozen Base	125
Tabel 4. 21 Evaluasi Performa EfficientNetV2B1 Fine tuning	128
Tabel 4. 22 Confusion Matrix EfficientNetV2B1 Fine tuning	128
Tabel 4. 23 Perbandingan performa EfficientNetV2B1 Frozen Base dan Fine-Tuning.....	130
Tabel 4. 24 Perbandingan Performa Model CNN pada Tahap <i>Frozen Base</i> dan <i>Fine-Tuning</i>	131
Tabel 4. 25 Perbandingan Arsitektur CNN (Insight / Pemahaman).....	136



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Arsitektur Deep Learning	38
Gambar 2.2	Tahapan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	40
Gambar 2.3	Convolution Operation	42
Gambar 2.4	<i>Convolutional Operation</i> dengan <i>kernel</i> , <i>stride</i> dan <i>padding</i>	43
Gambar 2.5	Fungsi Aktivasi ReLU	45
Gambar 2.6	<i>Max</i> dan <i>Average Pooling Layer</i>	46
Gambar 2.7	Ilustrasi <i>Fully Connected Layer</i> dalam CNN	48
Gambar 3.1	Alur Penelitian	69
Gambar 4. 1	Contoh citra dalam dataset	71
Gambar 4. 2	Alur Proses Klasifikasi kualitas Sarang Burung Walet	73
Gambar 4. 3	Proses penghapusan latar belakang sarang burung walet	76
Gambar 4. 4	Proses resize citra dari ukuran 2448x3264 ke 224x224	78
Gambar 4. 5	Hasil proses augmentasi data sarang burung walet	82
Gambar 4. 6	Sampel Citra Dataset Sarang Burung Walet per Kelas	85
Gambar 4. 7	Diagram Distribusi Jumlah Citra per Kelas Setelah Balancing	86
Gambar 4. 8	Arsitektur MobileNetV2	95
Gambar 4. 9	Grafik Training Validation Accuracy dan Validation Loss frozen base	96
Gambar 4. 10	Confusion Matrix MobileNetV2 frozen base	98
Gambar 4. 11	Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Fine-Tuning	99
Gambar 4. 12	Confusion Matrix Fine-Tuning	100

Gambar 4. 13 Arsitektur VGG16	103
Gambar 4. 14 Grafik Trainin Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Frozen base	104
Gambar 4. 15 Confusion Matrix VGG16 frozen base	106
Gambar 4. 16 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Fine tuning	107
Gambar 4. 17 Confusion Matrix VGG16 Fine tuning	109
Gambar 4. 18 Arsitektur ResNet50	112
Gambar 4. 19 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Frozen base	113
Gambar 4. 20 Confusion Matrix ResNet50 Frozen base	116
Gambar 4. 21 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Fine tuning	117
Gambar 4. 22 Confusion Matrix ResNet50 Fine tuning	119
Gambar 4. 23 Arsitektur EfficieNetV2B1	123
Gambar 4. 24 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Frozen Base	124
Gambar 4. 25 Confusion Matrix EfficientNetV2B1 Frozen Base	126
Gambar 4. 26 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Fine tuning	127
Gambar 4. 27 Confusion Matrix EfficientNetV2B1 Fine tuni	129

ABSTRACT

The quality of edible bird's nests (EBN) is a key factor determining their market value, necessitating an accurate and automated classification system. This study aims to develop a classification model for EBN quality using four Convolutional Neural Network (CNN) architectures—MobileNetV2, VGG16, ResNet50, and EfficientNetV2B1—through a transfer learning approach. The dataset consists of 3,406 images of bird's nests collected directly from farmers, which were preprocessed using aggressive data augmentation and background removal to emphasize the main object. The data were divided into 2,723 training images and 683 validation images, covering three quality classes: high, medium, and low. Each model was trained in two stages, namely frozen base and fine-tuning. The experimental results show that all models achieved better performance after fine-tuning, with ResNet50 achieving the highest accuracy of 98%, followed by MobileNetV2 (97%), VGG16 (95%), and EfficientNetV2B1 (94%). The use of data augmentation significantly improved the models' generalization capability toward image variations. This research contributes to the development of a high-accuracy, image-based classification system for edible bird's nest quality assessment, which can be potentially implemented in the industry to support objective, efficient, and consistent sorting processes.

Keywords: edible bird's nest; convolutional neural network; transfer learning; MobileNetV2; VGG16; ResNet50; EfficientNetV2B1; image classification.

Abstrak

Kualitas sarang burung walet merupakan faktor penting dalam menentukan nilai jual, sehingga diperlukan sistem klasifikasi yang akurat dan otomatis. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi mutu sarang burung walet menggunakan empat arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1 dengan pendekatan transfer learning. Dataset yang digunakan terdiri atas 3.406 citra sarang burung walet yang diperoleh langsung dari petani, kemudian diproses melalui augmentasi agresif dan penghapusan latar belakang guna menyoroti objek utama. Data dibagi ke dalam data pelatihan sebanyak 2.723 citra dan data validasi sebanyak 683 citra, mencakup tiga kelas kualitas: tinggi, sedang, dan rendah. Setiap model dilatih dalam dua tahap, yaitu *frozen base* dan *fine-tuning*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semua model mengalami peningkatan performa setelah tahap *fine-tuning*, dengan performa terbaik diperoleh pada arsitektur ResNet50 yang mencapai akurasi sebesar 98%, diikuti oleh MobileNetV2 sebesar 97%, VGG16 sebesar 95%, dan EfficientNetV2B1 sebesar 94%. Proses augmentasi data terbukti meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap variasi citra. Penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan sistem klasifikasi mutu sarang burung walet berbasis citra digital dengan akurasi tinggi, yang berpotensi diimplementasikan pada industri untuk mendukung proses penyortiran secara objektif, efisien, dan konsisten.

Kata kunci: sarang burung walet; convolutional neural network; transfer learning; MobileNetV2; VGG16; ResNet50; EfficientNetV2B1; klasifikasi citra.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Indonesia merupakan salah satu negara penghasil dan pengekspor sarang burung walet terbesar di dunia, sehingga komoditas ini menjadi unggulan ekspor pertanian nasional. Sekitar 98% pasokan sarang burung walet di pasar global berasal dari Indonesia, yang dikenal memiliki karakteristik produk lebih higienis, berwarna putih, serta memiliki ketebalan ideal (Chayaning et al., 2022). Sarang burung walet merupakan biomaterial alami hasil sekresi protein burung walet (*Aerodramus fuciphagus*) yang mengeras saat terpapar udara dan membentuk struktur glikoprotein kompleks bernilai ekonomi tinggi (Lee et al., 2021; Zhang et al., 2022).

Peningkatan permintaan ekspor menuntut adanya standarisasi mutu yang konsisten. Namun, penilaian kualitas sarang walet secara manual masih menimbulkan subjektivitas, ketidakkonsistenan, serta keterbatasan efisiensi. Kondisi ini mendorong perlunya sistem otomatis berbasis *computer vision* untuk mendukung proses penentuan mutu secara cepat dan objektif.

Perkembangan *Artificial Intelligence*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), menunjukkan performa tinggi dalam klasifikasi citra karena mampu mengekstraksi fitur spasial secara hierarkis. Keunggulan CNN juga telah dibuktikan dalam berbagai domain, termasuk medis. Santoso, Manurung, & Subhiyakto (2025) menggunakan algoritma ResNet-50, VGG-16, dan EfficientNet-

B1 untuk klasifikasi citra mata katarak berbasis *transfer learning*, dengan hasil ResNet-50 memperoleh akurasi tertinggi 98,15%, diikuti VGG-16 sebesar 97%, serta nilai presisi, recall, dan F1-score yang tinggi. Temuan tersebut memperlihatkan efektivitas arsitektur CNN dalam mengenali pola visual kompleks. Pada konteks sarang walet, beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan metode pembelajaran mesin, seperti Septiarni et al. (2022) yang menggunakan SVM berbasis fitur bentuk dengan akurasi 89,3%, serta Indrajaya et al. (2022) yang memanfaatkan SSD-MobileNetV2 untuk deteksi bentuk dengan mAP 61,91%. Agus et al. (2025) menerapkan metode Fuzzy Tsukamoto dengan akurasi 97%, namun masih bergantung pada parameter yang didefinisikan secara manual. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *feature learning* otomatis dari CNN masih memiliki potensi pengembangan lebih lanjut dalam klasifikasi mutu sarang walet.

Penelitian ini mengusulkan pendekatan klasifikasi menggunakan empat arsitektur CNN modern, yaitu MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1, yang masing-masing memiliki karakteristik efisiensi, kedalaman jaringan, stabilitas pelatihan, dan optimasi skala model. Keempat arsitektur diterapkan menggunakan strategi *transfer learning* melalui dua tahap pelatihan, yaitu *frozen base layer* untuk mempertahankan fitur visual umum dari model *pretrained*, diikuti *fine-tuning* pada lapisan atas guna menyesuaikan representasi fitur dengan karakteristik spesifik sarang walet. Proses optimasi bobot dilakukan menggunakan Adam optimizer yang adaptif, sehingga mendukung konvergensi stabil pada data dengan variasi tekstur dan pola visual.

Selain itu, penelitian ini memanfaatkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan keragaman citra latih, sebagaimana disarankan dalam berbagai studi yang menunjukkan peran penting augmentasi dalam meningkatkan generalisasi model CNN (Elngar et al., 2021; Zheng et al., 2020; Kang et al., 2020).

Dataset penelitian terdiri dari 3.406 citra sarang burung walet yang dikumpulkan langsung dari petani di Desa Soni, Kecamatan Dampal Selatan, Kabupaten Tolitoli, Sulawesi Tengah. Citra dikategorikan ke dalam tiga kelas mutu, yaitu tinggi, sedang, dan rendah, berdasarkan ciri visual bentuk, warna, dan kebersihan. Seluruh citra telah melalui tahap pra-pemrosesan yang terdiri dari penghapusan latar belakang (*background removal*), penyesuaian ukuran citra (*resize*), augmentasi data untuk meningkatkan variasi visual, serta penyeimbangan jumlah data antar kelas (*data balancing*) guna mengurangi bias pelatihan model.

Penelitian ini bertujuan menghasilkan model klasifikasi mutu sarang burung walet yang akurat, efisien, dan siap diterapkan pada sistem penyortiran otomatis di industri. Dengan pendekatan multi-arsitektur CNN dan strategi pelatihan adaptif, penelitian ini diharapkan berkontribusi dalam pengembangan sistem penilaian mutu berbasis kecerdasan buatan yang meningkatkan objektivitas, efisiensi, dan daya saing produk ekspor sarang burung walet Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Bagaimana penerapan empat arsitektur CNN (MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1) dengan pendekatan *transfer learning* untuk

mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet ke dalam tiga kategori (tinggi, sedang, rendah)?

- b. Bagaimana perbandingan kinerja keempat arsitektur CNN pada tahap *frozen base* dan *fine-tuning* menggunakan *Adam optimizer* berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score?
- c. Bagaimana peran augmentasi data dalam mendukung kestabilan pelatihan dan keseimbangan kelas pada model CNN yang dilatih menggunakan dataset terbatas?

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan yang perlu diperhatikan untuk memperjelas ruang lingkup dan fokus penelitian, sebagai berikut:

- a. Dataset yang digunakan adalah citra sarang burung walet yang diperoleh langsung dari petani, sebanyak 325 citra asli. data didapatkan dari petani budidaya walet yang berada di desa Soni, Kecamatan Dampal Selatan, Kabupaten Tolitoli, Prvinsi Sulawesi Tengah.
- b. Klasifikasi kualitas sarang dibagi ke dalam tiga kategori kualitas : tinggi, sedang, dan rendah.
- c. Penelitian hanya membandingkan empat arsitektur CNN: MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1.
- d. Augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan variasi dan keseimbangan dataset, tanpa membandingkan performa model sebelum augmentasi.
- e. Evaluasi model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini disusun untuk memberikan arah yang jelas dalam pelaksanaan penelitian serta menjawab permasalahan yang telah dirumuskan sebelumnya. Adapun tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Menerapkan empat arsitektur CNN MobileNetV2, VGG16, ResNet50, EfficientNetV2B1 dengan transfer learning untuk melakukan klasifikasi kualitas sarang burung walet ke dalam tiga kategori tinggi, sedang, dan rendah.
- b. Mengevaluasi dan membandingkan performa keempat arsitektur CNN pada dua tahap pelatihan *Frozen Base* dan *Fine-Tuning* menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.
- c. Menganalisis bagaimana penerapan augmentasi data dapat mendukung kestabilan dan keseimbangan model CNN pada dataset terbatas dan tidak seimbang.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat baik secara teoritis maupun praktis, sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis
 - a. Memberikan kontribusi terhadap pengembangan ilmu pengetahuan di bidang pengolahan citra digital dan penerapan *Deep Learning*, khususnya melalui studi komparatif empat arsitektur CNN (MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1) dalam klasifikasi mutu visual sarang burung walet.

- b. Menjadi referensi akademis dalam penerapan pendekatan transfer learning dan fine-tuning untuk meningkatkan akurasi model klasifikasi berbasis citra dengan keterbatasan data.
- c. Menyediakan dasar konseptual bagi penelitian selanjutnya dalam pengembangan model CNN yang lebih efisien dan adaptif, terutama untuk aplikasi di sektor pertanian digital dan komoditas ekspor.

2. Manfaat Praktis

- a. Memberikan solusi otomatis dan objektif dalam proses penilaian kualitas sarang burung walet, sehingga dapat mengurangi subjektivitas manusia dalam proses sortasi manual.
- b. Membantu petani dan pelaku industri sarang burung walet dalam meningkatkan efisiensi dan konsistensi proses klasifikasi mutu, yang pada akhirnya dapat meningkatkan daya saing produk di pasar ekspor.
- c. Menjadi dasar pengembangan sistem industri berbasis *computer vision* yang dapat diintegrasikan dengan perangkat otomatisasi untuk penyortiran produk pertanian berbasis citra secara real-time.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian yang telah dilakukan dengan pendekatan CNN, seperti penelitian yang dilakukan oleh Septiarini et al. (2022) mengusulkan pendekatan berbasis visi komputer untuk klasifikasi otomatis kualitas sarang burung walet dengan memanfaatkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Dalam studi ini, citra digital dari sarang walet dianalisis untuk mengekstraksi fitur bentuk (*shape features*), yang kemudian digunakan dalam proses klasifikasi ke dalam tiga kategori kualitas: Q1, Q2, dan Q3.

Metodologi yang diterapkan menggabungkan teknik segmentasi berbasis algoritma Otsu serta ekstraksi fitur bentuk, yang terbukti mampu menghasilkan performa klasifikasi yang cukup tinggi. Dengan menggunakan skema *cross-validation* berlipat lima ($k\text{-fold} = 5$), sistem mencapai akurasi sebesar 89,3%. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis SVM dapat diandalkan dalam mengurangi ketergantungan terhadap proses manual yang biasanya memakan waktu dan tenaga dalam penyortiran sarang walet oleh petani.

Namun demikian, penelitian ini juga mengidentifikasi beberapa keterbatasan. Fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi terbatas pada aspek bentuk, sehingga disarankan untuk mengintegrasikan fitur tambahan seperti warna dan tekstur guna meningkatkan akurasi dan generalisasi sistem. Selain itu, jumlah data yang digunakan serta kondisi pencahayaan pada saat pengambilan citra dinilai

masih dapat ditingkatkan pada penelitian lanjutan untuk memperoleh hasil yang lebih representatif dan robust.

Jayadi et al. (2024) mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kebersihan sarang burung walet berbasis teknologi *computer vision* yang bertujuan untuk mengatasi tantangan umum dalam membedakan antara lubang alami sarang dan kotoran, yang kerap kali keliru terdeteksi sebagai satu kesatuan. Studi ini mengimplementasikan metode *White Balance* untuk meningkatkan kualitas citra, serta mengekstraksi fitur warna menggunakan ruang warna HSV, guna mendeteksi keberadaan kotoran yang umumnya berwarna lebih gelap.

Klasifikasi dilakukan menggunakan dua algoritma, yaitu *Random Forest* dan *Support Vector Machine* (SVM). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 97,5%, lebih unggul dibandingkan dengan SVM yang mencatat akurasi sebesar 84,1%. Pendekatan ini memungkinkan sistem memberikan penilaian kebersihan sarang dengan validitas yang lebih tinggi dibandingkan metode sebelumnya yang masih rentan keliru mendeteksi lubang sarang sebagai kotoran.

Meskipun sistem menunjukkan kinerja optimal dalam lingkungan indoor dengan pencahayaan dan latar belakang yang terkendali, keterbatasan tetap ada. Penelitian ini belum menguji performa sistem dalam kondisi lapangan yang lebih dinamis, seperti pencahayaan alami yang bervariasi dan latar belakang yang kompleks. Selain itu, penggunaan jenis kamera dan jarak pengambilan gambar yang tetap berpotensi mengurangi fleksibilitas sistem dalam aplikasi nyata. Fokus studi ini juga terbatas pada aspek kebersihan, sehingga dimensi lain seperti bentuk dan

tingkat kerusakan sarang belum dijelajahi secara menyeluruh. Pengembangan lanjutan disarankan dengan mengintegrasikan teknik *image enhancement* lanjutan atau pendekatan berbasis *deep learning* untuk meningkatkan ketahanan dan generalisasi sistem terhadap variasi lingkungan dan kondisi pencahayaan yang lebih kompleks.

Penelitian yang dilakukan oleh Indrajaya et al. (2022) bertujuan untuk mengembangkan model deteksi objek berbasis *deep learning* guna mengidentifikasi bentuk sarang burung walet ke dalam tiga kategori utama: *oval*, *angular*, dan *bowl*. Dalam studi ini, arsitektur *Single Shot Multibox Detector (SSD)* *MobileNet V2 FPNLite* digunakan sebagai fondasi utama model, dengan harapan sistem ini dapat diintegrasikan ke dalam mesin sortir otomatis untuk meningkatkan efisiensi klasifikasi bentuk sarang, yang memiliki pengaruh signifikan terhadap proses pengolahan dan nilai jual produk.

Model yang dibangun menunjukkan kemampuan dalam melakukan deteksi dan klasifikasi bentuk sarang dengan rata-rata *mean Average Precision (mAP)* sebesar 61,91%. Sistem mampu menghasilkan *bounding box* yang akurat terhadap objek sarang dan memberikan *confidence score* tinggi untuk prediksi yang tepat. Namun, performa model belum merata pada semua kelas, terutama pada bentuk *oval* yang menunjukkan akurasi lebih rendah akibat karakteristik visual yang ambigu, terutama ketika bagian sarang melekat pada permukaan dinding dan tidak sepenuhnya terlihat secara dua dimensi.

Studi ini merekomendasikan modifikasi arsitektur *SSD MobileNet V2 FPNLite* atau eksplorasi terhadap model *detector* lain yang mungkin lebih unggul

dalam menangani bentuk objek kompleks. Selain itu, pengoptimalan parameter pelatihan dan strategi validasi yang lebih cermat sangat diperlukan untuk meningkatkan akurasi serta ketahanan model terhadap variasi visual pada data. Secara keseluruhan, meskipun pendekatan ini menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam konteks klasifikasi bentuk sarang, peningkatan performa masih menjadi tantangan utama yang harus diatasi pada tahap pengembangan berikutnya.

Elgar et al. (2021) dalam surveinya yang berjudul *Image Classification Based on CNN: A Survey* menyajikan tinjauan menyeluruh terhadap pendekatan klasifikasi gambar berbasis *Convolutional Neural Network (CNN)*. Studi ini menyoroti peran signifikan CNN dalam pengolahan citra digital dan aplikasi pada sistem *computer vision*, serta menguraikan tahapan dan teknik yang digunakan dalam proses klasifikasi gambar. CNN dinilai sebagai salah satu pendekatan *deep learning* yang paling efektif dalam mengekstraksi fitur visual secara otomatis tanpa memerlukan rekayasa fitur manual.

Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa CNN mampu mencapai akurasi hingga 95% pada dataset tertentu, mengindikasikan kemampuannya dalam menghasilkan performa tinggi dalam tugas klasifikasi gambar. Penelitian ini juga menekankan bahwa efisiensi CNN sangat bergantung pada kualitas data pelatihan serta parameter pelatihan yang digunakan.

Namun demikian, Elgar juga mengidentifikasi beberapa tantangan dalam penerapan CNN, khususnya terkait dengan kompleksitas arsitektur yang tinggi, yang dapat membatasi pemahaman praktis dan implementasi di lingkungan industri atau pengguna non-teknis. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini

merekomendasikan pengembangan metode *data augmentation*, serta penerapan teknik regularisasi seperti *dropout* dan *batch normalization* untuk meningkatkan generalisasi dan mengurangi risiko *overfitting*. Selain itu, penekanan juga diberikan pada perlunya peningkatan interpretabilitas model agar hasil prediksi dapat lebih transparan dan mudah dianalisis oleh pengguna akhir.

Zheng et al. (2020), dalam penelitiannya yang berjudul *A Full Stage Data Augmentation Method in Deep Convolutional Neural Network for Natural Image Classification*, mengembangkan suatu kerangka kerja augmentasi data komprehensif yang dirancang untuk meningkatkan akurasi klasifikasi citra alami menggunakan jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Network*). Kerangka ini bertujuan untuk mendukung proses pelatihan dan pengujian melalui strategi augmentasi konsisten yang juga berfungsi sebagai bentuk *ensemble model* implisit, tanpa memerlukan peningkatan biaya pelatihan atau kompleksitas arsitektur.

Melalui pengujian terhadap dataset benchmark seperti CIFAR-10 dan CIFAR-100, kerangka augmentasi ini berhasil meningkatkan akurasi model CNN secara signifikan hingga mencapai 93,41% untuk CIFAR-10 dan 70,22% untuk CIFAR-100. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penerapan augmentasi data yang dilakukan secara menyeluruh pada setiap tahap proses pelatihan mampu memperkuat kemampuan generalisasi model serta mengurangi risiko kesalahan klasifikasi.

Kendati demikian, Zheng mencatat adanya tantangan terkait waktu pelatihan yang cenderung lebih panjang karena kompleksitas proses augmentasi

yang diterapkan. Selain itu, pemilihan parameter augmentasi yang optimal masih menjadi kendala yang perlu diperhitungkan secara cermat agar tidak mengganggu stabilitas model. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk mengembangkan metode augmentasi yang lebih efisien serta strategi regularisasi tambahan guna meminimalisasi risiko *overfitting* pada model CNN.

Penelitian yang dilakukan oleh Jisu Yoo dan Seokho Kang (2020) bertajuk *Class-Adaptive Data Augmentation for Image Classification* memperkenalkan pendekatan augmentasi data yang bersifat adaptif terhadap kelas, guna meningkatkan kinerja model klasifikasi gambar. Berbeda dengan metode augmentasi konvensional yang menerapkan transformasi seragam pada seluruh kelas, pendekatan ini mengadopsi kebijakan augmentasi yang disesuaikan secara spesifik berdasarkan karakteristik masing-masing kelas dalam dataset. Transformasi yang digunakan bersifat label-preserving, sehingga tetap mempertahankan makna semantik dari gambar.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kebijakan augmentasi adaptif ini mampu menghasilkan akurasi klasifikasi yang setara bahkan melampaui metode baseline yang tidak mempertimbangkan perbedaan antar kelas. Selain itu, pola augmentasi yang terbentuk menunjukkan konsistensi dengan pengetahuan domain yang relevan, mengindikasikan efektivitas metode ini dalam menangkap atribut penting pada masing-masing kategori data.

Meskipun demikian, tantangan utama dari metode ini terletak pada kebutuhan proses optimasi hiperparameter yang kompleks dan padat sumber daya komputasi. Ketergantungan terhadap tuning parameter yang presisi dapat

membatasi efisiensi implementasi pada skala besar. Oleh karena itu, eksplorasi lanjutan pada dataset dengan tingkat keragaman yang lebih tinggi diperlukan untuk menguji kapabilitas generalisasi metode ini secara lebih luas dan memastikan keandalannya dalam berbagai konteks aplikasi klasifikasi gambar.

Penelitian Agus et al. (2025), berhasil menganalisis kualitas sarang burung walet menggunakan metode fuzzy Tsukamoto, yang menunjukkan hasil yang signifikan dalam hal akurasi dan efektivitas. Dari total 100 data sarang burung walet yang diuji, metode ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 97%, dengan hanya 3 perbedaan hasil antara data aktual dan hasil perhitungan fuzzy.

Hasil analisis menunjukkan bahwa kategori kualitas sarang burung walet terbagi menjadi tiga skala: "Sangat Bagus," "Bagus," dan "Tidak Bagus." Dari data yang diperoleh, 15 sarang terklasifikasi sebagai "Sangat Bagus," 79 sebagai "Bagus," dan 6 sebagai "Tidak Bagus." Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas sarang yang diuji memiliki kualitas yang baik, dan metode fuzzy Tsukamoto mampu memberikan estimasi yang akurat berdasarkan variabel yang diteliti.

Analisis lebih lanjut juga menunjukkan bahwa metode ini dapat diandalkan dalam pengambilan keputusan untuk industri sarang burung walet, karena memberikan penilaian yang lebih objektif dibandingkan dengan metode tradisional. Namun, perlu dicatat bahwa keterbatasan dalam jumlah aturan fuzzy yang dibentuk dapat mempengaruhi hasil, sehingga penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengoptimalkan model dan meningkatkan akurasi.

Penelitian yang dilakukan oleh Ilham Santoso, Ayub Michaelangelo Manurung, dan Egia Rosi Subhiyakto berjudul Comparison of ResNet-50,

EfficientNet-B1, and VGG-16 Algorithms for Cataract Eye Image Classification, dipublikasikan dalam JAIC pada tahun 2025. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan performa tiga arsitektur jaringan saraf dalam mengklasifikasikan gambar mata penderita katarak dan mata normal secara efisien dan akurat menggunakan metode transfer learning serta dataset yang berasal dari sumber publik.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ResNet-50 berhasil mencapai akurasi tinggi sebesar 98,15%, dengan nilai presisi, recall, dan F1-score yang juga sangat baik, serta mampu mendeteksi katarak dengan tingkat kesalahan yang sangat minimal. VGG-16 juga menunjukkan performa yang bagus dengan akurasi mencapai 97%, sedangkan EfficientNet-B1 turut dibandingkan untuk menilai efektivitasnya dalam tugas klasifikasi ini. Kesimpulan dari studi ini menyatakan bahwa penggunaan arsitektur ResNet-50 dan VGG-16 mampu menghasilkan model dengan performa tinggi, namun ResNet-50 yang kompleks membutuhkan waktu inferensi lebih lama dan sumber daya lebih besar.

Saran yang diberikan adalah perlunya penerapan teknik augmentasi data dan regularisasi untuk mencegah overfitting, serta pengujian lebih luas pada dataset eksternal agar model dapat lebih umum dalam praktik. Kelemahan dari penelitian ini meliputi keterbatasan dataset yang berasal dari sumber publik, yang tidak mewakili seluruh variabilitas kondisi nyata, serta kebutuhan akan komputasi yang tinggi untuk menjalankan model ResNet-50 secara optimal.

2.2 Keaslian Penelitian

Keaslian penelitian ini dapat ditunjukkan melalui perbandingan dengan berbagai studi terdahulu yang relevan. Untuk memperjelas posisi penelitian ini dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, berikut disajikan matriks literatur review dan keaslian penelitian yang dapat dilihat pada tabel 2.1 berikut:

Tabel 2.1 Matriks literatur review dan posisi penelitian

Klasifikasi Kualitas Sarang Burung Walet Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1.	Classifying The Swallow Nest Quality Using Support Vector Machine Based on Computer Vision	Anindita Septiarini, Rizqi Saputra, Ferda Maulana, Tenia Wahyuningrum, Hamdani Hamdani, Indra. Media Publikasi: IEEE International Conference on Cybernetics and Computational Intelligence	Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode otomatis untuk mengklasifikasikan kualitas sarang walet berdasarkan citra dengan memanfaatkan algoritma pemrosesan citra dan klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Klasifikasi dilakukan dengan	Metode yang dikembangkan berhasil melakukan klasifikasi kualitas sarang walet dengan tingkat akurasi hingga 89,3% menggunakan cross-validation dengan nilai k-fold 5. Penggunaan algoritma Otsu untuk segmentasi dan ekstraksi fitur bentuk	Penelitian ini menyarankan agar pengambilan fitur tidak hanya berasal dari bentuk, tetapi juga fitur warna dan tekstur untuk meningkatkan performa klasifikasi yang lebih baik. Kelemahan yang teridentifikasi adalah keterbatasan fitur yang digunakan	Berbeda dengan penelitian yang dilakukan oleh Septiarini dkk. (2022) yang menggunakan metode <i>machine learning</i> konvensional (SVM) dengan fitur bentuk sebagai input utama, penelitian ini menggunakan pendekatan <i>deep learning</i> berbasis CNN yang mampu

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
		(CyberneticsCom). 2022	membagi sarang ke dalam tiga kelas kualitas (Q1, Q2, Q3) berdasarkan fitur bentuk (shape features) yang diekstraksi dari gambar.	terbukti efektif sehingga SVM dapat mengklasifikasikan kualitas sarang dengan performa yang baik. Metode ini dapat mengurangi usaha dan waktu yang diperlukan petani dalam proses penyortiran sarang walet secara manual.	hanya pada bentuk sehingga hasil klasifikasi masih bisa ditingkatkan lebih lanjut dengan menambahkan fitur lain seperti warna dan tekstur. Selain itu, jumlah data dan variasi kondisi pencahayaan dalam pengambilan gambar juga berpotensi mempengaruhi hasil dan perlu diperluas pada studi selanjutnya.	mengekstraksi fitur citra secara otomatis tanpa rekayasa fitur manual. Selain itu, penelitian ini membandingkan empat arsitektur CNN (MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1) untuk memperoleh model dengan performa terbaik dalam klasifikasi kualitas sarang burung walet.
2.	Classification of Swallow Nest Quality Based on Cleanliness Level Using	Muhammad Januansyah Jayadi, Ingrid Nurtanio, Muhammad Niswar Media Publikasi: International	-Mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kebersihan sarang burung walet menggunakan teknologi computer vision.	Dengan penerapan White Balance dan ekstraksi fitur HSV, sistem berhasil membedakan antara lubang pada sarang	Penelitian dilakukan pada kondisi gambar yang diambil secara indoor dengan latar belakang dan pencahayaan yang dikontrol, sehingga	Penelitian oleh Jayadi dkk. (2024) berfokus pada klasifikasi tingkat kebersihan sarang menggunakan SVM dan Random

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	Computer Vision	Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS) – IEEE Conference Proceedings: 2024	-Mengatasi permasalahan klasik dalam klasifikasi kebersihan sarang walet, yaitu pemisahan lubang-lubang sarang dari kotoran agar tidak terdeteksi sebagai kotoran. -Meningkatkan kualitas citra dengan metode White Balance dan pengambilan fitur warna menggunakan ruang warna HSV untuk mendeteksi kotoran berdasarkan warna gelap, serta melakukan klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest dan Support	dan kotoran dengan akurasi tinggi. Algoritma Random Forest memberikan hasil klasifikasi dengan akurasi 97,5% yang lebih tinggi dibandingkan dengan SVM yang memperoleh akurasi 84,1%. Sistem ini memberikan penilaian tingkat kebersihan sarang yang lebih valid dan akurat dibandingkan metode sebelumnya yang masih sering salah mendeteksi lubang sebagai kotoran.	belum diuji secara luas pada kondisi lapangan atau lingkungan alami sarang walet yang lebih variatif. Penggunaan jenis kamera dan jarak pengambilan gambar yang tetap digunakan mungkin membatasi fleksibilitas aplikasi di lapangan. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi tingkat kebersihan, sehingga kelemahan lain terkait bentuk atau kerusakan sarang belum ditangani secara menyeluruh. Pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan dengan metode	Forest dengan fitur warna, sedangkan penelitian ini mengklasifikasikan tingkat kualitas sarang secara menyeluruh (rendah, sedang, tinggi) menggunakan <i>deep learning</i>. Selain itu, penelitian ini mengevaluasi empat arsitektur CNN berbasis <i>transfer learning</i>, memberikan cakupan analisis yang lebih luas dibandingkan pendekatan tradisional berbasis fitur warna dan kebersihan.

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			Vector Machine (SVM).		peningkatan citra lebih lanjut atau algoritma deep learning untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi pada beragam kondisi pencahayaan dan latar lingkungan.	
3.	Object Detection to Identify Shapes of Swallow Nests Using a Deep Learning Algorithm	Denny Indrajaya, Adi Setiawan, Djoko Hartanto, Hariyanto Media Publikasi: KHAZANAH INFORMATIKA, Vol. 8 No. 2, Oktober 2022	Tujuan penelitian ini yaitu Membangun model deteksi objek berbasis deep learning menggunakan arsitektur SSD MobileNet V2 FPNLite untuk mengidentifikasi bentuk sarang burung walet dalam tiga kelas yaitu oval, angular, dan bowl. Model ini dirancang untuk dapat digunakan pada mesin	Model yang dibuat berhasil mendeteksi dan mengklasifikasikan bentuk sarang walet dengan mAP sebesar 61,91%. Model dapat membedakan tiga kelas bentuk sarang tersebut, meskipun terdapat beberapa kesalahan klasifikasi terutama pada kelas oval. Ukuran bounding box yang	Disarankan melakukan modifikasi pada arsitektur SSD MobileNet V2 FPNLite atau mencoba arsitektur lain untuk meningkatkan akurasi. Perlu juga penyesuaian parameter pelatihan dan metode validasi yang lebih baik agar hasil deteksi bentuk	Penelitian oleh Indrajaya dkk. (2022) menggunakan SSD MobileNetV2 FPNLite untuk mendeteksi bentuk sarang (oval, angular, bowl). sedangkan penelitian ini melakukan klasifikasi kualitas sarang walet berdasarkan tingkat mutu. Dengan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			sortir sarang walet dengan tujuan mengklasifikasi bentuk sarang yang nantinya akan memengaruhi proses pengolahan dan harga jual.	dihasilkan sesuai dengan objek sarang pada gambar serta didukung oleh confidence score yang tinggi pada hasil deteksi yang tepat.	sarang lebih valid dan akurat. - Performansi model masih perlu ditingkatkan karena mAP yang diperoleh tergolong sedang (61,91%), terutama disebabkan oleh rendahnya nilai AP pada kelas oval. - Kelemahan utama adalah ketidakmampuan model mengklasifikasikan sarang yang sulit dilihat dua dimensinya (seringkali bagian yang menempel pada dinding tidak terlihat).	menambahkan tiga arsitektur lain (VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1), penelitian ini memperluas eksplorasi model CNN dan berfokus pada klasifikasi kualitas, bukan hanya deteksi bentuk.
4.	Image Classification Based On	Ahmed A. Elngar, Mohamed Arafa, Amar Fathy,	Penelitian ini bertujuan mengeksplorasi	Penelitian ini menyimpulkan bahwa CNN adalah	Saran dari penelitian ini meliputi pengembangan lebih	Penelitian oleh Elngar dkk. (2021) bersifat tinjauan pustaka

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	CNN: Survey	A Basma Moustafa, Omar Mahmoud and Mohamed Shaban, Nehal Fawzy. Media Publikasi: Journal of Cybersecurity and Information Management (JCIM), 2021	metode klasifikasi gambar menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN), menunjukkan aplikasinya dalam bidang penglihatan komputer, serta menjelaskan langkah-langkah dan teknik yang digunakan dalam proses klasifikasi gambar.	salah satu model pembelajaran mendalam yang paling efisien untuk klasifikasi gambar. Model ini mampu menangkap fitur yang relevan dari gambar secara otomatis. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 95% pada dataset tertentu, yang menunjukkan performa yang sangat baik dalam tugas klasifikasi.	lanjut pada teknik peningkatan dataset serta penerapan metode regularisasi untuk mengurangi overfitting. Kelemahan yang diidentifikasi mencakup kompleksitas model CNN yang dapat menghambat pemahaman dan penerapan di dunia nyata. Selain itu, diperlukan lebih banyak penelitian untuk meningkatkan interpretabilitas dan transparansi dari model CNN yang digunakan.	(<i>survey paper</i>) yang menjelaskan konsep dasar CNN secara umum tanpa penerapan pada kasus spesifik. Sebaliknya, penelitian ini mengimplementasikan CNN secara langsung pada domain nyata dengan empat arsitektur berbeda untuk mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet, sehingga memberikan kontribusi empiris dan aplikatif terhadap pengembangan CNN di bidang pertanian digital.

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
5	A Full Stage Data Augmentation Method in Deep Convolutional Neural Network for Natural Image Classification	Qinghe Zheng, Mingqiang Yang, Xinyu Tian, Nan Jiang, dan Deqiang Wang. Media Publikasi: Discrete Dynamics in Nature and Society, 2020	Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan kerangka kerja data augmentasi tahap penuh yang dapat meningkatkan akurasi jaringan saraf konvolusional dalam klasifikasi gambar alami. Kerangka ini juga berfungsi sebagai ensemble model implisit tanpa biaya pelatihan model tambahan.	Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kerangka kerja yang diusulkan efektif dalam meningkatkan akurasi klasifikasi pada dataset CIFAR-10 dan CIFAR-100, dengan akurasi masing-masing 93.41% dan 70.22%. Penelitian ini menekankan pentingnya konsistensi dalam augmentasi data selama tahap pelatihan dan pengujian untuk memastikan transfer informasi domain yang akurat.	Meskipun kerangka kerja ini menunjukkan hasil yang menjanjikan, ada beberapa kelemahan yang perlu diperhatikan, seperti potensi waktu pelatihan yang lebih lama akibat augmentasi data yang lebih kompleks dan tantangan dalam menentukan parameter augmentasi yang optimal. Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengeksplorasi metode augmentasi yang lebih efisien dan untuk mengatasi masalah overfitting yang mungkin masih ada.	Penelitian oleh Zheng dkk. (2020) meneliti metode augmentasi data tahap penuh untuk meningkatkan akurasi CNN pada citra alami. Berbeda dengan itu, penelitian ini menerapkan teknik augmentasi data pada citra sarang burung walet untuk mengatasi keterbatasan dataset, sekaligus menggabungkannya dengan <i>transfer learning</i> pada empat arsitektur CNN. Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan penerapan praktis augmentasi data dalam

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
						konteks domain nyata yang spesifik.
6	Class-Adaptive Data Augmentation for Image Classification	Jisu Yoo dan Seokho Kang. Media Publikasi IEEE Access. 2023	Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode augmentasi data yang adaptif terhadap kelas untuk meningkatkan kinerja klasifikasi gambar dengan menggunakan transformasi yang mempertahankan label, yang disesuaikan dengan karakteristik spesifik dari setiap kelas dalam dataset.	Metode yang diusulkan menunjukkan bahwa dengan menerapkan kebijakan augmentasi yang spesifik untuk setiap kelas, model dapat mencapai akurasi klasifikasi yang sebanding atau lebih baik dibandingkan dengan metode baseline yang menggunakan kebijakan augmentasi yang sama untuk semua kelas. Selain itu, kebijakan augmentasi yang dihasilkan konsisten	Salah satu kelemahan yang dapat diidentifikasi adalah ketergantungan pada optimasi hyperparameter yang mungkin memerlukan waktu dan sumber daya komputasi yang signifikan. Selain itu, penelitian ini mungkin perlu dieksplorasi lebih lanjut dalam konteks dataset yang lebih beragam untuk menguji generalisasi metode yang diusulkan.	Penelitian oleh Yoo & Kang (2023) mengembangkan metode augmentasi data adaptif berdasarkan karakteristik kelas. Sementara penelitian ini menggunakan augmentasi umum (rotasi, flipping, zooming) untuk memperluas variasi dataset sarang burung walet. Fokus penelitian ini bukan pada rancangan metode augmentasi, melainkan pada perbandingan performa multi-arsitektur CNN dalam

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				dengan pengetahuan domain yang ada.		kondisi dataset terbatas.
7	Analisis Kualitas Sarang Burung Walet Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto	Fahrul Agus, Ega Sulfika, Gubtha Mahendra Putra Media Publikasi Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK) Tahun 2025	Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan mengevaluasi kualitas sarang burung walet dengan menerapkan metode fuzzy Tsukamoto. Fokus utama adalah untuk mengembangkan sistem yang dapat memberikan penilaian yang lebih objektif dan akurat terhadap kualitas sarang berdasarkan beberapa parameter, seperti warna, berat, kondisi, dan kadar air.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode fuzzy Tsukamoto dapat digunakan secara efektif untuk menganalisis kualitas sarang burung walet, dengan tingkat akurasi mencapai 97% berdasarkan pengujian data aktual. Sistem ini berhasil menghasilkan estimasi kualitas yang lebih akurat, yang dapat membantu dalam pengambilan keputusan bagi para peternak dan	Saran untuk penelitian selanjutnya adalah untuk memperluas cakupan variabel yang digunakan, seperti menambahkan faktor lingkungan dan genetik yang dapat mempengaruhi kualitas sarang. Selain itu, disarankan untuk meningkatkan jumlah data yang dikumpulkan agar analisis menjadi lebih representatif. Kelemahan yang teridentifikasi dalam penelitian ini adalah keterbatasan dalam jumlah aturan fuzzy yang dibentuk, yang	Penelitian oleh Fahrul Agus dkk. (2025) menggunakan metode fuzzy Tsukamoto berbasis parameter numerik (warna, berat, kondisi, dan kadar air) untuk menganalisis kualitas sarang. Sementara itu, penelitian ini menerapkan pendekatan <i>deep learning</i> dengan CNN untuk menilai kualitas secara otomatis berdasarkan citra visual. Pendekatan ini lebih efisien dan mampu menangani variasi visual kompleks yang sulit

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				pengusaha sarang burung walet.	dapat mempengaruhi akurasi hasil, serta perlunya validasi lebih lanjut terhadap model yang diusulkan.	dijangkau oleh sistem berbasis aturan fuzzy.
8	Comparison of ResNet-50, EfficientNet-B1, and VGG-16 Algorithms for Cataract Eye Image Classification	Ilham Santoso, Ayub Michaelangelo Manurung, Egia Rosi Subhiyakto Jurnal: Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC) Tahun: 2025	Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja tiga model deep learning—ResNet-50, EfficientNet-B1, dan VGG-16—in klasifikasi citra mata katarak dan mata normal, guna mendukung proses deteksi dini katarak secara otomatis agar lebih akurat dan efektif.	ResNet-50 mencapai akurasi tertinggi yaitu 98,15%, diikuti oleh EfficientNet-B1 dengan 96,64%, dan VGG-16 dengan 93,82%. Ketiga model menunjukkan performa yang baik dalam klasifikasi katarak, dengan ResNet-50 sebagai yang paling akurat.	Keterbatasan dataset publik dapat mempengaruhi generalisasi, sehingga perlu pengujian pada data eksternal. Penggunaan teknik regularisasi dan augmentasi data dapat mengurangi risiko overfitting. Perlu evaluasi lebih luas dan pengembangan model untuk akurasi yang lebih stabil dan efisien.	Model CNN yang diuji (ResNet50, MobileNetV2, VGG16, EfficientNetV2B1) menunjukkan performa tinggi dalam klasifikasi katarak. ResNet50 mencapai akurasi tertinggi sekitar 98%, diikuti MobileNetV2 dengan sekitar 97%, dan VGG16 dengan 95%. Fine-tuning meningkatkan hasil semua model, sementara EfficientNetV2B1

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
						hanya unggul setelah fine-tuning. ResNet50 tetap jadi yang terbaik secara keseluruhan.

2.3 State of the Art Penelitian Klasifikasi Sarang Burung Walet

Perkembangan *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), telah mendorong kemajuan pesat dalam klasifikasi citra pada berbagai bidang, termasuk medis, industri, dan komoditas agrikultur bernilai ekonomi tinggi. Arsitektur CNN modern seperti VGG, ResNet, MobileNet, hingga EfficientNet banyak digunakan karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual kompleks secara otomatis dan menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi melalui pendekatan *transfer learning*.

Dalam bidang medis, penelitian oleh Santoso, Manurung, dan Subhiyakto (2025) membandingkan ResNet-50, EfficientNet-B1, dan VGG-16 untuk klasifikasi citra mata katarak. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ResNet-50 mencapai akurasi tertinggi sebesar 98,15%, diikuti VGG-16 dengan akurasi 97%. Studi ini menegaskan bahwa jaringan sangat dalam dengan mekanisme *residual connection* efektif dalam menangkap fitur visual detail. Namun, kompleksitas model berdampak pada kebutuhan komputasi tinggi serta waktu inferensi lebih lama. Selain itu, penggunaan dataset publik menjadi keterbatasan dalam hal generalisasi model terhadap kondisi nyata.

Pada domain sarang burung walet, penelitian oleh Indrajaya et al. (2022) menggunakan pendekatan *object detection* berbasis SSD MobileNet V2 FPNLite untuk mengklasifikasikan bentuk sarang ke dalam kategori oval, angular, dan bowl. Model memperoleh nilai mAP 61,91% dan mampu menghasilkan *bounding box* yang akurat. Namun, pendekatan ini lebih berfokus pada deteksi bentuk geometris objek, bukan pada kualitas visual sarang yang berkaitan dengan tekstur, warna,

kerapatan serat, dan tingkat kebersihan. Hal ini menunjukkan bahwa penelitian pada sarang walet masih didominasi oleh analisis bentuk, sedangkan klasifikasi mutu berbasis citra belum banyak dieksplorasi.

Berdasarkan kajian tersebut, terdapat celah penelitian pada penerapan CNN untuk klasifikasi kualitas sarang burung walet. Penelitian sebelumnya belum melakukan analisis komparatif multi-arsitektur CNN dalam domain mutu sarang walet, padahal variasi desain arsitektur sangat memengaruhi kemampuan model dalam mengekstraksi fitur tekstur halus.

Oleh karena itu, penelitian ini memilih empat arsitektur CNN yang mewakili berbagai generasi dan filosofi desain jaringan, yaitu VGG16, ResNet50, MobileNetV2, dan EfficientNetV2B1. VGG16 merepresentasikan arsitektur klasik dengan struktur konvolusi sederhana yang stabil sebagai *baseline*. ResNet50 mewakili jaringan sangat dalam dengan *residual connection* yang efektif dalam ekstraksi fitur kompleks. MobileNetV2 dipilih sebagai model ringan yang dirancang untuk efisiensi komputasi melalui *depthwise separable convolution*. Sementara itu, EfficientNetV2B1 merupakan arsitektur modern yang menggabungkan prinsip *compound scaling* untuk mencapai keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi.

Keempat arsitektur tersebut dibandingkan untuk menganalisis perbedaan performa berdasarkan kedalaman jaringan, jumlah parameter, dan strategi ekstraksi fitur. Pendekatan komparatif ini memungkinkan identifikasi model yang tidak hanya memiliki akurasi tinggi, tetapi juga efisien secara komputasi untuk implementasi nyata. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah

berupa pemetaan performa berbagai generasi CNN pada klasifikasi kualitas sarang burung walet, sekaligus memperluas pemanfaatan CNN dari sekadar deteksi bentuk menuju evaluasi mutu produk bernilai ekonomi.

2.4 LANDASAN TEORI

Landasan teori merupakan dasar konseptual yang menjelaskan prinsip-prinsip, konsep, serta temuan ilmiah yang mendukung pelaksanaan penelitian ini. Bagian ini mencakup teori-teori utama yang relevan dengan penelitian, seperti karakteristik sarang burung walet, konsep dasar pengolahan citra digital, prinsip kerja *Convolutional Neural Network* (CNN), serta penjelasan mengenai arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini (MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1). Pemahaman terhadap landasan teori diperlukan untuk menjelaskan dasar ilmiah yang melandasi pemilihan metode, algoritma, dan pendekatan yang digunakan dalam pengembangan sistem klasifikasi mutu sarang burung walet berbasis *deep learning*.

2.4.1 Definisi dan karakteristik sarang burung walet

Sarang burung walet merupakan produk alami yang berasal dari air liur burung walet (*Aerodramus fuciphagus*), yang dihasilkan melalui proses sekresi protein dari kelenjar sublingual burung selama musim berkembang biak (Lee et al., 2021). Menurut Zhang et al. (2022), sarang walet memiliki struktur kompleks yang terbentuk dari glikoprotein yang mengeras saat berinteraksi dengan udara, menghasilkan jaringan biomaterial yang unik.

Burung walet memiliki karakteristik fisik seperti yang dijelaskan dalam Penelitian terbaru oleh Chen et al. (2023) menunjukkan bahwa struktur fisik sarang walet memiliki pola anyaman protein yang teratur dengan ketebalan rata-rata 0.8-1.2 cm. Analisis mikroskopik yang dilakukan Wang et al. (2021) mengungkapkan bahwa tekstur sarang terdiri dari serat-serat protein yang saling terhubung membentuk jaringan tiga dimensi yang kompleks. Menurut studi Rahman et al. (2024), warna sarang dapat bervariasi dari putih murni hingga kekuningan, dengan berat kering rata-rata 7-12 gram per sarang.

Sarang burung walet memiliki komposisi nutrisi yang baik seperti yang dijelaskan dalam penelitian Analisis komprehensif yang dilakukan Liu et al. (2023) mengungkapkan komposisi nutrisi sarang walet sebagai berikut:

- a. Protein: 62-73% (didominasi oleh glikoprotein)
- b. Karbohidrat: 25-32% (terutama asam sialat)
- c. Lemak: 0.14-1.28%
- d. Mineral: 4-7%

Kim et al. (2022) mengidentifikasi 18 jenis asam amino dalam sarang walet, termasuk semua asam amino esensial. Studi proteomik oleh Singh et al. (2021) menemukan lebih dari 78 protein bioaktif yang berpotensi memberikan manfaat kesehatan.

Sarang burung walet memiliki berbagai manfaat Kesehatan yang dibuktikan dengan Penelitian klinis oleh Abdullah et al. (2023) mendemonstrasikan efek imunomodulator sarang walet melalui peningkatan produksi sitokin dan aktivasi sel-sel imun. Studi Wong et al. (2022) mengonfirmasi properti anti-aging sarang

walet melalui stimulasi produksi kolagen dan penghambatan enzim elastase. Riset neurobiologi oleh Park et al. (2021) mengungkapkan potensi neuroprotektif sarang walet dalam mencegah degenerasi kognitif.

Berdasarkan standar terbaru yang dikembangkan oleh International Bird's Nest Quality Standards (IBNQS, 2023), kualitas sarang walet diklasifikasikan menjadi Super Premium Grade, Premium Grade dan Standar Grade yang dapat dilihat pada Tabel 2.2 berikut.

Tabel 2.2 Grade Sarang Burung Walet

No	Grade	Keterangan
1	Super Premium Grade/Kualitas Tinggi	- Warna putih murni - Berbentuk sempurna - Berat > 10 gram - Bebas Kontaminan
2	Premium Grade/Kualitas Sedang	- Warna putih-cream - Bentuk baik - Berat 7-10 gram - Minimal kontaminan
3	Standar Grade/Kualitas Rendah	- Warna kekuningan - Bentuk regular - Berat 5-7 gram - Sedikit kontaminan

2.4.2 Faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas sarang

Adapun factor-faktor yang dapat mempengaruhi kualitas sarang burung walet yaitu, Faktor Lingkungan, kualitas nutrisi dan pakan, kondisi Gedung dan habitat, factor musiman dan cuaca, metode pemanenya dan kontaminan dan polusi. Factor-faktor yang mempengaruhi kualitas sarang pernah dilakukan oleh peneliti peneliti sebelumnya.

Factor lingkungan dapat mempengaruhi kualitas sarang burung walet seperti Penelitian komprehensif oleh Rahman et al. (2023) mengungkapkan bahwa

suhu optimal untuk pembentukan sarang walet berkisar antara 26-29°C, dengan kelembaban relatif antara 75-85%. Liu et al. (2022) menambahkan bahwa sirkulasi udara yang baik sangat penting untuk mencegah pertumbuhan jamur dan memastikan proses pengeringan air liur yang optimal saat pembentukan sarang. Studi Wang et al. (2024) menemukan bahwa intensitas cahaya yang terlalu tinggi dapat menyebabkan stres pada burung walet dan mempengaruhi kualitas air liur yang dihasilkan.

2.5 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan serangkaian proses komputasi yang digunakan untuk meningkatkan, menganalisis, dan mengekstraksi informasi penting dari citra agar dapat diolah lebih lanjut secara otomatis. Dalam penelitian ini, pengolahan citra mencakup beberapa tahapan utama, yaitu konsep dasar citra digital, *preprocessing* citra, segmentasi citra, ekstraksi fitur, serta penerapan *deep learning* melalui arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN). Proses tersebut melibatkan tahap *feature learning* untuk mengenali pola visual dan dilanjutkan dengan evaluasi performa model CNN guna menilai tingkat akurasi dalam klasifikasi kualitas sarang burung walet.

2.5.1 Konsep dasar citra digital

Citra digital adalah representasi visual dari objek nyata yang disimpan dalam bentuk matriks dua dimensi yang terdiri atas piksel-piksel. Setiap piksel dalam citra digital memiliki nilai intensitas tertentu yang merepresentasikan tingkat kecerahan (*brightness*) atau warna dari bagian objek yang dipotret. Citra dapat

bersifat grayscale (hitam-putih) atau berwarna (RGB), tergantung pada jumlah kanal warna yang digunakan dalam penyimpanannya (Gonzalez & Woods, 2020).

Citra digital diperoleh dari hasil tangkapan alat perekam seperti kamera digital atau sensor visual, kemudian disimpan dalam bentuk digital untuk dianalisis lebih lanjut menggunakan perangkat lunak. Dalam konteks pengolahan citra, setiap piksel memiliki koordinat dan nilai tertentu yang memungkinkan algoritma komputer untuk melakukan manipulasi dan interpretasi data visual secara sistematis.

Dalam penelitian klasifikasi kualitas sarang burung walet, citra digital menjadi objek utama yang akan diolah dan dianalisis. Setiap citra akan mewakili satu contoh dari sarang burung yang akan diklasifikasikan berdasarkan karakteristik visual seperti bentuk, warna, dan tekstur. Pemahaman terhadap konsep dasar citra digital menjadi landasan awal dalam melakukan proses segmentasi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi menggunakan algoritma pembelajaran mesin seperti CNN.

2.5.2 Preprocessing citra

Preprocessing citra merupakan tahap awal dalam pengolahan citra digital yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas gambar serta mempersiapkannya sebelum dilakukan proses segmentasi, ekstraksi fitur, atau klasifikasi. Tahapan ini sangat penting karena kualitas input citra sangat memengaruhi performa model klasifikasi, terutama pada pendekatan berbasis pembelajaran mesin dan *deep learning* seperti CNN (Setiawan et al., 2022).

Beberapa teknik preprocessing yang umum digunakan dalam penelitian pengolahan citra antara lain:

- a. **Resize Citra:** Mengubah ukuran gambar agar memiliki dimensi yang seragam. Ini penting untuk memastikan input ke dalam jaringan CNN konsisten, karena arsitektur CNN biasanya memerlukan input dengan resolusi tetap, seperti 224×224 piksel atau 128×128 piksel.
- b. **Normalisasi Piksel:** Proses ini mengatur skala nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1. Normalisasi ini bertujuan untuk mempercepat proses pelatihan model dan membantu jaringan konvergen lebih stabil.
- c. **Konversi Warna:** Pada beberapa kasus, citra RGB dikonversi menjadi grayscale untuk menyederhanakan data dan mengurangi kompleksitas model, terutama bila warna tidak menjadi fitur penting dalam klasifikasi.
- d. **Pengurangan Noise (Noise Reduction):** Penggunaan filter seperti Gaussian blur atau median filter dilakukan untuk mengurangi noise pada citra, yang dapat mengganggu proses klasifikasi.

Dalam penelitian ini, preprocessing menjadi tahap krusial karena gambar sarang burung walet yang diperoleh langsung dari petani memiliki kualitas dan kondisi pencahayaan yang beragam. Oleh karena itu, teknik preprocessing diterapkan untuk memastikan bahwa gambar-gambar tersebut dalam kondisi optimal sebelum dimasukkan ke dalam jaringan CNN untuk klasifikasi kualitas sarang burung walet.

2.5.3 Segmentasi citra

Segmentasi citra adalah proses memisahkan bagian-bagian penting dari sebuah gambar, seperti objek utama, dari latar belakang atau bagian lainnya yang tidak relevan. Tujuannya adalah untuk mempermudah sistem dalam menganalisis

dan mengenali objek berdasarkan area yang relevan saja. Segmentasi merupakan tahap penting dalam sistem klasifikasi citra karena menentukan bagian mana dari gambar yang akan digunakan sebagai masukan bagi algoritma klasifikasi (Zhang et al., 2021).

Berbagai metode segmentasi telah dikembangkan dalam pengolahan citra digital, di antaranya:

- a. **Thresholding:** Teknik ini bekerja dengan menentukan nilai ambang tertentu untuk memisahkan objek dari latar belakang. Misalnya, piksel dengan nilai di atas ambang dianggap bagian dari objek, sedangkan yang di bawah dianggap latar belakang.
- b. **Edge Detection:** Metode ini memanfaatkan perubahan intensitas piksel secara drastis (gradien) untuk mendeteksi tepi atau batas suatu objek. Teknik umum yang digunakan antara lain Sobel, Canny, dan Laplacian.
- c. **Region-Based Segmentation:** Pendekatan ini membagi citra berdasarkan kesamaan piksel, seperti kesamaan warna atau tekstur, untuk mengelompokkan piksel ke dalam satu wilayah yang saling berkaitan.

Dalam konteks penelitian ini, segmentasi citra berguna untuk memastikan bahwa algoritma CNN hanya mempelajari bagian citra yang benar-benar menggambarkan sarang burung walet, tanpa gangguan dari latar belakang atau elemen lain yang tidak relevan. Dengan segmentasi yang tepat, akurasi dalam proses klasifikasi kualitas sarang dapat ditingkatkan secara signifikan.

2.5.4 Ekstraksi fitur

Segmentasi citra merupakan tahap krusial dalam proses pengolahan citra digital yang bertujuan untuk membagi citra ke dalam wilayah-wilayah yang homogen berdasarkan karakteristik visual tertentu, seperti intensitas piksel, warna, tekstur, atau kontur objek. Proses ini memungkinkan pemisahan objek utama dari latar belakang sehingga informasi penting dapat diisolasi dan dianalisis lebih lanjut. Dalam konteks klasifikasi kualitas sarang burung walet, segmentasi bertujuan untuk menyorot bagian inti dari sarang agar model pengenalan pola seperti Convolutional Neural Network (CNN) dapat bekerja secara optimal.

Secara umum, terdapat beberapa pendekatan segmentasi citra yang telah banyak digunakan dalam penelitian dan aplikasi praktis, antara lain:

a. Thresholding

Thresholding adalah metode paling dasar dalam segmentasi citra, yang bekerja dengan menetapkan nilai ambang tertentu untuk memisahkan objek dari latar belakang. Piksel dengan nilai di atas atau di bawah ambang akan diklasifikasikan sebagai bagian dari objek atau latar belakang secara biner. Meskipun sederhana, metode ini efektif jika terdapat kontras yang jelas antara objek dan latar belakang (Kaur & Arora, 2020).

b. Deteksi Tepi (Edge Detection)

Teknik ini mendeteksi batas objek berdasarkan perubahan intensitas piksel yang signifikan. Algoritma seperti Sobel, Canny, dan Prewitt digunakan untuk mengekstraksi fitur tepi yang relevan. Deteksi tepi sangat berguna untuk

mengenali bentuk atau kontur sarang burung walet yang memiliki struktur khas (Feng et al., 2021).

c. Segmentasi Berbasis Wilayah (Region-Based Segmentation)

Pendekatan ini mengelompokkan piksel yang memiliki kesamaan nilai intensitas atau warna ke dalam satu wilayah. Teknik seperti region growing dan region merging digunakan untuk menumbuhkan wilayah berdasarkan keserupaan lokal piksel, yang cocok untuk citra dengan objek bertekstur halus dan berwarna seragam (Zhang et al., 2021).

a. Watershed Transformation

Watershed adalah metode berbasis morfologi matematika yang memandang citra sebagai permukaan topografi dan memisahkan objek berdasarkan aliran "air" ke titik minimum lokal. Teknik ini cocok untuk memisahkan objek yang saling tumpang tindih, meskipun perlu penanganan noise yang baik agar tidak over-segmented (Kaur & Arora, 2020).

d. Segmentasi Berbasis Deep Learning

Dalam dekade terakhir, pendekatan segmentasi berbasis deep learning telah berkembang pesat dengan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional. CNN dan arsitektur khusus seperti U-Net terbukti efektif dalam tugas segmentasi objek pada citra medis maupun objek umum. Model ini dapat secara otomatis belajar fitur spasial kompleks dan mengenali pola visual pada data dengan keberagaman tinggi (Zhang et al., 2021).

Dalam penelitian ini, proses segmentasi citra menjadi langkah awal yang sangat penting sebelum dilakukan klasifikasi kualitas sarang burung walet. Melalui

segmentasi yang tepat, bagian utama sarang dapat dipisahkan dari latar belakang yang tidak relevan, sehingga memungkinkan model CNN untuk mengekstraksi fitur visual secara lebih fokus dan akurat. Dengan demikian, performa klasifikasi dapat meningkat karena input yang diterima oleh model menjadi lebih bersih dan informatif.

2.5.5 Deep Learning

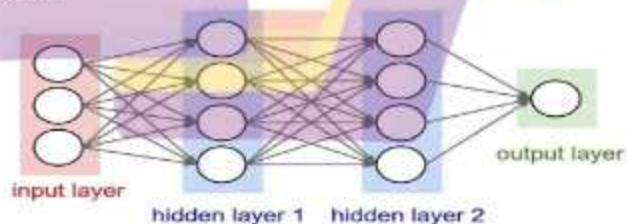
Deep learning adalah bagian dari pembelajaran mesin (*machine learning*) yang meniru cara kerja otak manusia dalam memproses data dan membuat keputusan. Teknologi ini memanfaatkan jaringan saraf tiruan (*artificial neural networks*) dengan banyak lapisan (*deep neural networks*) untuk mempelajari representasi data yang kompleks dan berlapis-lapis. Berbeda dengan pendekatan tradisional yang membutuhkan rekayasa fitur secara manual, *deep learning* memungkinkan sistem untuk secara otomatis mengekstrak dan mengabstraksi fitur penting dari data mentah, termasuk gambar, suara, dan teks (Deng et al., 2021).

Salah satu keunggulan utama *deep learning* terletak pada kemampuannya dalam menangani dataset berukuran besar dengan keragaman tinggi, serta ketahanannya terhadap noise atau variasi dalam data. Hal ini menjadikannya sangat efektif dalam bidang *computer vision*, pengenalan citra, pemrosesan bahasa alami, dan pengenalan suara (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015). Dalam konteks pengolahan citra, *deep learning* secara khusus telah menggeser pendekatan konvensional dengan hadirnya arsitektur seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), yang secara otomatis dapat mengekstrak fitur spasial dan semantik dari citra.

Kinerja *deep learning* sangat bergantung pada tiga elemen utama, yaitu jumlah data pelatihan, arsitektur jaringan, dan kekuatan komputasi. Oleh karena itu, untuk mencapai hasil optimal, dibutuhkan data dalam jumlah besar serta teknik augmentasi data yang efektif untuk memperluas variasi input tanpa menambah data baru secara manual. Selain itu, *deep learning* juga sangat bergantung pada optimalisasi parameter seperti fungsi aktivasi, algoritma pelatihan, dan metode regularisasi guna mencegah overfitting (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

Dalam penelitian ini, pendekatan *deep learning* dipilih karena kemampuannya dalam memahami struktur visual sarang burung walet secara end-to-end, tanpa memerlukan fitur buatan tangan (*hand-crafted features*). Hal ini memungkinkan proses klasifikasi kualitas sarang menjadi lebih efisien dan akurat.

Gambar berikut menunjukkan arsitektur dasar dari jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network*, ANN), yang terdiri dari tiga jenis lapisan utama: lapisan input (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan keluaran (*output layer*). Berikut adalah Gambar arsitektur *deep learning* yang dapat dilihat pada Gambar 2.1 berikut.



Gambar 2.1 Arsitektur Deep Learning
Sumber: (J. Kim dkk., 2022)

Berikut ini adalah penjelasan tentang Gambar 2.1 Arsitektur *Deep Learning*.

a. Input Layer

Lapisan ini berfungsi sebagai pintu masuk data ke dalam jaringan. Setiap neuron pada lapisan ini merepresentasikan satu fitur dari data input, seperti intensitas piksel dalam pengolahan citra. Data pada lapisan ini akan diteruskan ke lapisan tersembunyi untuk diproses lebih lanjut.

b. Hidden Layer

Terdapat dua lapisan tersembunyi dalam arsitektur ini (hidden layer 1 dan hidden layer 2). Lapisan-lapisan ini berfungsi untuk mengekstrak representasi fitur nonlinier dari data input. Setiap neuron dalam lapisan ini terhubung secara penuh (*fully connected*) dengan neuron pada lapisan sebelumnya dan berikutnya. Proses aktivasi terjadi di sini, menggunakan fungsi aktivasi seperti ReLU (*Rectified Linear Unit*) untuk memperkenalkan nonlinieritas dalam model.

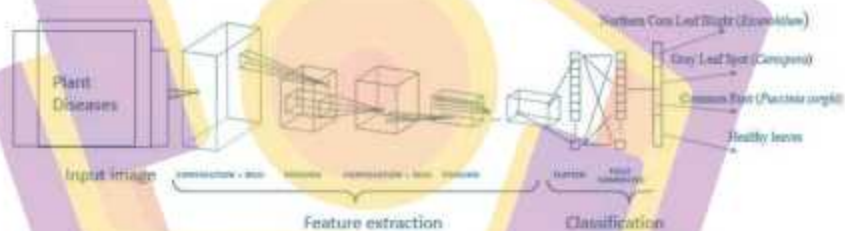
c. Output Layer

Lapisan keluaran menghasilkan prediksi akhir dari model. Dalam konteks klasifikasi, jumlah neuron pada lapisan ini merepresentasikan jumlah kelas. Untuk kasus klasifikasi kualitas sarang burung walet, output dapat terdiri dari tiga kelas: kualitas tinggi, sedang, dan rendah. Fungsi aktivasi seperti *softmax* umumnya digunakan di sini untuk menghasilkan probabilitas prediksi dari masing-masing kelas.

Arsitektur ini merupakan fondasi bagi pengembangan model *Deep Learning* seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), di mana prinsip-prinsip dasar yang sama digunakan namun dilengkapi dengan lapisan konvolusi dan pooling untuk menangani data visual secara lebih efisien (Goodfellow et al., 2016).

2.6 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur *deep learning* yang dirancang secara khusus untuk memproses data yang memiliki struktur grid, seperti gambar dua dimensi. CNN mampu secara otomatis mengekstraksi fitur spasial dari citra melalui proses pembelajaran berlapis, dan telah menjadi standar dalam berbagai aplikasi visi komputer seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi citra (Albawi et al., 2017; Yamashita et al., 2018). CNN terdiri dari beberapa lapisan utama yang bekerja secara berurutan dalam memproses citra digital. Gambar berikut memperlihatkan struktur umum arsitektur CNN ditujukan pada Gambar 2.2 berikut.



Gambar 2.2 Tahapan *Convolutional Neural Network (CNN)*

Sumber : (Alzubaidi, (2022)).

Gambar 2.2 diatas memperlihatkan bahwa terdapat beberapa tahap dalam

CNN yaitu sebagai berikut:

a. *Input Layer*

Merupakan lapisan awal yang menerima input berupa citra digital. Citra akan diubah menjadi representasi numerik (matriks) sesuai dimensi dan jumlah kanal warna (misalnya 224×224 piksel dan 3 kanal untuk RGB).

b. *Convolutional Layer*

Lapisan konvolusi bertanggung jawab dalam melakukan ekstraksi fitur melalui operasi konvolusi menggunakan filter atau kernel. Setiap filter akan menyoroti fitur visual tertentu, seperti tepi, tekstur, atau pola kompleks. Hasil dari lapisan ini adalah *feature map*, yaitu representasi spasial dari fitur yang dikenali.

c. *Activation Function*

Setelah proses konvolusi, hasilnya diproses menggunakan fungsi aktivasi non-linier, biasanya ReLU (Rectified Linear Unit), untuk memperkenalkan kompleksitas dan meningkatkan kemampuan jaringan dalam menangani data non-linear.

d. *Pooling Layer*

Pooling bertujuan untuk mengurangi dimensi spasial dari *feature map*, mengurangi jumlah parameter, dan meningkatkan efisiensi komputasi. Teknik umum adalah *max pooling*, yang mengambil nilai maksimum dalam area tertentu.

e. *Fully Connected Layer*

Setelah fitur diekstraksi, hasilnya diratakan (*flattened*) dan dimasukkan ke dalam lapisan terhubung penuh untuk proses klasifikasi akhir.

f. *Output Layer*

Lapisan terakhir menghasilkan prediksi kelas. Dalam kasus klasifikasi kualitas sarang burung walet, jumlah neuron akan menyesuaikan jumlah kelas (misalnya tiga neuron untuk: kualitas tinggi, sedang, rendah), dan fungsi aktivasi *softmax* digunakan untuk menghasilkan probabilitas dari setiap kelas.

2.6.1 Tahap Feature Learning

Tahap *feature learning* merupakan bagian krusial dalam arsitektur CNN yang bertujuan untuk mengekstraksi fitur penting dari citra masukan secara bertahap dan otomatis. Pada tahap ini, CNN memanfaatkan serangkaian lapisan seperti *convolutional layer*, *activation layer* (ReLU), dan *pooling layer*, *Fully Connected Layer* (FC Layer) dan *Softmax Layer* yang masing-masing berperan dalam menyaring, menormalkan, dan mereduksi kompleksitas data input.

a. Convolutional Layer

Layer konvolusi dalam CNN merupakan tahap awal yang berperan penting dalam mengekstraksi ciri-ciri penting dari citra, seperti tepi, warna, dan bentuk. Proses ini dilakukan dengan menerapkan *kernel* (filter) terhadap citra input melalui operasi konvolusi. Kernel yang biasanya diinisialisasi dengan nilai acak dalam rentang tertentu bergerak melintasi citra untuk menghasilkan *feature maps* yang menyoroti pola lokal tertentu. Ukuran kernel dapat bervariasi tergantung pada arsitektur CNN yang digunakan. Output dari proses ini adalah sekumpulan *feature maps* yang mewakili fitur-fitur visual yang teridentifikasi dari citra input (Albawi, Mohammed, & Al-Zawi, 2023; Wang et al., 2021). Berikut aktivitas *Convolution operation* dapat dilihat pada Gambar 2.3 berikut.

2	4	9	1	4
2	1	4	4	6
1	1	2	9	2
7	3	5	1	3
2	3	4	8	5

Image

x

1	2	3
-4	7	4
2	-5	1

Filter /
Kernel

=

51	66	20
31	49	101
15	53	-2

Feature

Gambar 2.3 Convolution Operation
Sumber: (Patel, 2020)

Dalam proses pembentukan *feature map* pada layer konvolusi, setiap nilai diperoleh melalui operasi konvolusi, yakni dengan mengalikan elemen-elemen dalam matriks citra input dengan nilai-nilai yang terdapat pada kernel, kemudian dijumlahkan secara keseluruhan. Jumlah dan ukuran *feature map* yang dihasilkan tidak hanya bergantung pada ukuran kernel, namun juga dipengaruhi oleh parameter seperti *stride* yakni besar pergeseran kernel saat bergerak di sepanjang citra serta *padding*, yang berfungsi untuk menambahkan piksel bernilai nol di sekitar citra guna mempertahankan dimensi output atau mencegah penyusutan ukuran citra yang terlalu cepat. Kombinasi dari ketiga parameter ini ukuran kernel, stride, dan padding menentukan ukuran akhir dan jumlah fitur yang dihasilkan oleh proses konvolusi (Gu et al., 2021; Rawat & Wang, 2021). Dapat kita pada Gambar 2.4 contoh perhitungan *Convolutional layer* sebagai berikut:

0	0	0	0	0	0	0
0	2	4	9	1	4	0
0	2	1	4	4	6	0
0	1	1	2	9	2	0
0	7	3	5	1	3	0
0	2	3	4	8	5	0
0	0	0	0	0	0	0

×

1	2	3
-4	7	4
2	-5	1

=

21	59	37	-19	2
30	51	66	20	43
-14	31	49	101	-19
59	15	53	-2	21
48	57	64	76	10

Gambar 2.4 *Convolutional Operation* dengan kernel, stride dan padding

Sumber : (Patel, 2020)

Ukuran awal citra input yang sebesar 5×5 mengalami peningkatan menjadi 7×7 akibat penerapan teknik *padding*, yaitu penambahan piksel nol di setiap sisi citra sebanyak satu piksel. Proses ini dilakukan untuk mempertahankan ukuran hasil konvolusi, khususnya saat menggunakan kernel berukuran 3×3 dan nilai *stride*

sebesar 1. Dengan konfigurasi ini, ukuran akhir dari *feature map* yang diperoleh adalah 5×5 .

Secara matematis, ukuran output (*feature map*) dapat dihitung dengan rumus persamaan 2.1 sebagai berikut:

$$H = \frac{(I+2P-K)}{S} + 1 \dots\dots\dots(2.1)$$

Keterangan:

H = ukuran output (*feature map*)

I = ukuran input citra

P = jumlah padding

K = ukuran kernel

S = nilai *stride*

Dengan memasukkan nilai $I = 5$, $P = 1$, $K = 3$, dan $S = 1$, maka: dapat dilihat pada persamaan 2.2 berikut.

$$H = \frac{(5+2(1)-3)}{1} + 1 = \frac{4}{1} + 1 = 5 \dots\dots\dots(2.2)$$

Sehingga, ukuran *feature map* adalah 5×5 .

b. *Rectified Linear Unit (ReLU)*,

Fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit (ReLU)* digunakan untuk mengubah nilai-nilai pada *feature map* hasil dari proses *convolution layer* dengan menerapkan batasan nilai antara nol hingga tak terhingga. Fungsi ini secara efektif menetralkan nilai negatif menjadi nol, sementara nilai positif atau nol tetap dipertahankan. Dengan demikian, ReLU berperan dalam menghilangkan linearitas dan membantu

jaringan saraf dalam mempelajari pola non-linear dari data citra. Secara matematis, ReLU dirumuskan pada persamaan 2.3 sebagai berikut:

$$f(x) = \max(0, x) \dots\dots\dots(2.3)$$

Keterangan:

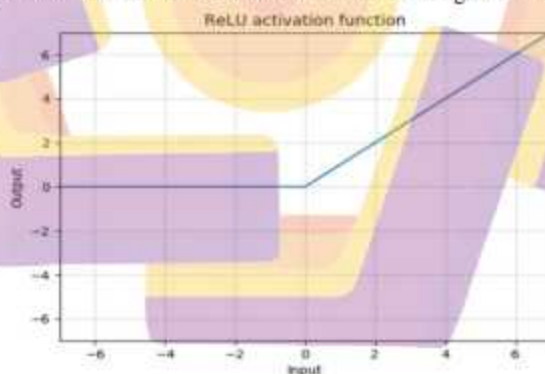
$f(x)$ adalah nilai keluaran dari fungsi aktivasi

x merupakan nilai input dari *feature map*

Jika $x < 0$ maka $f(x) = 0$

Jika $x \geq 0$, maka $f(x) = f(x) = x$

Menurut Patel dan Patel (2020), ReLU adalah fungsi aktivasi yang paling umum digunakan dalam ekstraksi fitur CNN. Penggunaan ReLU memungkinkan jaringan untuk mempelajari representasi data yang kompleks dan meningkatkan efisiensi pelatihan model. berikut adalah Gambar 2.5 fungsi Aktivasi ReLU.



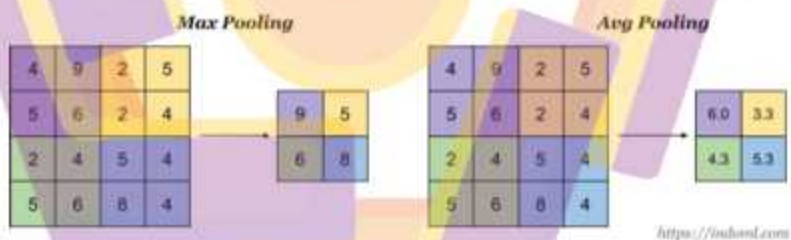
Gambar 2.5 Fungsi Aktivasi ReLU
Sumber: (Patel, 2020)

c. Pooling Layer

Pooling layer dalam arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berperan dalam mereduksi dimensi spasial dari feature map dengan cara menyaring

informasi paling penting dari citra masukan. Tujuan utama dari tahapan ini adalah untuk mengurangi kompleksitas komputasi dan mengontrol risiko overfitting, sembari tetap mempertahankan fitur-fitur penting yang telah diekstraksi dari layer sebelumnya.

Secara umum, terdapat dua metode utama dalam operasi pooling, yaitu *max pooling* dan *average pooling*. Pada *max pooling*, proses dilakukan dengan mengambil nilai maksimum dari setiap jendela (window) lokal dalam matriks input berdasarkan ukuran filter dan nilai stride yang ditentukan. Sebaliknya, *average pooling* menghitung nilai rata-rata dari elemen-elemen dalam jendela tersebut. Penggunaan metode ini memungkinkan penyederhanaan data tanpa kehilangan informasi signifikan dari citra awal. Proses *max* dan *Average Pooling Layer* dapat dilihat pada Gambar 2.6 berikut.



Gambar 2.6 Max dan Average Pooling Layer

Sumber: (Patel, 2020)

Menurut (Patel, 2020), pooling layer berkontribusi besar dalam meningkatkan efisiensi proses pelatihan dengan mengurangi ukuran spasial representasi data, serta memungkinkan jaringan untuk menjadi lebih tahan terhadap perubahan kecil dalam posisi objek pada gambar. Dengan demikian, pooling tidak

hanya bertugas sebagai tahap reduksi dimensi, tetapi juga memperkuat kemampuan generalisasi dari model CNN.

d. *Fully Connected Layer* (FC Layer)

Fully Connected Layer (FC layer) merupakan tahap akhir dalam arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang berfungsi untuk mengklasifikasikan fitur-fitur yang telah diekstraksi pada tahap sebelumnya. Layer ini menghubungkan setiap neuron dari layer sebelumnya (biasanya setelah tahap flatten dari feature map) ke setiap neuron di layer berikutnya, menyerupai struktur jaringan saraf tradisional (Multilayer Perceptron).

Pada tahap ini, data hasil ekstraksi fitur yang telah direduksi ukurannya akan diubah menjadi bentuk vektor satu dimensi (1D vector) yang disebut flatten layer. Selanjutnya, vektor ini akan diproses melalui satu atau lebih layer tersembunyi (hidden layer) dan akhirnya menuju output layer untuk menghasilkan prediksi kelas. Secara matematis, proses pada Fully Connected Layer dapat dirumuskan pada persamaan 2.4 dan 2.5 sebagai berikut:

$$z = W \cdot x + b \dots\dots\dots(2.4)$$

$$a = f(z) \dots\dots\dots(2.5)$$

Keterangan:

x : Vektor input dari layer sebelumnya (hasil flatten feature map),

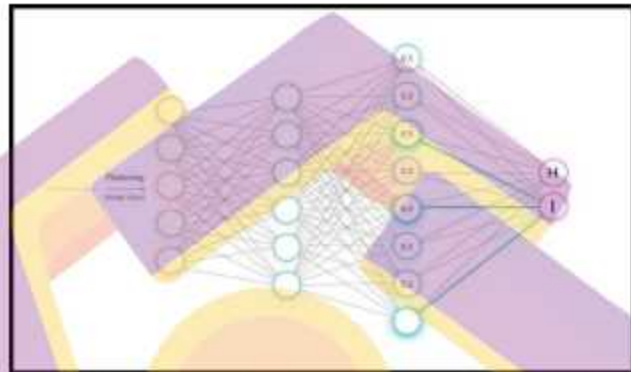
W : Matriks bobot (weights),

b : Vektor bias,

z : Hasil kalkulasi linear,

- f : Fungsi aktivasi (seperti ReLU atau Softmax),
 a : Output neuron setelah fungsi aktivasi diterapkan.

Dibawah ini adalah ilustrasi dari proses yang terjadi pada Fully Connected Layer dalam CNN dapat dilihat pada Gambar 2.7 berikut.



Gambar 2.7 Ilustrasi *Fully Connected Layer* dalam CNN

Sumber: (Sreenivas et al., 2020)

Gambar di atas menunjukkan bagaimana *Fully Connected Layer* menghubungkan setiap neuron dari layer sebelumnya (biasanya hasil flatten dari feature map) ke setiap neuron pada layer berikutnya. Setiap koneksi ini memiliki bobot yang dapat disesuaikan selama proses pelatihan, memungkinkan jaringan untuk mempelajari kombinasi fitur yang kompleks untuk melakukan klasifikasi.

Dalam konteks CNN, setelah melalui beberapa tahap konvolusi dan pooling, data yang awalnya berbentuk dua dimensi diubah menjadi vektor satu dimensi melalui proses flattening. Vektor ini kemudian menjadi input bagi *Fully Connected Layer*, yang berfungsi untuk menggabungkan fitur-fitur yang telah diekstraksi dan menghasilkan output akhir, seperti probabilitas kelas dalam tugas klasifikasi.

e. *Softmax Layer*

Fungsi aktivasi *Softmax* merupakan fungsi yang umum digunakan pada lapisan output jaringan saraf, terutama dalam kasus klasifikasi multikelas seperti dalam arsitektur Convolutional Neural Network (CNN). Tujuan utama dari fungsi ini adalah untuk mengubah hasil prediksi mentah (*logit*) menjadi distribusi probabilitas, sehingga setiap keluaran dapat diinterpretasikan sebagai kemungkinan suatu input termasuk dalam kelas tertentu.

Fungsi *Softmax* bekerja dengan membandingkan skor dari setiap kelas dan mengonversinya ke nilai probabilitas yang berkisar antara 0 dan 1, serta seluruhnya berjumlah 1 ($\sum P = 1$). Hal ini memudahkan model dalam mengambil keputusan kelas berdasarkan nilai probabilitas tertinggi, dapat dilihat Rumus Fungsi *Softmax* pada persamaan 2.6 berikut:

$$\text{Softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (2.6)$$

Keterangan:

z_i : Skor dari kelas ke-iii,

K : Jumlah kelas.

Menurut Geron (2019), *Softmax* secara efektif digunakan pada sistem klasifikasi karena kemampuannya untuk mengubah vektor skor menjadi vektor probabilitas yang saling eksklusif, sehingga cocok untuk klasifikasi *single-label*. Patel dan Patel (2020) juga menyebutkan bahwa dalam konteks CNN, fungsi ini penting untuk memetakan keluaran Fully Connected Layer menjadi interpretasi probabilitas yang dapat digunakan untuk keputusan klasifikasi akhir.

2.6.2 Evaluasi Performa Model CNN

Evaluasi performa model merupakan tahapan penting dalam sistem klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Untuk mengukur efektivitas model dalam melakukan klasifikasi citra, digunakan beberapa metrik evaluasi yang berbasis pada *confusion matrix* (Chicco & Jurman, 2020). Metrik ini tidak hanya menilai akurasi umum, tetapi juga membantu dalam memahami kualitas prediksi dalam kondisi data tidak seimbang.

Confusion matrix merupakan tabel evaluasi yang menggambarkan hasil klasifikasi terhadap data aktual dan prediksi model. Matriks ini terdiri atas empat komponen utama: *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)*, yang menjadi dasar perhitungan metrik evaluasi lainnya (Sokolova & Lapalme, 2020). Cara *confusion matrix* dalam menentukan akurasi adalah dengan menilai beberapa parameter yang dapat ditunjukkan pada tabel 2.3 berikut.

Tabel 2.3 Parameter Confusion Matrix

Kelas ril / Klasifikasi	Predicted	Predicted
Actual	True Positive (TP)	True Negative (TN)
Actual	False Positive (FP)	False Negative (FN)

Adapun metrik evaluasi utama yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

- Accuracy*: Mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh akurasi memberikan gambaran umum performa model tetapi dapat menyesatkan jika dataset tidak seimbang. Berikut rumus akurasi yang dapat dilihat pada persamaan 2.7.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots(2.7)$$

Namun, akurasi sering kali kurang representatif jika data tidak seimbang antar kelas (Chicco & Jurman, 2020).

- b. Presisi (Precision): Mengukur proporsi prediksi positif yang benar terhadap semua prediksi positif. Berikut rumus Presisi yang dapat dilihat pada persamaan 2.8.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(2.8)$$

Presisi penting saat kesalahan *false positive* berdampak besar terhadap hasil klasifikasi (Sokolova & Lapalme, 2020).

- c. Recall (Sensitivitas): Mengukur seberapa baik model mendeteksi kelas positif. Berikut rumus Recall yang dapat dilihat pada persamaan 2.9.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(2.9)$$

- d. F1-Score : F1-Score adalah rata-rata harmonis antara presisi dan recall, memberikan keseimbangan ketika dataset tidak seimbang atau Ketika penting untuk mempertimbangkan keduanya secara bersamaan, Lipton et al. (2021). Dapat dilihat pada persamaan 2.10.

$$\text{F1 - Score} = 2 * \frac{\text{Presisi} * \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \dots\dots\dots(2.10)$$

F1-score dianggap lebih akurat daripada akurasi dalam situasi dengan ketidakseimbangan distribusi kelas, karena memperhitungkan *false positive* dan *false negative* secara seimbang (Chicco & Jurman, 2020).

2.6.3 MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan pengembangan dari arsitektur MobileNetV1 yang diperkenalkan oleh Sandler et al. (2018), dirancang untuk menghasilkan efisiensi tinggi dengan jumlah parameter yang relatif kecil tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan. Arsitektur ini menggunakan konsep *Depthwise Separable Convolution* yang membagi proses konvolusi menjadi dua tahap, yaitu *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*. Tahapan ini bertujuan untuk mengurangi beban komputasi dengan cara memisahkan proses ekstraksi fitur spasial dan kombinasi fitur kanal.

Secara matematis, kompleksitas komputasi untuk konvolusi standar dapat dinyatakan pada persamaan 2.11 berikut:

$$D_K \times D_K \times M \times N \times D_F \times D_F \dots\dots\dots(2.11)$$

sedangkan untuk *Depthwise Separable Convolution* dapat dilihat pada persamann 2.12 berikut:

$$D_K \times D_K \times M \times D_F \times D_F \times M \times N \times D_F \times D_F \dots\dots\dots(2.12)$$

dengan:

D_K = ukuran kernel,

M = jumlah kanal masukan,

N = jumlah kanal keluaran,

D_F = ukuran fitur masukan.

Perbandingan kedua rumus menunjukkan bahwa *Depthwise Separable Convolution* mampu mengurangi kompleksitas komputasi hingga hampir 8 - 9 kali lipat dibandingkan konvolusi standar dengan ukuran kernel 3×3 (Howard et al., 2017).

Selain itu, MobileNetV2 memperkenalkan dua inovasi utama, yaitu Inverted Residual Block dan Linear Bottleneck.

- a. *Inverted Residual Block* memungkinkan aliran informasi dari lapisan awal ke lapisan akhir dengan memanfaatkan koneksi identitas (shortcut connection), tetapi dengan ekspansi dimensi fitur di awal dan kompresi di akhir blok.
- b. *Linear Bottleneck* digunakan untuk mencegah hilangnya informasi akibat fungsi aktivasi non-linear (ReLU6) yang dapat menyebabkan degradasi fitur pada ruang berdimensi rendah.

Kombinasi dua mekanisme ini menjadikan MobileNetV2 unggul dalam hal efisiensi memori dan kecepatan inferensi, menjadikannya sangat cocok untuk sistem klasifikasi berbasis perangkat dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

Dalam konteks penelitian ini, MobileNetV2 digunakan sebagai salah satu arsitektur utama dalam proses klasifikasi mutu sarang burung walet. Pemilihan arsitektur ini didasarkan pada kemampuannya untuk memberikan keseimbangan antara akurasi tinggi dan efisiensi komputasi, sehingga cocok untuk diterapkan pada sistem otomasi berbasis citra yang diharapkan dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi industri secara real-time.

2.6.4 VGG16

VGG16 merupakan salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang paling berpengaruh dan banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi citra. Arsitektur ini diperkenalkan oleh Simonyan dan Zisserman (2015) dari University of Oxford melalui paper berjudul “*Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*”. VGG16 dikenal karena kesederhanaan desainnya namun mampu menghasilkan performa tinggi dalam kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)* dengan tingkat akurasi yang kompetitif.

Struktur dasar VGG16 terdiri dari 16 lapisan berparameter trainable, yang meliputi 13 lapisan konvolusi dan 3 lapisan fully connected, dengan fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit) pada setiap lapisan konvolusi. Setiap lapisan konvolusi menggunakan filter berukuran 3×3 dengan *stride* 1 dan *padding* 1 untuk mempertahankan ukuran spasial citra. Selain itu, operasi *max pooling* dengan ukuran kernel 2×2 dan *stride* 2 digunakan setelah beberapa blok konvolusi untuk mengurangi dimensi fitur sekaligus mempercepat proses komputasi.

Rumus umum untuk operasi konvolusi pada setiap lapisan dapat dinyatakan pada persamaan 2.13 berikut:

$$O(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) \cdot K(m, n) \dots\dots\dots (2.13)$$

dengan:

$O(i, j)$: adalah nilai keluaran pada posisi (i, j) ,

$I(i + m, j + n)$: adalah nilai piksel pada citra masukan, dan

$K(m, n)$: adalah bobot kernel konvolusi.

Arsitektur VGG16 memiliki keunggulan utama dalam kedalaman jaringan dan konsistensi struktur, yang membuatnya mudah dipahami serta efektif dalam mengekstraksi fitur-fitur visual dari berbagai skala. Namun, kompleksitas model ini relatif tinggi dengan jumlah parameter mencapai lebih dari 138 juta, sehingga membutuhkan sumber daya komputasi yang besar dan waktu pelatihan yang lebih lama (Simonyan & Zisserman, 2015).

Dalam konteks penelitian ini, VGG16 digunakan sebagai salah satu arsitektur pembandingan untuk mengidentifikasi mutu sarang burung walet. Pemanfaatan *transfer learning* memungkinkan pemodelan dilakukan tanpa perlu melatih seluruh parameter dari awal, melainkan dengan menyesuaikan lapisan akhir terhadap dataset sarang walet. Dengan pendekatan ini, model VGG16 diharapkan mampu menghasilkan representasi fitur visual yang mendalam dan relevan, sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi pada tiga kategori mutu: tinggi, sedang, dan rendah.

2.6.5 ResNet50

ResNet50 merupakan salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan oleh He et al. (2016) dari Microsoft Research, dan diperkenalkan melalui paper berjudul "*Deep Residual Learning for Image Recognition*." Arsitektur ini menjadi tonggak penting dalam perkembangan deep learning karena berhasil mengatasi masalah *degradation problem*, yaitu fenomena di mana penambahan lapisan justru menurunkan performa model akibat kesulitan konvergensi dan menurunnya akurasi.

Konsep utama dalam ResNet adalah penerapan residual learning, di mana jaringan tidak secara langsung mempelajari pemetaan fungsi $H(x)$, melainkan perbedaan (residual) antara keluaran yang diinginkan dan masukan, yaitu $F(x) = H(x) - x$. dengan demikian, pemetaan aslinya dapat dilihat pada persamaan 2.14 berikut:

$$H(x) = F(x) + x \dots \dots \dots (2.14)$$

Persamaan tersebut menunjukkan bahwa *shortcut connection* (atau *skip connection*) memungkinkan aliran gradien secara langsung dari lapisan yang lebih dalam ke lapisan yang lebih dangkal, sehingga mengurangi risiko *vanishing gradient* saat proses pelatihan jaringan yang sangat dalam.

ResNet50 memiliki 50 lapisan dengan struktur utama berupa tumpukan residual block yang terdiri atas tiga lapisan konvolusi masing-masing dengan ukuran kernel 1×1 , 3×3 , dan 1×1 . Desain ini disebut sebagai *bottleneck architecture*, yang bertujuan mengurangi dimensi fitur sebelum konvolusi besar (3×3) dan mengembalikannya setelahnya, sehingga mempercepat proses pelatihan tanpa kehilangan informasi penting.

Keunggulan utama ResNet50 meliputi:

- Kemampuan mempertahankan performa tinggi meskipun jaringan sangat dalam.
- Efisiensi propagasi gradien yang baik berkat *skip connection*.
- Generalisasi kuat terhadap dataset baru melalui *transfer learning*.

Dalam konteks penelitian ini, ResNet50 digunakan sebagai salah satu arsitektur pembandingan karena kemampuannya menghasilkan representasi fitur yang

mendalam dan stabil pada dataset kompleks. Dengan pendekatan *fine-tuning*, ResNet50 dapat menyesuaikan bobot pretrained dari *ImageNet* agar relevan terhadap karakteristik citra sarang burung walet. Diharapkan model ini mampu meningkatkan kemampuan deteksi perbedaan tekstur dan warna halus yang menentukan mutu sarang burung walet pada tiga kategori (tinggi, sedang, rendah).

2.6.6 EfficientNetV2B1

EfficientNetV2B1 merupakan salah satu varian dari keluarga EfficientNetV2 yang dikembangkan oleh Tan dan Le (2021) dari Google Research. Arsitektur ini dirancang untuk mencapai keseimbangan optimal antara akurasi tinggi dan efisiensi komputasi, baik dalam pelatihan maupun inferensi. EfficientNetV2 merupakan pengembangan dari seri EfficientNet sebelumnya, dengan peningkatan signifikan pada strategi *training speed* dan *scaling method*.

Konsep dasar dari EfficientNetV2 terletak pada penggunaan pendekatan Compound Scaling, yaitu metode yang mengatur skala kedalaman (*depth*), lebar (*width*), dan resolusi input secara seimbang berdasarkan koefisien penskalaan tertentu (ϕ), sebagaimana ditunjukkan dalam persamaan 2.15 berikut:

$$depth = \alpha^{\phi}, width = \beta^{\phi}, resolution = \gamma^{\phi} \dots \dots \dots (2.15)$$

dengan syarat $\alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 \approx 2$ dimana α, β, γ adalah faktor penskalaan yang menentukan keseimbangan antara kompleksitas model dan efisiensi komputasi.

Selain itu, EfficientNetV2 memperkenalkan Fused-MBConv, yaitu modifikasi dari *Mobile Inverted Bottleneck Convolution* (MBConv) yang digunakan pada EfficientNet versi pertama. Fused-MBConv menggabungkan

operasi *expansion* dan *depthwise convolution* menjadi satu langkah konvolusi konvensional, sehingga mempercepat proses pelatihan tanpa mengorbankan akurasi.

Keunggulan utama EfficientNetV2B1 antara lain:

- a. Kecepatan pelatihan yang lebih tinggi dibanding pendahulunya.
- b. Kinerja efisien pada berbagai ukuran dataset, baik besar maupun kecil.
- c. Kemampuan generalisasi tinggi dengan jumlah parameter relatif sedikit.

Dalam konteks penelitian ini, arsitektur EfficientNetV2B1 digunakan sebagai pembandingan karena kemampuannya dalam menyeimbangkan efisiensi dan akurasi, terutama pada dataset yang tidak terlalu besar seperti citra sarang burung walet. Dengan menerapkan pendekatan *transfer learning* dari pretrained *ImageNet*, EfficientNetV2B1 diharapkan dapat mengekstraksi fitur visual penting seperti tekstur halus, warna, dan bentuk sarang secara efektif, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi ke dalam tiga kategori kualitas (tinggi, sedang, rendah).

Berdasarkan uraian mengenai berbagai arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) seperti MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1, dapat disimpulkan bahwa masing-masing memiliki karakteristik dan keunggulan tersendiri dalam mengekstraksi fitur citra. MobileNetV2 unggul dalam efisiensi model dan kecepatan komputasi, VGG16 memiliki struktur sederhana namun kuat dalam representasi visual, ResNet50 mampu mempertahankan performa jaringan yang dalam melalui konsep *residual learning*, sedangkan EfficientNetV2B1 menawarkan keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi pelatihan. Keempat arsitektur ini menjadi dasar dalam proses *transfer learning* yang digunakan pada

penelitian ini untuk mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet ke dalam tiga kategori.

Pemahaman terhadap teori dan mekanisme kerja setiap arsitektur CNN tersebut menjadi landasan penting dalam perancangan model dan eksperimen yang akan dibahas lebih lanjut pada Bab III Metodologi Penelitian, yang mencakup tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, pelatihan model, serta evaluasi performa jaringan menggunakan berbagai metrik pengujian.

2.6.7 Frozen Base

Strategi *Frozen Base* atau *feature extraction* adalah salah satu penerapan transfer learning di mana bobot seluruh lapisan dasar (base model) CNN pre-trained dibekukan (tidak diperbarui) selama proses pelatihan pada dataset baru. Hanya lapisan klasifikasi akhir yang dilatih untuk menyesuaikan tugas klasifikasi yang dituju (Chollet, 2021). Dengan membekukan lapisan dasar, model mempertahankan kemampuan ekstraksi fitur umum yang telah dipelajari dari dataset sumber seperti ImageNet, dan mengurangi jumlah parameter yang harus dilatih, sehingga risiko overfitting pada dataset kecil dapat diminimalkan (Yosinski et al., 2014).

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa strategi *Frozen Base* efektif dalam memanfaatkan representasi fitur awal seperti tepi, bentuk, dan tekstur yang umumnya bersifat umum pada citra natural. Selain itu, strategi ini mengurangi beban komputasi karena hanya sejumlah kecil parameter yang diperbarui saat pelatihan (Goodfellow et al., 2016). Namun, karena lapisan dasar tidak menyesuaikan fitur dengan domain dataset spesifik, performa model dapat terbatas

ketika terdapat perbedaan distribusi fitur yang signifikan antara dataset sumber dan target.

2.6.8 Fine-Tuning

Fine-tuning merupakan strategi lanjutan dari transfer learning di mana selain melatih lapisan klasifikasi akhir, sebagian atau seluruh lapisan dasar CNN dibuka kembali untuk dilatih bersama. Tujuannya adalah menyesuaikan bobot model agar lebih relevan dengan karakteristik visual spesifik dari dataset baru (Chollet, 2021; Pan & Yang, 2010). Proses fine-tuning umumnya dilakukan dengan learning rate yang lebih kecil dibandingkan saat pelatihan dari awal, agar perubahan bobot berjalan lebih halus dan tidak merusak representasi fitur umum yang sudah terbentuk sebelumnya.

Fine-tuning memungkinkan model melakukan *fine adjustment* terhadap feature-extractor untuk mengenali detail visual yang lebih spesifik, seperti tekstur, pola unik, atau variasi warna yang mungkin tidak terwakili dalam dataset sumber. Pendekatan ini sering menghasilkan peningkatan kinerja yang signifikan, terutama ketika dataset target memiliki perbedaan fitur yang nyata dibandingkan dengan dataset asal pre-training (Pan & Yang, 2010). Meski demikian, *fine-tuning* memiliki risiko overfitting yang lebih tinggi dan membutuhkan pengaturan hyperparameter yang teliti, seperti jumlah lapisan yang dibuka dan learning rate yang digunakan.

2.6.9 Perbandingan Frozen Base dan Fine-Tuning

Frozen Base dan fine-tuning merupakan dua strategi transfer learning yang memiliki kekuatan dan keterbatasan masing-masing. *Frozen Base* lebih menekankan pada efisiensi pelatihan dengan memanfaatkan fitur umum tanpa

memodifikasi bobot dasar, sehingga cocok ketika dataset target relatif kecil atau fitur dataset serupa dengan dataset sumber (Yosinski et al., 2014). Sebaliknya, fine-tuning memberikan fleksibilitas lebih besar untuk menyesuaikan model dengan domain data spesifik, tapi memerlukan kontrol yang lebih ketat terhadap risiko overfitting serta potensi komputasi yang lebih tinggi (Pan & Yang, 2010).

Kombinasi kedua strategi ini sering digunakan dalam praktik penelitian dimulai dari *Frozen Base* untuk mendapatkan baseline yang stabil, kemudian dilanjutkan dengan fine-tuning untuk meningkatkan adaptasi model terhadap dataset target (Chollet, 2021). Pendekatan ini memberikan keseimbangan antara stabilitas pelatihan dan kemampuan model untuk menangkap fitur domain spesifik yang kompleks.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian eksperimen yang bertujuan untuk menguji dan membandingkan efektivitas beberapa arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1, dalam mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet berdasarkan citra digital. Keempat arsitektur tersebut dipilih karena mewakili variasi pendekatan desain jaringan modern dengan keunggulan berbeda dalam hal efisiensi komputasi, kedalaman jaringan, serta kemampuan ekstraksi fitur visual.

Eksperimen dilakukan dengan menerapkan konsep transfer learning menggunakan bobot awal (*pre-trained weights*) dari dataset ImageNet. Setiap model CNN dilatih melalui dua tahap pelatihan, yaitu Frozen Base dan Fine-tuning, untuk menilai sejauh mana proses penyesuaian bobot memengaruhi performa klasifikasi.

Pendekatan penelitian ini bersifat evaluatif dan kuantitatif. Pendekatan evaluatif digunakan untuk menilai kinerja dan efektivitas masing-masing arsitektur CNN pada konfigurasi pelatihan yang berbeda, sedangkan pendekatan kuantitatif digunakan karena seluruh hasil analisis didasarkan pada data numerik dari metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Melalui kombinasi kedua pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan pemahaman yang

komprehensif mengenai performa dan karakteristik tiap arsitektur CNN dalam konteks klasifikasi kualitas sarang burung walet.

3.2 Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini diperoleh melalui pengumpulan citra sarang burung walet secara langsung dari petani sarang burung walet di Desa Soni Kabupaten Tilitoli Provinsi Sulawesi Tengah. Setiap citra diklasifikasikan ke dalam tiga kategori kualitas, yaitu *tinggi*, *sedang*, dan *rendah*, berdasarkan penilaian manual dari ahli atau petani berpengalaman. Data citra sarang burung walet direkam menggunakan kamera berkemampuan 30 fps dengan resolusi tiap *frame* sebesar 2448 x 3264 piksel. Didapatkan jumlah awal citra yang diperoleh sebanyak 325 gambar. Karena jumlah data yang masih terbatas, maka dilakukan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi dan volume dataset. Teknik augmentasi yang digunakan antara lain rotasi, flipping, zooming, dan perubahan pencahayaan. Data yang telah diperoleh dan ditingkatkan ini selanjutnya dibagi menjadi data latih dan data uji sebelum dilakukan proses pelatihan model CNN.

3.3 Metode Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja empat arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu *MobileNetV2*, *VGG16*, *ResNet50*, dan *EfficientNetV2B1*, dalam mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet berdasarkan citra digital. Pemilihan keempat arsitektur tersebut didasarkan pada pertimbangan representasi

variasi desain CNN, mulai dari arsitektur klasik, jaringan dalam, hingga model modern yang efisien, sehingga memungkinkan dilakukan analisis komparatif yang menyeluruh terhadap pengaruh kompleksitas jaringan, efisiensi komputasi, dan akurasi klasifikasi. Proses analisis diawali dengan tahap persiapan data, meliputi resizing citra ke ukuran standar input masing-masing arsitektur sebesar 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel ke rentang 0–1, serta pelabelan citra ke dalam tiga kategori kualitas, yaitu tinggi, sedang, dan rendah. Keempat model yang digunakan merupakan arsitektur *pre-trained* pada dataset *ImageNet*, sehingga mampu memanfaatkan representasi fitur visual umum yang telah terbentuk sebelumnya dan mempercepat proses pelatihan pada dataset dengan jumlah terbatas.

Pemilihan *MobileNetV2* didasarkan pada karakteristiknya yang memiliki jumlah parameter relatif kecil dan efisiensi komputasi tinggi melalui penerapan *depthwise separable convolution*, sehingga cocok untuk menilai performa model ringan dalam klasifikasi citra. *VGG16* digunakan sebagai arsitektur CNN klasik dengan struktur jaringan konvolusi yang dalam dan berurutan, sehingga berperan sebagai baseline untuk membandingkan performa model modern. *ResNet50* dipilih karena menerapkan mekanisme *skip connection* yang efektif dalam mengatasi permasalahan *vanishing gradient* pada jaringan yang dalam, sehingga mampu mengekstraksi fitur kompleks dari citra sarang burung walet yang memiliki variasi tekstur dan pola. Sementara itu, *EfficientNetV2B1* digunakan untuk merepresentasikan arsitektur CNN generasi terbaru yang mengoptimalkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi melalui konsep *compound*

scaling, sehingga relevan untuk mengevaluasi performa model modern pada klasifikasi mutu sarang burung walet.

Proses pelatihan pada setiap arsitektur dilakukan menggunakan dua skema, yaitu *Frozen Base* dan *Fine-Tuning*. Pada tahap *Frozen Base*, bobot lapisan dasar dibekukan dan hanya lapisan klasifikasi akhir yang dilatih untuk memanfaatkan fitur umum hasil pre-training serta mengurangi risiko overfitting. Selanjutnya, pada tahap *Fine-Tuning*, sebagian lapisan dasar dibuka kembali untuk dilatih bersama lapisan klasifikasi agar model dapat menyesuaikan *feature extractor* dengan karakteristik visual spesifik citra sarang burung walet, seperti variasi tekstur, warna, dan pola serat. Setiap model dikompilasi menggunakan fungsi *loss categorical cross-entropy* dan algoritma optimasi Adam dengan *learning rate* yang disesuaikan pada masing-masing tahap pelatihan. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta dianalisis melalui *confusion matrix* dan grafik akurasi serta *loss* untuk mengidentifikasi potensi overfitting atau underfitting. Seluruh hasil evaluasi kemudian dibandingkan secara sistematis guna menentukan arsitektur CNN dengan performa terbaik dalam mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet secara akurat dan efisien.

3.4 Alur Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan sistematis untuk mengembangkan dan mengevaluasi model klasifikasi kualitas sarang burung walet menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu *MobileNetV2*, *VGG16*, *ResNet50*, dan *EfficientNetV2B1*. Secara umum, alur

penelitian dapat dibagi ke dalam sepuluh tahapan utama sebagaimana dijelaskan berikut.

1. Inisiasi penelitian, yaitu proses perumusan ide, identifikasi masalah, dan penentuan fokus utama penelitian. Pada tahap ini dilakukan validasi awal terhadap kelayakan penelitian, mencakup ketersediaan data citra, kesesuaian metode CNN, serta kontribusinya terhadap pengembangan sistem klasifikasi otomatis di bidang pengolahan citra pertanian dan peternakan.
2. Validasi penelitian, yang mencakup pengujian rancangan metodologi, kelengkapan dataset, pemilihan arsitektur CNN dan pendekatan *transfer learning*, serta peninjauan literatur untuk memastikan penelitian memiliki arah dan dasar ilmiah yang kuat.
3. Identifikasi masalah, difokuskan pada perumusan pertanyaan utama: bagaimana menerapkan dan membandingkan empat arsitektur CNN berbasis *transfer learning* dalam mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet ke dalam tiga kategori—tinggi, sedang, dan rendah—serta menilai pengaruh proses pelatihan (*Frozen Base* dan *Fine-tuning*) terhadap kinerja model.
4. Selanjutnya, dilakukan studi literatur untuk memahami perkembangan penelitian sebelumnya terkait klasifikasi citra, metode CNN, serta penelitian terdahulu mengenai analisis kualitas sarang burung walet. Studi literatur ini menjadi dasar dalam menentukan metodologi, parameter pelatihan, dan arah evaluasi performa model.
5. Pengumpulan dan pembagian data. Data citra sarang burung walet diperoleh langsung melalui dokumentasi lapangan dengan resolusi asli 2448×3264

piksel. Setiap citra diklasifikasikan ke dalam tiga kelas berdasarkan kualitas visual (tinggi, sedang, rendah). Dataset kemudian dibagi menjadi dua subset, yaitu *training set* untuk pelatihan model dan *validation set* untuk pengujian performa.

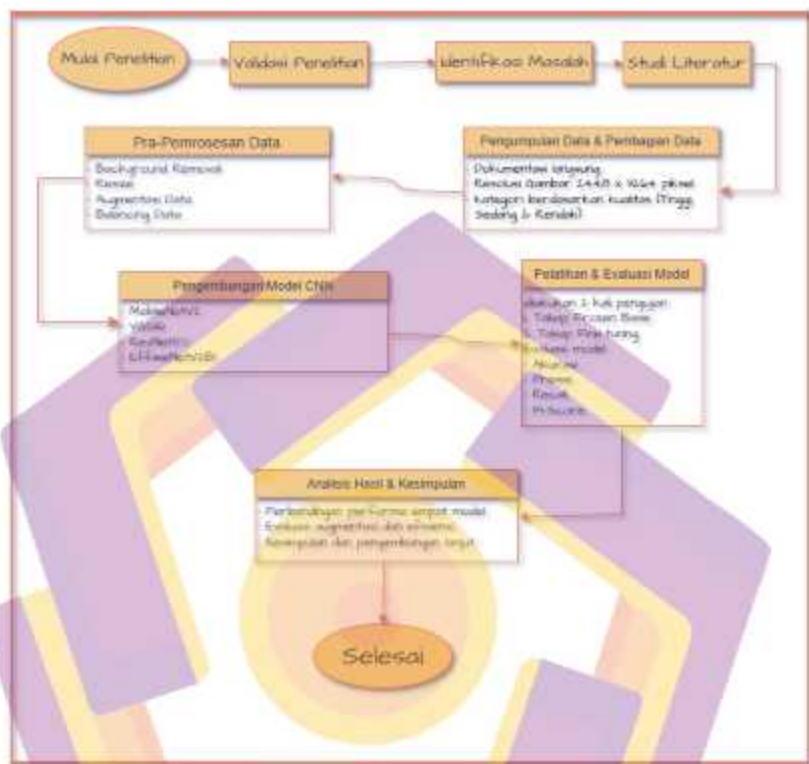
6. Pra-pemrosesan data, yang meliputi beberapa langkah utama. Pertama, *background removal* dilakukan untuk menghapus latar belakang gambar menggunakan teknik segmentasi otomatis, sehingga fokus hanya pada objek utama, yaitu sarang walet. Kedua, citra di-*resize* menjadi ukuran 224×224 piksel agar sesuai dengan kebutuhan input tiap arsitektur CNN. Ketiga, dilakukan *data augmentation* untuk meningkatkan variasi citra melalui rotasi, flipping, zooming, dan perubahan pencahayaan. Keempat, dilakukan *data balancing* agar jumlah citra pada setiap kelas seimbang, sehingga model tidak bias terhadap kelas tertentu.
7. Pengembangan model CNN, di mana empat arsitektur yang digunakan, yaitu MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1, masing-masing diimplementasikan dengan *transfer learning* menggunakan bobot awal dari ImageNet. Arsitektur diadaptasi dengan menambahkan *fully connected layer* dan fungsi aktivasi *softmax* untuk klasifikasi tiga kelas. MobileNetV2 dipilih karena efisiensi komputasinya, VGG16 sebagai representasi arsitektur klasik dengan kedalaman konvolusi, ResNet50 karena kemampuan *skip connection* dalam menghindari *vanishing gradient*, dan EfficientNetV2B1 karena optimisasi keseimbangan antara akurasi dan efisiensi melalui *compound scaling*.

8. Pelatihan dan evaluasi model, yang dilakukan dalam dua fase. Fase pertama, *Frozen Base*, membekukan bobot lapisan dasar agar hanya lapisan klasifikasi yang dilatih. Fase kedua, *Fine-tuning*, membuka sebagian lapisan dasar untuk dilatih bersama lapisan klasifikasi menggunakan *learning rate* lebih kecil guna mencegah *catastrophic forgetting*. Proses pelatihan menggunakan fungsi *loss* categorical cross-entropy dan algoritma optimasi Adam.

Evaluasi dilakukan menggunakan empat metrik utama: akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi menggambarkan tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan data secara keseluruhan, presisi menunjukkan ketepatan prediksi pada tiap kelas, recall menunjukkan kemampuan model mendeteksi seluruh data benar dalam suatu kelas, sedangkan F1-score memberikan penilaian seimbang antara presisi dan recall. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis distribusi hasil prediksi, serta grafik akurasi dan *loss* digunakan untuk memantau stabilitas pelatihan dan mendeteksi potensi *overfitting*.

9. Analisis hasil dan penarikan kesimpulan, yaitu membandingkan performa antar arsitektur CNN pada kedua tahap pelatihan untuk menentukan model dengan performa terbaik. Analisis ini juga mencakup interpretasi terhadap efektivitas augmentasi data serta efisiensi komputasi masing-masing model.

Sebagai penutup, disusun bagan alur penelitian yang menggambarkan urutan proses penelitian mulai dari inisiasi hingga analisis hasil. Bagan ini berfungsi sebagai pedoman sistematis bagi seluruh tahapan penelitian dan dapat dilihat pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3.1 Alur Penelitian

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan sebanyak 3.406 citra sarang burung walet setelah dilakukan augmentasi yang diperoleh langsung dari petani di Desa Soni, Kecamatan Dampal Selatan, Kabupaten Tolitoli, Provinsi Sulawesi Tengah. Seluruh citra telah melalui tahap prapemrosesan yang mencakup augmentasi gambar, seperti rotasi, flipping horizontal, zooming, shifting, serta penghapusan latar belakang untuk memperkaya variasi data sekaligus memastikan bahwa objek utama tetap menjadi fokus klasifikasi. Dataset tersebut dikategorikan menjadi tiga kelas kualitas, yaitu: kualitas tinggi sebanyak 1.130 gambar, kualitas sedang sebanyak 1.129 gambar, dan kualitas rendah sebanyak 1.147 gambar. Seluruh citra disimpan dalam format JPG dengan resolusi rata-rata 2.448×3.264 piksel. Selanjutnya, dataset dibagi secara proporsional dengan rasio 80:20, yaitu 2.723 gambar (80%) untuk pelatihan dan 683 gambar (20%) untuk validasi.

Kategori mutu ditentukan berdasarkan ciri visual masing-masing, yaitu: (1) kualitas tinggi ditandai oleh bentuk yang padat dan simetris, warna cerah, bersih, serta tekstur yang halus; (2) kualitas sedang memiliki bentuk agak longgar, warna agak gelap, terdapat bercak kecil, dan kerusakan ringan; serta (3) kualitas rendah dicirikan oleh bentuk yang tidak beraturan, warna gelap, bercak yang dominan, dan adanya kotoran maupun kerusakan yang mencolok.

Dataset yang telah diproses ini menjadi dasar utama dalam tahap pelatihan, validasi, dan pengujian model CNN. Dengan distribusi data yang seimbang dan preprocessing yang konsisten, diharapkan model dapat belajar secara optimal dalam mengenali pola-pola visual yang merepresentasikan perbedaan kualitas sarang burung walet. Tahapan selanjutnya akan membahas proses data preprocessing yang mencakup transformasi citra dan penyesuaian format input sebelum dilakukan pelatihan model. Ilustrasi sampel sarang burung walet disajikan pada Gambar 4.1 berikut.



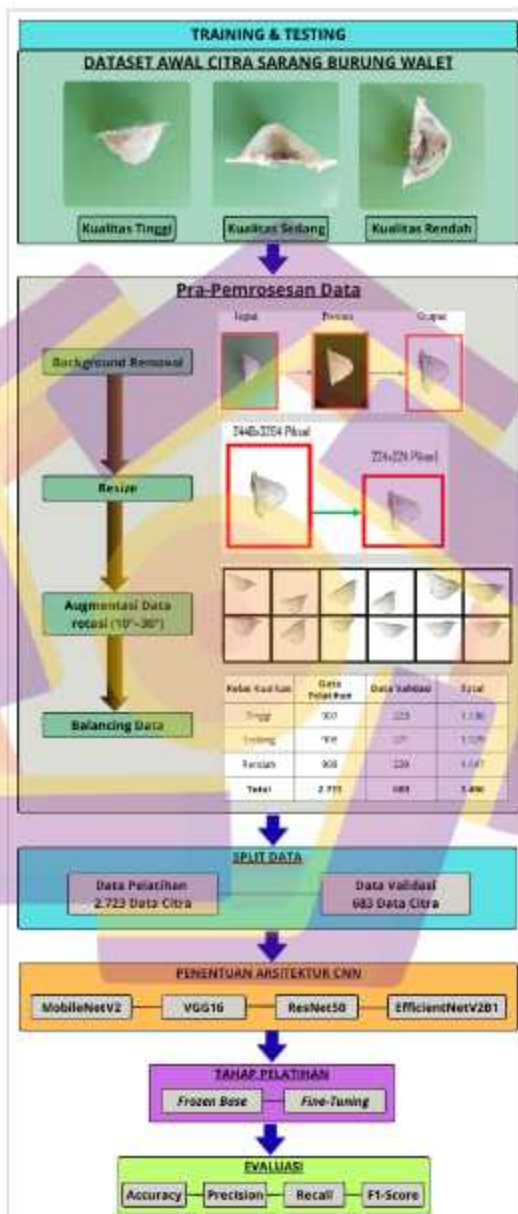
Gambar 4. 1 Contoh citra dalam dataset

4.2 Alur Proses Klasifikasi kualitas Sarang Burung Walet

Subbab ini menjelaskan alur proses klasifikasi kualitas sarang burung walet berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) secara menyeluruh, mulai dari dataset awal hingga tahap evaluasi. Penyajian alur proses bertujuan untuk memberikan gambaran yang sistematis mengenai tahapan penelitian, sehingga keterkaitan antar proses dapat dipahami secara jelas.

Alur proses dimulai dari penggunaan dataset awal berupa citra sarang burung walet yang diklasifikasikan ke dalam tiga kategori kualitas: tinggi, sedang, dan rendah. Dataset ini kemudian melewati tahap prapemrosesan yang meliputi empat langkah utama, yaitu *background removal* untuk memisahkan objek sarang dari latar belakang, *resize* citra agar seragam sesuai kebutuhan model CNN, *augmentasi* data dengan rotasi 10° – 30° untuk menambah variasi dan mencegah *overfitting*, serta *balancing* data untuk menyeimbangkan distribusi tiap kelas kualitas sarang.

Setelah tahap prapemrosesan, dataset dibagi menjadi data pelatihan dan data validasi. Model CNN kemudian dilatih menggunakan empat arsitektur, yaitu ResNet50, MobileNetV2, VGG16, dan EfficientNetV2B1, dengan skema *Frozen Base* dan *Fine-Tuning*. Performa model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan F1-score, kemudian dianalisis secara komparatif untuk menentukan arsitektur dan strategi pelatihan yang memberikan hasil terbaik. Alur proses klasifikasi mutu sarang burung walet pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 4.2 berikut.



Gambar 4. 2 Alur Proses Klasifikasi kualitas Sarang Burung Walet

4.3 Pra-Pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan data dilakukan secara sistematis untuk memastikan kualitas dan konsistensi data sebelum digunakan pada berbagai arsitektur model CNN. Proses diawali dengan Background Removal untuk memfokuskan area objek utama, yaitu sarang burung walet, dengan menghilangkan latar belakang yang tidak relevan. Selanjutnya, citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar seragam dan sesuai dengan standar input pada seluruh arsitektur yang digunakan, yaitu *MobileNetV2*, *VGG16*, *ResNet50*, dan *EfficientNetV2B1*. Tahap berikutnya adalah augmentasi data, yang dilakukan untuk memperluas variasi citra serta mengurangi risiko *overfitting* selama pelatihan model. Setelah itu dilakukan balancing data guna memastikan jumlah citra pada setiap kelas (tinggi, sedang, rendah) seimbang, sehingga model tidak cenderung bias terhadap salah satu kelas. Terakhir, seluruh citra dinormalisasi ke dalam rentang nilai piksel 0-1 untuk meningkatkan efisiensi komputasi dan kestabilan proses pelatihan pada setiap arsitektur CNN. Berikut adalah tahapan Pra-Pemrosesan Data.

4.3.1 Background Removal

Tahap awal dalam pemrosesan citra sarang burung walet adalah penghilangan latar belakang (*background removal*). Proses ini bertujuan agar model hanya fokus pada objek utama, yaitu sarang burung walet, tanpa dipengaruhi variasi latar belakang seperti papan, dinding, atau tempat menempel lainnya. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah segmentasi berbasis deep learning, yaitu *U²-Net*, sebuah model yang dirancang untuk mendeteksi objek utama (*salient object detection*). Implementasi teknisnya dilakukan menggunakan library *rembg* di Python,

yang telah mengintegrasikan model *U²-Net* sehingga pengguna tidak perlu melakukan pelatihan ulang. Seluruh proses dijalankan di platform Google Colab, yang menyediakan lingkungan pemrograman berbasis cloud dengan dukungan GPU. Dengan kombinasi ini, penghilangan background dapat dilakukan secara cepat, efisien, dan konsisten pada seluruh dataset. Secara umum, proses background removal dapat dipandang sebagai bentuk segmentasi, yang secara matematis dapat dinyatakan pada persamaan 4.1 berikut :

$$I_{foreground} = f_0(I_{input}) \dots \dots \dots (4.1)$$

dengan:

I_{input} = citra asli sarang walet.

f_0 = model segmentasi berbasis deep learning (*U²-Net* dengan parameter θ),

$I_{foreground}$ = hasil citra sarang walet tanpa background.

Metode yang digunakan adalah *U²-Net* (*U²-Net: Going Deeper with Nested U-Structure*, 2020), yaitu model deep learning yang dapat mengekstraksi objek utama dari sebuah gambar secara otomatis. Dengan *U²-Net*, area latar belakang dihapus dan diganti dengan warna transparan atau putih polos.

Berikut kode program untuk melakukan background removal menggunakan library *rembg*:

```
import cv2
import numpy as np
import os

# Path folder input & output
input_path = "/content/drive/MyDrive/walet/original/"
output_path = "/content/drive/MyDrive/walet/no_bg_denoise/"

os.makedirs(output_path, exist_ok=True)
```

```

# Loop semua file gambar
for file_name in os.listdir(input_path):
    if file_name.lower().endswith(['.jpg', '.png', '.jpeg']):
        # Baca gambar
        img = cv2.imread(os.path.join(input_path, file_name))

        # === 1. Background Removal dengan Threshold + Mask ===
        gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
        _, mask = cv2.threshold(gray, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY +
cv2.THRESH_OTSU)
        mask_inv = cv2.bitwise_not(mask)
        img_no_bg = cv2.bitwise_and(img, img, mask=mask)

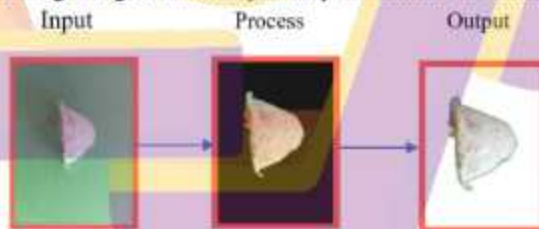
        # === 2. Noise Reduction dengan Gaussian Blur ===
        img_denoise = cv2.GaussianBlur(img_no_bg, (5, 5), 0)

        # Simpan hasil
        cv2.imwrite(os.path.join(output_path, file_name), img_denoise)

print("Proses Background Removal + Noise Reduction selesai.")

```

Output dari proses yang dilakukan menghasilkan citra sarang burung walet tanpa latar belakang sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.3 berikut.



Gambar 4. 3 Proses penghapusan latar belakang sarang burung walet

4.3.2 Resize

Setelah citra sarang burung walet melalui tahap background removal, langkah selanjutnya adalah mengubah ukuran citra (resize) agar seragam sesuai dengan standar input arsitektur CNN yaitu 224×224 piksel. Tujuan utama dari proses ini

adalah menyesuaikan dimensi citra sehingga dapat diproses oleh model CNN tanpa error, sekaligus menjaga konsistensi dimensi data selama pelatihan. Proses resize umumnya dilakukan menggunakan metode interpolasi, di mana nilai intensitas piksel baru dihitung berdasarkan piksel di sekitarnya. Dua metode yang paling sering digunakan adalah bilinear interpolation dan bicubic interpolation. Secara matematis, interpolasi bilinear dapat dituliskan persamaan 4.2 sebagai berikut:

$$I(x, y) = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 w_{ij} \cdot I(x_i, y_j) \dots \dots \dots (4.2)$$

dengan:

$I(x, y)$ = nilai intensitas piksel baru,

$I(x_i, y_j)$ = nilai intensitas piksel tetangga terdekat,

w_{ij} = bobot berdasarkan jarak piksel ke posisi (x, y)

Dengan pendekatan ini, ukuran citra dapat diperkecil atau diperbesar tanpa kehilangan terlalu banyak detail penting dari pola tekstur sarang walet. Berikut adalah kode program untuk merubah ukuran citra ke 224x224.

```
import cv2
import os

# Path folder input (hasil no background + denoise)
input_path = "/content/drive/MyDrive/walet/no_bg_denoise/"
# Path folder output (hasil resize)
output_path = "/content/drive/MyDrive/walet/resize_224/"

os.makedirs(output_path, exist_ok=True)

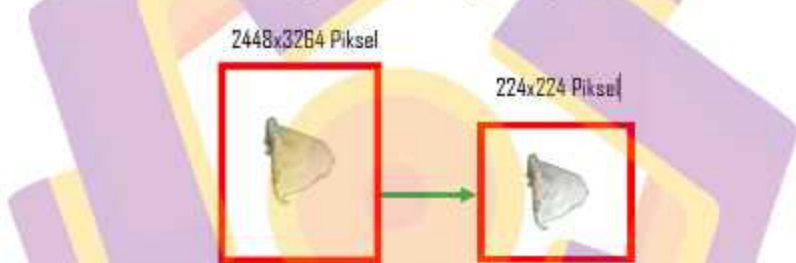
# Loop semua file gambar
for file_name in os.listdir(input_path):
    if file_name.lower().endswith(('.jpg', '.png', '.jpeg')):
        # Baca gambar
        img = cv2.imread(os.path.join(input_path, file_name))
```

```
# Resize ke 224x224
img_resized = cv2.resize(img, (224, 224))

# Simpan hasil
cv2.imwrite(os.path.join(output_path, file_name), img_resized)

print("Proses resize ke 224x224 selesai.")
```

Dengan kode ini, semua gambar hasil preprocessing sebelumnya yang berukuran 2448x3264 piksel telah diubah ukurannya ke 224x224 piksel dan disimpan di folder. Berikut hasil dari proses resize ditunjukkan pada Gambar 4.4 berikut.



Gambar 4. 4 Proses resize citra dari ukuran 2448x3264 ke 224x224

4.3.3 Augmentasi Data

Proses augmentasi pada penelitian ini dimulai dari 325 citra asli sarang burung walet yang diperoleh langsung dari petani. Jumlah data tersebut masih terbatas dan berpotensi menyebabkan overfitting apabila digunakan secara langsung untuk melatih model *Convolutional Neural Network* (CNN). Selain itu, distribusi data antar kelas Kualitas tinggi, sedang, dan rendah pada tahap awal belum seimbang, sehingga model berisiko bias terhadap kelas dengan jumlah data lebih dominan.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dilakukan serangkaian transformasi citra menggunakan *ImageDataGenerator* dari Keras. Setiap citra asli diproses

melalui berbagai variasi augmentasi, meliputi: Rotasi (10° – 30°), *flipping*, *zooming*, *shifting*, Penyesuaian kecerahan dan kontras.

Transformasi ini tidak mengubah label kelas, melainkan menghasilkan variasi tampilan citra yang tetap merepresentasikan kategori mutu sarang burung walet. Proses augmentasi dilakukan lebih intensif pada kelas dengan jumlah data awal lebih sedikit, sehingga sekaligus berfungsi sebagai strategi data balancing.

Setelah augmentasi dan penyeimbangan, jumlah dataset meningkat menjadi 3.406 citra, dengan distribusi kelas yang relatif seimbang. Dataset hasil augmentasi inilah yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian model CNN. Efek augmentasi dapat dijelaskan secara kualitatif sebagai berikut:

- a. Stabilitas Model : Model menjadi lebih stabil dalam mengklasifikasikan ketiga kategori mutu, terutama pada kelas yang awalnya memiliki jumlah data terbatas.
- b. Pengurangan Bias : Risiko bias terhadap kelas dominan berkurang karena distribusi data antar kelas lebih seimbang.
- c. Ketahanan Model : Variasi citra yang dihasilkan dari augmentasi membuat model lebih tahan terhadap dataset terbatas dan tidak seimbang, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Pada penelitian ini Efek augmentasi dijelaskan secara kualitatif karena model hanya diuji menggunakan dataset hasil augmentasi. Oleh karena itu, peningkatan performa numerik terhadap dataset asli tidak dapat diukur secara langsung. Meski demikian, augmentasi data terbukti mendukung kestabilan, keseimbangan, dan kemampuan generalisasi model CNN.

Berikut kode program yang digunakan untuk melakukan augmentasi citra sarang burung walet menggunakan *ImageDataGenerator* dari Keras. Transformasi yang diterapkan meliputi *rotasi*, *flipping*, *zooming*, *shifting*, dan penyesuaian kecerahan/kontras, tanpa mengubah label kelas, sehingga dataset menjadi lebih bervariasi dan seimbang untuk pelatihan model CNN.

```
import os
import cv2
import numpy as np
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

# Path input (dataset hasil resize)
input_path = "/content/drive/MyDrive/walet/resize_224/"
# Path output hasil augmentasi
output_path = "/content/drive/MyDrive/walet/augmentasi/"
os.makedirs(output_path, exist_ok=True)

# Konfigurasi augmentasi
datagen = ImageDataGenerator(
    rotation_range=30,      # rotasi acak hingga 30°
    width_shift_range=0.2,  # geser lebar
    height_shift_range=0.2, # geser tinggi
    zoom_range=0.3,        # zoom in/out
    shear_range=0.2,        # shear / distorsi
    horizontal_flip=True,   # flipping horizontal
    vertical_flip=True,     # flipping vertikal
    brightness_range=[0.7, 1.3], # penyesuaian kecerahan
    fill_mode="nearest"
)

# Jumlah augmentasi per gambar
n_aug = 10

# Loop semua gambar
for file_name in os.listdir(input_path):
    if file_name.lower().endswith(('.jpg', '.png', '.jpeg')):
        img_path = os.path.join(input_path, file_name)
        img = cv2.imread(img_path)
        img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        img = np.expand_dims(img, 0) # reshape ke batch
```

```

# Generator
aug_iter = datagen.flow(img, batch_size=1, save_to_dir=output_path,
save_prefix="aug", save_format="jpg")

# Simpan hasil augmentasi
for i in range(n_aug):
    next(aug_iter)

    print("Proses augmentasi selesai. Gambar hasil disimpan di:",
output_path)

# Jumlah augmentasi per gambar
n_aug = 10
# Loop semua gambar
for file_name in os.listdir(input_path):
    if file_name.lower().endswith(('.jpg', '.png', '.jpeg')):
        img_path = os.path.join(input_path, file_name)
        img = cv2.imread(img_path)
        img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        img = np.expand_dims(img, 0) # reshape ke batch

# Generator
aug_iter = datagen.flow(img, batch_size=1, save_to_dir=output_path,
save_prefix="aug", save_format="jpg")

# Simpan hasil augmentasi
for i in range(n_aug):
    next(aug_iter)
    print("Proses augmentasi selesai. Gambar hasil disimpan di:",
output_path)

```

Setelah dilakukan proses augmentasi data dengan menjalankan kode program pada tools colab, maka dihasilkan gambar yang telah diaugmentasi yang dapat dilihat pada gambar 4.5 berikut.



Gambar 4. 5 Hasil proses augmentasi data sarang burung walet

4.2.4 Balancing Data

Pada tahap awal, jumlah citra sarang burung walet dari ketiga kelas kualitas (tinggi, sedang, dan rendah) belum seimbang, di mana distribusi data mencerminkan kondisi nyata di lapangan. Ketidakseimbangan dataset awal ini berpotensi menyebabkan model pembelajaran mesin menjadi bias terhadap kelas dengan jumlah data lebih banyak, sehingga performa klasifikasi pada kelas minoritas dapat menurun meskipun nilai akurasi keseluruhan terlihat tinggi.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dilakukan proses balancing data menggunakan teknik augmentasi agresif, khususnya pada kelas dengan jumlah citra lebih sedikit. Teknik augmentasi ini bertujuan untuk memperbanyak jumlah serta meningkatkan keragaman data latih pada kelas minoritas, sehingga distribusi data antar kelas menjadi relatif seimbang dan model memiliki kesempatan yang lebih baik dalam mempelajari karakteristik visual setiap kelas secara merata.

Hasil akhir dari proses balancing menghasilkan total 3.406 citra, yang terdiri atas 1.130 citra kelas tinggi, 1.129 citra kelas sedang, dan 1.147 citra kelas rendah. Distribusi data hasil penyeimbangan tersebut menunjukkan bahwa perbedaan jumlah data antar kelas telah diminimalkan. Namun demikian, karakteristik

ketidakseimbangan pada dataset awal tetap menjadi pertimbangan penting dalam analisis kinerja model.

Oleh karena itu, pada tahap evaluasi, kinerja model tidak hanya dianalisis berdasarkan akurasi keseluruhan, tetapi juga menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada masing-masing kelas. Pendekatan evaluasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa model tidak hanya unggul pada kelas mayoritas, tetapi juga mampu mengklasifikasikan kelas minoritas secara lebih akurat dan objektif. Distribusi data citra setelah proses *balancing* disajikan pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4. 1 Distribusi Data Citra Setelah *Balancing*

Kelas Kualitas	Data Pelatihan	Data Validasi	Total
Tinggi	907	223	1.130
Sedang	908	221	1.129
Rendah	908	239	1.147
Total	2.723	683	3.406

Dengan distribusi data yang seimbang ini, model CNN diharapkan mampu melakukan proses pembelajaran secara adil terhadap setiap kelas, tanpa dominasi dari kelas tertentu. Dataset hasil *balancing* inilah yang kemudian digunakan pada tahap berikutnya, yaitu *split data*, untuk memisahkan data menjadi subset pelatihan dan validasi sebelum digunakan dalam proses pelatihan model.

4.3 Split Data

Tahap *split data* bertujuan untuk membagi dataset hasil *balancing* ke dalam dua subset utama, yaitu data pelatihan (*training set*) dan data validasi (*validation set*). Pembagian ini dilakukan agar performa model dapat dievaluasi secara objektif dan untuk mencegah terjadinya *overfitting* selama proses pelatihan. Pada penelitian ini,

pembagian dilakukan dengan proporsi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data validasi, mengikuti praktik umum dalam pelatihan model CNN. Data pelatihan digunakan untuk membangun dan menyesuaikan bobot model, sedangkan data validasi berfungsi untuk menguji kinerja model terhadap data yang belum pernah dilihat selama pelatihan. Secara teknis, struktur pembagian dataset diatur menggunakan folder pada Google Drive dengan format sebagai berikut:

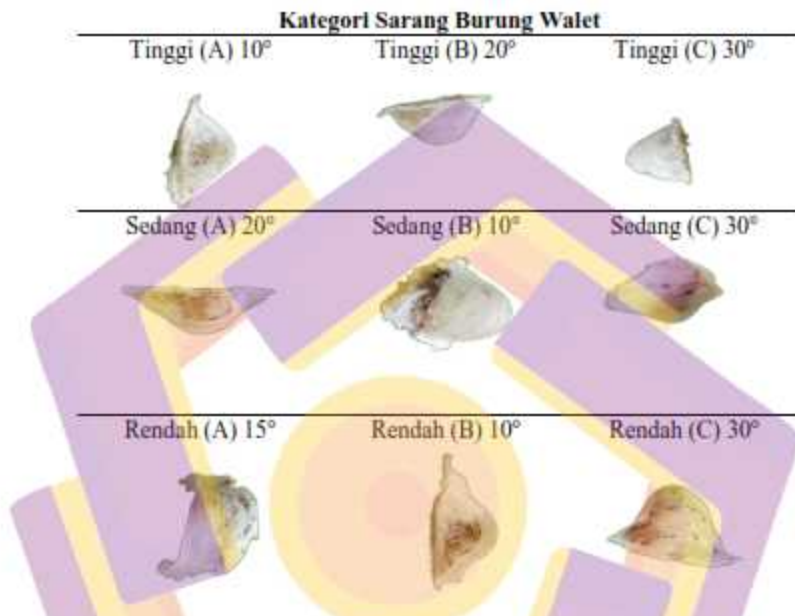


Struktur ini memungkinkan setiap subset data tersusun secara sistematis dan mudah diakses oleh *ImageDataGenerator* pada saat pelatihan model CNN. Dengan demikian, proses pelatihan dan validasi dapat berjalan secara efisien, serta hasil evaluasi model lebih dapat diandalkan.

4.4 Visualisasi dan Statistik Data

Tahap ini bertujuan memberikan gambaran umum mengenai dataset sarang burung walet yang digunakan dalam penelitian. Visualisasi dilakukan untuk memperlihatkan karakteristik citra dari masing-masing kelas kualitas tinggi, sedang, dan rendah serta memastikan keseimbangan distribusi data setelah proses *balancing*

dan *split data*. Berikut data sarang walet dari tiga kategori yaitu tinggi, sedang dan rendah yang dapat dilihat pada gambar 4.6 berikut.



Gambar 4. 6 Sampel Citra Dataset Sarang Burung Walet per Kelas

Citra pada kelas tinggi menunjukkan bentuk sarang yang simetris, padat, dan cerah; kelas sedang menampilkan bentuk agak longgar dengan warna sedikit lebih gelap; sedangkan kelas rendah memperlihatkan sarang yang tidak beraturan, berwarna gelap, dan tampak bercak atau kotoran di permukaannya. Visualisasi ini membantu memberikan pemahaman visual terhadap perbedaan karakteristik antar kelas yang akan dipelajari oleh model CNN.

Selain itu, dilakukan analisis statistik terhadap distribusi data untuk memastikan keseimbangan jumlah citra di tiap kelas. Berdasarkan hasil *balancing* dan *split data*, dataset akhir terdiri atas 3.406 citra, dengan 2.723 untuk pelatihan dan

683 untuk validasi. Berikut adalah gambar diagram distribusi jumlah citra per kelas setelah dilakukan balancing yang dapat dilihat pada Gambar 4.7 berikut.



Gambar 4. 7 Diagram Distribusi Jumlah Citra per Kelas Setelah Balancing

Diagram pada Gambar 4.7 menunjukkan bahwa jumlah citra pada ketiga kelas tinggi, sedang, dan rendah memiliki distribusi yang relatif seimbang. Kondisi ini memastikan bahwa model CNN akan belajar secara adil tanpa bias terhadap kelas tertentu. Dengan demikian, dataset sarang burung walet dinyatakan siap digunakan untuk tahap pelatihan dan evaluasi model.

4.5 Arsitektur CNN

Pada penelitian ini digunakan empat arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berbasis *transfer learning*, yaitu MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1. Pemilihan keempat model ini didasarkan pada perbedaan kompleksitas, jumlah parameter, serta kemampuan ekstraksi fitur yang dimiliki

masing-masing arsitektur, sehingga dapat dibandingkan efektivitasnya dalam melakukan klasifikasi kualitas sarang burung walet.

Seluruh model menggunakan *pre-trained weights* dari dataset ImageNet, yang kemudian disesuaikan dengan karakteristik dataset sarang burung walet melalui proses fine-tuning. Lapisan akhir dari setiap model diubah untuk menyesuaikan jumlah kelas pada penelitian ini, yaitu tiga kelas: *tinggi*, *sedang*, dan *rendah*. Selain itu, diterapkan dua tahap pelatihan, yaitu tahap frozen, di mana lapisan dasar dibekukan untuk mempertahankan fitur umum dari ImageNet, serta tahap fine-tuning untuk menyesuaikan bobot seluruh lapisan terhadap karakteristik spesifik dataset.

Setiap model memiliki ciri khas tersendiri. MobileNetV2 dirancang dengan arsitektur ringan dan efisien, cocok untuk perangkat dengan sumber daya terbatas. VGG16 memiliki struktur berlapis-lapis sederhana namun kuat dalam mendeteksi fitur visual dasar. ResNet50 menggunakan mekanisme *residual connection* yang memungkinkan jaringan dalam tanpa kehilangan performa. Sedangkan EfficientNetV2B1 mengoptimalkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi melalui pendekatan *compound scaling*.

Rincian konfigurasi dan pengaturan hiperparameter untuk keempat model disajikan pada Tabel 4.2, yang mencakup parameter utama seperti ukuran input, *optimizer*, *learning rate*, jumlah *batch*, jumlah *epoch*, fungsi aktivasi, dan *loss function* yang digunakan selama proses pelatihan.

Tabel 4. 2 Konfigurasi Arsitektur dan Hiperparameter CNN

Model	Ukuran Input	Optimizer	Learning Rate	Batch Size	Epoch	Fungsi Aktivasi (Output)	Loss Function	Tahapan Pelatihan
MobileNetV2	$224 \times 224 \times 3$	Adam	0.0001	32	50	Softmax	Categorical Crossentropy	Frozen + Fine-tuning
VGG16	$224 \times 224 \times 3$	Adam	0.0001	32	50	Softmax	Categorical Crossentropy	Frozen + Fine-tuning
ResNet50	$224 \times 224 \times 3$	Adam	0.0001	32	50	Softmax	Categorical Crossentropy	Frozen + Fine-tuning
EfficientNet V2B1	$224 \times 224 \times 3$	Adam	0.0001	32	50	Softmax	Categorical Crossentropy	Frozen + Fine-tuning

Konfigurasi pada Tabel 4.2 menunjukkan bahwa seluruh model menggunakan ukuran input 224×224 piksel dengan tiga saluran warna (RGB) sesuai dengan standar masukan model CNN berbasis *transfer learning*. Optimizer yang digunakan adalah Adam, karena kemampuannya menyesuaikan *learning rate* secara adaptif selama pelatihan, sehingga mempercepat proses konvergensi. Fungsi aktivasi Softmax digunakan pada lapisan keluaran untuk menghasilkan probabilitas terhadap tiga kelas kualitas sarang burung walet, sedangkan fungsi kerugian yang digunakan adalah Categorical Crossentropy, yang umum diterapkan pada masalah klasifikasi multikelas.

Seluruh model dilatih dalam dua tahap, yaitu tahap frozen, di mana lapisan awal dibekukan agar fitur umum dari ImageNet tidak berubah, dan tahap fine-tuning, di mana seluruh lapisan diaktifkan untuk menyesuaikan bobot terhadap karakteristik citra sarang burung walet.

4.6 Skenario Eksperimen

Tahap skenario eksperimen bertujuan untuk menjelaskan rancangan dan prosedur pelatihan model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan dalam penelitian ini. Empat arsitektur CNN berbasis *transfer learning* diterapkan, yaitu MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1. Pemilihan keempat arsitektur ini dilakukan karena masing-masing memiliki karakteristik kompleksitas, jumlah parameter, dan efisiensi komputasi yang berbeda, sehingga dapat dibandingkan performanya secara komprehensif dalam klasifikasi kualitas sarang burung walet.

Seluruh eksperimen dilakukan menggunakan dataset hasil praproses yang telah melalui tahap penghapusan latar belakang (*background removal*), penyeragaman ukuran citra ke 224×224 piksel, augmentasi data untuk memperluas variasi, serta *balancing* antar kelas untuk menjaga proporsi jumlah citra yang seimbang. Proses eksperimen dirancang agar seluruh model diuji menggunakan parameter pelatihan yang identik, sehingga perbandingan performa yang dihasilkan bersifat objektif dan terukur.

1. Tahapan Eksperimen

Pelatihan model CNN dilakukan melalui dua tahap utama, yaitu tahap pelatihan awal dengan bobot dibekukan sebagian, dan tahap fine-tuning untuk penyesuaian fitur secara lebih mendalam. Kedua Pelatihan model CNN dapat dijelaskan sebagai berikut.

Tahap 1 Frozen Layer Pada tahap ini, lapisan dasar (*base layers*) dari model CNN dibekukan (*frozen*), dan hanya lapisan klasifikasi akhir (*fully connected layer*)

yang dilatih ulang menggunakan dataset sarang burung walet. Tujuan dari tahap ini adalah untuk memanfaatkan bobot fitur umum yang telah dipelajari dari dataset ImageNet, sekaligus menyesuaikan lapisan akhir agar sesuai dengan tiga kelas kualitas sarang (tinggi, sedang, dan rendah).

Tahap 2 Fine-Tuning Setelah tahap pertama selesai, sebagian lapisan atas dari model CNN dibuka (*unfreeze*) dan dilatih ulang dengan *learning rate* yang lebih kecil. Proses ini bertujuan untuk menyesuaikan representasi fitur yang lebih dalam terhadap karakteristik visual spesifik dari citra sarang burung walet, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Setiap model CNN (MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1) melalui dua tahap pelatihan ini secara berurutan, dengan parameter pelatihan yang sama untuk menjaga konsistensi hasil.

2. Parameter Pelatihan

Parameter pelatihan (*training parameters*) merupakan sekumpulan nilai atau pengaturan yang digunakan untuk mengontrol proses pembelajaran model CNN agar mencapai performa optimal. Parameter ini mencakup aspek seperti *batch size*, *learning rate*, jumlah *epoch*, serta *optimizer* yang digunakan. Pemilihan parameter pelatihan yang tepat sangat penting karena berpengaruh langsung terhadap kecepatan konvergensi, stabilitas pelatihan, dan tingkat akurasi model yang dihasilkan. Tabel 4.3 berikut menampilkan konfigurasi hyperparameter yang digunakan dalam keseluruhan eksperimen.

Tabel 4. 3 Konfigurasi hyperparameter

Parameter	Nilai / Pengaturan
Arsitektur Model	MobileNetV2, VGG16, ResNet50, EfficientNetV2B1
Jenis Transfer Learning	Pre-trained pada ImageNet
Ukuran Input Gambar	224 × 224 piksel
Jumlah Kelas	3 (Tinggi, Sedang, Rendah)
Optimizer	Adam
Learning Rate (Frozen Layer)	0.001
Learning Rate (Fine-Tuning)	0.00001
Loss Function	Categorical Crossentropy
Metrics	Accuracy, Precision, Recall, F1-Score
Batch Size	32
Epoch	50
Augmentasi Data	Rotasi, Flip, Zoom, Shift
Background Removal	Ya
Platform Eksekusi	Google Colab Pro
GPU	NVIDIA Tesla T4 (16 GB VRAM)

3. Prosedur Eksperimen

Dataset yang digunakan dalam eksperimen ini terdiri dari 3.406 citra hasil *balancing*, dengan pembagian 2.723 citra untuk pelatihan dan 683 citra untuk validasi. Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch pada masing-masing tahap (frozen dan fine-tuning) dengan ukuran *batch* 32.

Selama pelatihan, dilakukan *data augmentation* secara dinamis menggunakan *ImageDataGenerator* untuk memperluas variasi citra melalui rotasi hingga 30°, *horizontal flip*, *zoom range* 0.2, serta *width/height shift* 0.1. Teknik ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap variasi bentuk dan pencahayaan pada citra sarang burung walet.

Setiap model disimpan dalam kondisi terbaik berdasarkan nilai *validation accuracy* tertinggi menggunakan mekanisme *ModelCheckpoint*. Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-

score guna menilai performa secara menyeluruh. Hasil evaluasi dari setiap model kemudian dibandingkan untuk menentukan arsitektur CNN yang paling optimal.

4. Tujuan Eksperimen

Skenario eksperimen ini dirancang untuk mencapai tiga tujuan utama, yaitu:

- Mengevaluasi performa empat arsitektur CNN (MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1) dalam mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet.
- Menganalisis pengaruh tahap *fine-tuning* terhadap peningkatan akurasi dan stabilitas model.
- Menentukan arsitektur yang paling efisien dan akurat berdasarkan hasil validasi.

Dengan rancangan eksperimen ini, hasil yang diperoleh diharapkan mampu memberikan gambaran komprehensif mengenai efektivitas berbagai arsitektur CNN dalam mengenali karakteristik visual sarang burung walet. Tahap berikutnya akan membahas hasil dan evaluasi performa masing-masing model CNN untuk menentukan model terbaik yang digunakan dalam penelitian ini.

4.7 Hasil dan Evaluasi

Bagian ini menyajikan hasil dari proses pelatihan dan evaluasi model Convolutional Neural Network (CNN) yang telah dijelaskan pada tahap skenario eksperimen sebelumnya. Evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja masing-masing arsitektur MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1 dalam mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet menjadi tiga kategori: tinggi, sedang, dan rendah.

Hasil pelatihan ditampilkan dalam bentuk grafik akurasi dan *loss* untuk setiap model, sedangkan hasil evaluasi disajikan melalui metrik performa utama, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Analisis ini bertujuan untuk menentukan arsitektur yang paling optimal dalam mengenali pola citra sarang burung walet dengan tingkat generalisasi terbaik.

Secara umum, seluruh arsitektur menunjukkan performa yang baik, dengan tingkat akurasi validasi di atas 90%. Namun, terdapat variasi kinerja antar model yang dipengaruhi oleh kompleksitas jaringan, jumlah parameter, serta kemampuan masing-masing arsitektur dalam mengekstraksi fitur citra.

4.7.1 Hasil dan Evaluasi Eksperimen 1

Eksperimen pertama dalam penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV2, yaitu model Convolutional Neural Network (CNN) yang ringan dan efisien, dirancang untuk mencapai keseimbangan antara akurasi klasifikasi dan kecepatan komputasi. Model dilatih menggunakan *pre-trained weights* dari ImageNet melalui pendekatan *transfer learning* yang dilakukan dalam dua tahap utama, yaitu frozen base training dan fine-tuning.

Dataset yang digunakan pada eksperimen ini berjumlah 3.406 citra sarang burung walet yang terbagi ke dalam tiga kelas kualitas, yaitu kualitas tinggi (1.130 citra), kualitas sedang (1.129 citra), dan kualitas rendah (1.147 citra). Data kemudian dibagi menggunakan skema 80% data pelatihan dan 20% data validasi. Rinciannya adalah kelas kualitas tinggi terdiri dari 907 citra pelatihan dan 223 citra validasi, kelas kualitas sedang terdiri dari 908 citra pelatihan dan 221 citra validasi, sedangkan kelas kualitas rendah terdiri dari 908 citra pelatihan dan 239 citra validasi. Secara

keseluruhan, data pelatihan berjumlah 2.723 citra dan data validasi berjumlah 683 citra. Pembagian ini bertujuan agar model memperoleh data yang cukup untuk mempelajari pola fitur sekaligus menyediakan data terpisah untuk evaluasi performa generalisasi.

Pada tahap frozen base, lapisan dasar jaringan dibekukan sehingga hanya bagian fully connected layer yang diperbarui bobotnya. Tahap ini bertujuan memanfaatkan kemampuan ekstraksi fitur umum yang telah dipelajari dari dataset besar sebelumnya. Selanjutnya, pada tahap fine-tuning, sebagian lapisan konvolusi dibuka kembali agar model dapat menyesuaikan representasi fitur terhadap karakteristik citra sarang burung walet yang lebih spesifik. Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch dengan optimizer Adam, *learning rate* awal 0,0001, dan *batch size* 32. Selama pelatihan, metrik akurasi dan loss dicatat untuk memantau kestabilan serta konvergensi pembelajaran model.

Secara arsitektural, MobileNetV2 menerima masukan citra berukuran $224 \times 224 \times 3$ yang terlebih dahulu diproses melalui konvolusi awal 3×3 , diikuti Batch Normalization dan aktivasi ReLU6 untuk mengekstraksi fitur dasar seperti tepi, tekstur, dan pola bentuk awal. Fitur ini kemudian diteruskan ke komponen inti jaringan, yaitu Inverted Residual Bottleneck Block yang diulang sebanyak 17 kali. Setiap blok terdiri atas lapisan ekspansi (1×1 convolution + BN + ReLU6) untuk memperbesar jumlah kanal fitur, dilanjutkan dengan depthwise convolution 3×3 yang mengekstraksi informasi spasial secara efisien pada tiap kanal, serta lapisan proyeksi (1×1 convolution + BN) yang menerapkan konsep *linear bottleneck* untuk mempertahankan informasi penting tanpa aktivasi non-linear tambahan. Pada blok

dengan dimensi masukan dan keluaran yang sama, diterapkan skip connection guna menjaga aliran gradien dan meningkatkan stabilitas pelatihan.

Setelah melalui rangkaian blok tersebut, fitur diperkaya menggunakan konvolusi 1×1 akhir, kemudian diringkas melalui Global Average Pooling sehingga menghasilkan vektor fitur global. Vektor ini menjadi masukan bagi dense layer dengan tiga neuron sebagai klasifikator, dan pada tahap akhir fungsi Softmax menghasilkan probabilitas untuk masing-masing kelas mutu sarang burung walet (tinggi, sedang, dan rendah). Struktur ini memungkinkan MobileNetV2 mengekstraksi fitur citra secara efektif dengan jumlah parameter yang relatif kecil, sehingga sesuai untuk sistem klasifikasi berbasis citra dengan kebutuhan komputasi rendah namun tetap mempertahankan performa yang tinggi, sebagaimana ditunjukkan pada diagram arsitektur MobileNetV2 yang dapat dilihat pada Gambar 4.8 berikut.



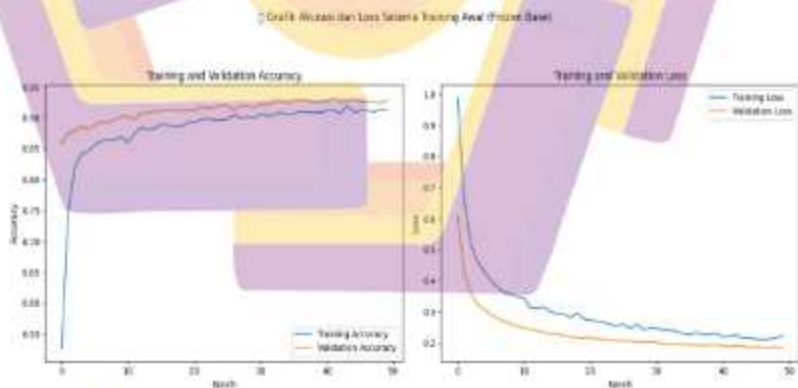
Gambar 4. 8 Arsitektur MobileNetV2

1. Tahap Frozen Base MobileNetV2

Pada tahap pelatihan awal (*frozen base*), grafik menunjukkan kinerja yang meningkat secara signifikan setelah model CNN dengan arsitektur MobileNetV2

diterapkan dengan bobot yang dibekukan. Akurasi pada data pelatihan mengalami peningkatan konsisten dari sekitar 55% pada awal epoch hingga mencapai lebih dari 91% pada epoch ke-50. Sementara itu, akurasi validasi juga menunjukkan tren positif, meningkat stabil dari sekitar 65% hingga mencapai kisaran 93–94%. Grafik loss memperkuat temuan ini, dengan penurunan training loss dari sekitar 1.0 menjadi mendekati 0.2, sedangkan validation loss bahkan menunjukkan penurunan lebih signifikan dari 0.6 ke sekitar 0.2. Pola ini mencerminkan proses pelatihan yang stabil tanpa indikasi *overfitting*, ditunjukkan oleh validation loss yang tetap lebih rendah dan stabil dibandingkan training loss.

Secara keseluruhan, tahap *frozen base* berhasil membentuk dasar model yang kuat dan layak dilanjutkan ke proses *fine-tuning* untuk mengoptimalkan performa secara menyeluruh. Tahapan awal ini dapat dilihat pada Gambar 4.9 Grafik training validasi akurasi dan loss validasi *frozen base* berikut.



Gambar 4. 9 Grafik Training Validation Accuracy dan Validation Loss frozen base

Selanjutnya menampilkan hasil dari *Classification Report* Setelah Training Awal yang menunjukkan bahwa model memiliki performa awal yang baik dengan akurasi

keseluruhan 93%. Nilai F1-score untuk kelas rendah dan sedang sebesar 0,92, serta kelas tinggi sebesar 0,96, menandakan klasifikasi yang seimbang. *Classification Report* Setelah Training Awal dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Evaluasi Performa MobileNetV2 frozen base

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
rendah	0.89	0.95	0.92	239
sedang	0.94	0.89	0.92	221
tinggi	0.97	0.95	0.96	223
Accuracy			0.93	683
Macro avg	0.94	0.93	0.93	683
Weighted avg	0.93	0.93	0.93	683

Pada tahap selanjutnya, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi, terutama pada kelas rendah dengan jumlah prediksi benar sebanyak 228 citra. Jumlah kesalahan klasifikasi yang relatif kecil mengindikasikan bahwa model sudah cukup andal dalam membedakan kualitas sarang burung walet. Informasi lebih lanjut terkait performa ini dapat dilihat pada Tabel 4.5 berikut.

Tabel 4. 5 Confusion Matrix MobileNetV2 frozen base

True/Predicted	rendah	Sedang	tinggi
rendah	228	8	3
sedang	21	197	3
tinggi	7	4	212

Berikut tampilan Gambar *Confusion Matrix frozen base*, dapat dilihat pada Gambar 4.10 berikut.



Gambar 4. 10 Confusion Matrix MobileNetV2 frozen base

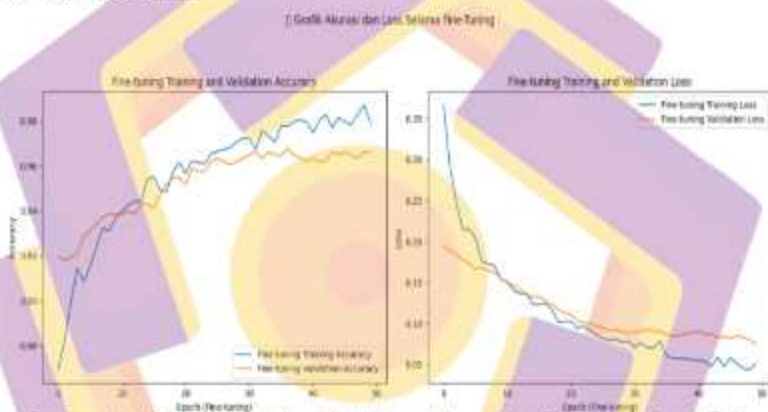
Hasil evaluasi pada tahap pelatihan awal menunjukkan bahwa model telah mampu mengklasifikasikan citra dengan cukup baik, dengan akurasi mencapai 93%. Namun, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi antar kelas, khususnya antara kelas sedang dan rendah. Hal ini menjadi dasar perlunya dilakukan *fine-tuning* untuk meningkatkan performa model.

2. Tahap Fine-tuning MobileNetV2

Pada tahap *fine-tuning*, beberapa lapisan awal dari arsitektur MobileNetV2 dibuka dan dilibatkan kembali dalam proses pelatihan. Langkah ini dilakukan untuk mengoptimalkan penyesuaian bobot model terhadap karakteristik spesifik dari citra sarang burung walet, yang sebelumnya belum sepenuhnya ditangkap selama tahap pelatihan awal.

Hasil pelatihan menunjukkan adanya peningkatan performa yang signifikan. Akurasi pelatihan terus meningkat secara konsisten hingga mendekati 99%, sedangkan akurasi validasi tetap stabil di atas 96%. Hal ini menandakan bahwa model

mengalami peningkatan kemampuan dalam mengenali pola citra tanpa mengalami overfitting yang berarti. Di sisi lain, grafik nilai *loss* pada data pelatihan dan validasi menunjukkan tren penurunan yang konsisten, dengan *loss* validasi bertahan rendah di bawah 0,10 hingga akhir pelatihan. Pola ini menunjukkan bahwa proses *fine-tuning* mampu meningkatkan generalisasi model secara efektif. Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Fine-Tuning dapat dilihat pada Gambar 4.11 berikut.



Gambar 4. 11 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Fine-Tuning

Setelah dilakukan *fine-tuning* pada model CNN, performa klasifikasi meningkat secara signifikan dengan akurasi keseluruhan mencapai 97%. Hal ini tercermin dari nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi pada seluruh kelas. Kelas tinggi menunjukkan hasil sempurna dengan nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1.00. Sementara itu, kelas rendah dan sedang masing-masing memperoleh F1-score sebesar 0.95. Rata-rata makro dan rata-rata tertimbang juga menunjukkan konsistensi performa model dengan nilai 0.97, seperti ditunjukkan pada Tabel 4.6 berikut.

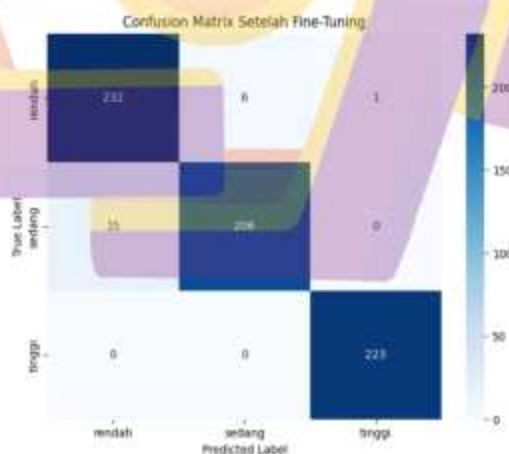
Tabel 4. 6 Evaluasi Performa MobileNetV2 Fine-Tuning

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Rendah	0.94	0.97	0.95	239
Sedang	0.97	0.93	0.95	221
Tinggi	1.00	1.00	1.00	223
Accuracy			0.97	683
Macro avg	0.97	0.97	0.97	683
Weighted avg	0.97	0.97	0.97	683

Selanjutnya Tabel 4.8 dan Gambar 4.12 menunjukkan confusion matrix setelah *Fine-Tuning* hasil pengujian model terhadap data validasi, yang menggambarkan jumlah prediksi benar dan salah untuk tiap kelas, dapat dilihat pada tabel 4.7 berikut.

Tabel 4. 7 Confusion Matrix Fine-Tuning

True \ Predicted	rendah	sedang	tinggi
rendah	232	6	1
sedang	15	206	0
tinggi	0	0	223



Gambar 4. 12 Confusion Matrix Fine-Tuning

Tabel 4.8 dan Gambar 4.12 menyajikan hasil evaluasi performa model berdasarkan akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk tiap kelas kualitas sarang burung walet. Setelah proses fine-tuning, akurasi validasi meningkat dari 93% menjadi 97%, dengan rata-rata precision, recall, dan F1-score sebesar 0,97. Peningkatan ini menunjukkan bahwa fine-tuning efektif dalam menyesuaikan bobot pretrained terhadap karakteristik citra lokal, serta meningkatkan generalisasi model.

Hasil perbandingan menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mengalami peningkatan performa yang signifikan setelah tahap Fine-Tuning dilakukan. Pada tahap Frozen Base, model memperoleh akurasi sebesar 0.93 dengan rata-rata precision, recall, dan F1-score masing-masing 0.94, 0.93, dan 0.93. Setelah dilakukan Fine-Tuning, seluruh metrik meningkat secara konsisten, dengan akurasi mencapai 0.97 dan precision, recall, serta F1-score masing-masing 0.97. Peningkatan ini menunjukkan bahwa Fine-Tuning memungkinkan model beradaptasi lebih baik terhadap karakteristik citra sarang burung walet, sehingga mampu mengenali pola dan tekstur secara lebih akurat. Dengan demikian, strategi pelatihan Fine-Tuning terbukti lebih efektif dibandingkan Frozen Base dalam meningkatkan kemampuan model MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet. Hasil perbandingan performa kedua metode tersebut disajikan pada Tabel 4.8 berikut.

Tabel 4. 8 Perbandingan performa MobileNetV2 Frozen Base dan Fine-Tuning

Metode	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
MobileNetV2 (Frozen Base)	0.93	0.94	0.93	0.93
MobileNetV2 (Fine-Tuning)	0.97	0.97	0.97	0.97

4.7.2 Hasil dan Evaluasi Eksperimen 2

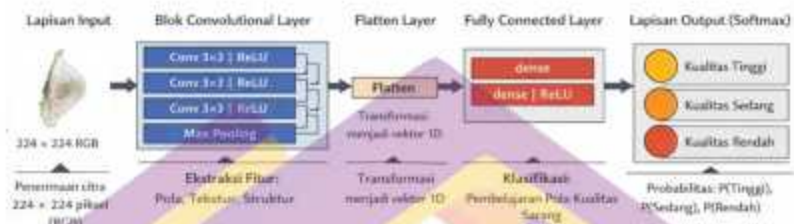
Eksperimen kedua menggunakan arsitektur VGG16 untuk klasifikasi citra sarang burung walet yang telah dipra-pemrosesan dan dibagi menjadi tiga kelas: kualitas tinggi, sedang, dan rendah. Proses pelatihan dilakukan melalui dua tahap, yaitu frozen base dan fine-tuning. Pada tahap frozen base, lapisan dasar VGG16 dikunci untuk memanfaatkan bobot pra-latih dari ImageNet agar dapat mengekstraksi fitur umum dari citra, sedangkan pada tahap fine-tuning sebagian lapisan konvolusional dibuka untuk menyesuaikan bobot terhadap karakteristik data yang lebih spesifik.

Setiap citra masukan dengan ukuran 224×224 piksel dalam format RGB pertama-tama diproses pada lapisan input, kemudian melalui beberapa blok convolutional berukuran kernel 3×3 yang diikuti fungsi aktivasi ReLU dan max pooling. Blok konvolusi mengekstraksi fitur secara hierarkis, mulai dari fitur dasar seperti tepi dan kontras, tekstur serta pola serat sarang, hingga struktur kompleks seperti kepadatan serat, retakan, dan kerapian bentuk sarang. Keluaran blok konvolusi kemudian diubah menjadi vektor satu dimensi melalui flatten layer agar dapat diproses oleh fully connected layer, yang mempelajari hubungan antar fitur untuk mengambil keputusan klasifikasi.

Tahap akhir menggunakan lapisan output dengan fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan probabilitas tiga kelas kualitas sarang. Kelas dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil klasifikasi akhir. Hasil pelatihan divisualisasikan melalui grafik akurasi dan loss untuk menilai performa model selama proses pelatihan dan validasi. Gambar arsitektur VGG16 yang menggambarkan alur

pemrosesan citra dari input hingga output klasifikasi sarang burung walet dapat dilihat pada Gambar 4.13.

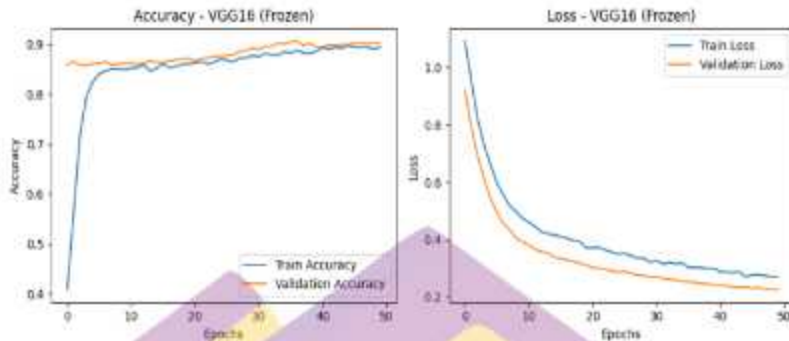
Struktur Kerja CNN VGG16



Gambar 4.13 Arsitektur VGG16

1. Tahap Frozen Base VGG16

Pada tahap *frozen base*, pelatihan dilakukan dengan membekukan seluruh lapisan konvolusional pada arsitektur VGG16 agar bobot pelatihan dari *ImageNet* tetap dipertahankan. Pada grafik akurasi dan *loss* selama proses pelatihan terlihat bahwa nilai akurasi pelatihan meningkat secara signifikan dari sekitar 0,40 hingga mendekati 0,90, sementara akurasi validasi cenderung stabil pada kisaran 0,85–0,90 hingga akhir pelatihan. Pola ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari pola fitur citra dengan baik tanpa mengalami gejala *overfitting*. Di sisi lain, grafik *loss* menunjukkan penurunan yang konsisten pada data pelatihan maupun validasi, di mana *training loss* menurun dari sekitar 1,1 menjadi di bawah 0,3, dan *validation loss* turun hingga sekitar 0,22. Penurunan *loss* yang stabil serta jarak yang kecil antara kurva pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model telah mencapai konvergensi dengan kemampuan generalisasi yang baik pada tahap pelatihan awal (*frozen base*). Gambar 4.14 berikut menunjukkan grafik akurasi dan *loss* selama proses pelatihan model pada tahap ini.



Gambar 4. 14 Grafik Trainin Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Frozen base

Selanjutnya menampilkan hasil evaluasi performa model VGG16 pada tahap *frozen base* menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk masing-masing kelas citra sarang burung walet. Secara umum, model menunjukkan performa yang cukup baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 0,90. Kelas “rendah” memperoleh nilai *precision* sebesar 0,89 dan *recall* 0,92, menunjukkan kemampuan model yang cukup konsisten dalam mengenali citra berkualitas rendah tanpa banyak kesalahan klasifikasi. Sementara itu, kelas “sedang” memiliki nilai *F1-score* terendah sebesar 0,88, yang menunjukkan adanya sedikit tumpang tindih antara kelas sedang dengan kelas lain. Adapun kelas “tinggi” mencatat *precision* dan *recall* sebesar 0,92 dan 0,91, menandakan bahwa model mampu mengenali ciri-ciri citra sarang burung walet berkualitas tinggi dengan akurasi tinggi. Nilai *macro average* dan *weighted average* yang sama-sama berada di angka 0,90 mengindikasikan performa model yang seimbang pada ketiga kelas tanpa bias dominan terhadap salah satu kelas. Berikut penjelasan hasil evaluasi performa model VGG16 *Frozen base* yang disajikan dalam bentuk tabel yang dapat dilihat pada Tabel 4.9 berikut.

Tabel 4. 9 Evaluasi Performa VGG16 Frozen base

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
rendah	0.89	0.92	0.91	239
sedang	0.89	0.87	0.88	221
tinggi	0.92	0.91	0.91	223
Accuracy			0.90	683
Macro avg	0.90	0.90	0.90	683
Weighted avg	0.90	0.90	0.90	683

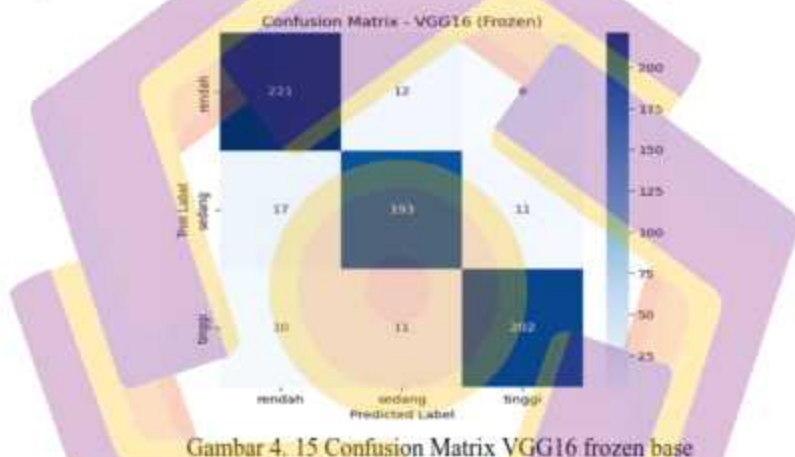
Selanjutnya yaitu Hasil *confusion matrix* pada tahap *frozen base* untuk model VGG16 menggambarkan distribusi prediksi terhadap label sebenarnya pada ketiga kelas citra sarang burung walet. Model menunjukkan kemampuan klasifikasi yang cukup stabil dengan dominasi nilai diagonal utama yang tinggi, menandakan prediksi yang tepat untuk sebagian besar sampel. Pada kelas “rendah”, sebanyak 221 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar dari total 239 sampel, sementara 12 citra salah diklasifikasikan sebagai kelas “sedang” dan 6 citra sebagai “tinggi”. Untuk kelas “sedang”, terdapat 193 prediksi benar, dengan 17 citra salah dikenali sebagai “rendah” dan 11 citra sebagai “tinggi”. Sementara pada kelas “tinggi”, model mampu mengenali 202 citra dengan benar, dengan kesalahan yang relatif kecil yaitu 10 citra diprediksi sebagai “rendah” dan 11 citra sebagai “sedang”.

Distribusi kesalahan yang relatif seimbang di antara kelas menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya sempurna membedakan ciri visual antar kelas, terutama antara kelas “sedang” dan dua kelas lainnya yang memiliki kemiripan tekstur dan warna. Namun demikian, dominasi prediksi pada diagonal utama menunjukkan performa klasifikasi yang stabil serta kemampuan model VGG16 dalam mengenali karakteristik utama citra sarang burung walet pada tahap *frozen*

base. Penjelasan *Confusion matrix* dapat di juga lihat pada Tabel 4.10 dan pada Gambar 4.15 berikut

Tabel 4. 10 Confusion Matrix VGG16 frozen base

Kelas Aktual / Prediksi	Rendah	Sedang	Tinggi	Total Aktual
Rendah	221	12	6	239
Sedang	17	193	11	221
Tinggi	10	11	202	223
Total Prediksi	248	216	219	683

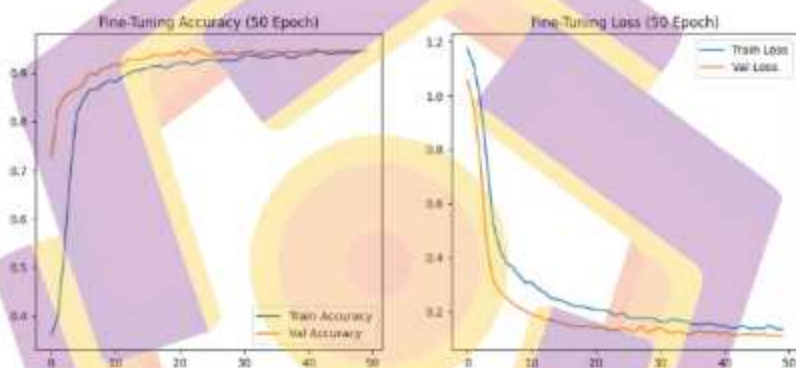


Gambar 4. 15 Confusion Matrix VGG16 frozen base

2. Tahap Fine-tuning VGG16

Hasil pelatihan model VGG16 pada tahap fine-tuning selama 50 epoch. Terlihat bahwa akurasi pelatihan meningkat tajam pada awal epoch dari sekitar 0,35 hingga melampaui 0,90, dan terus meningkat secara stabil hingga mendekati 0,94 pada akhir pelatihan. Akurasi validasi juga menunjukkan pola peningkatan serupa, bahkan sedikit lebih tinggi dibandingkan akurasi pelatihan, menandakan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik tanpa mengalami overfitting. Sementara itu, grafik loss memperlihatkan penurunan signifikan baik pada data

pelatihan maupun validasi. Nilai *training loss* turun dari sekitar 1,2 menjadi di bawah 0,1, sedangkan *validation loss* menurun lebih cepat hingga mendekati 0,08 pada akhir epoch. Pola penurunan yang halus dan konsisten ini menunjukkan bahwa proses *fine-tuning* berhasil mengoptimalkan bobot jaringan secara efektif, menghasilkan model yang lebih stabil dan akurat dibandingkan tahap *frozen base*. Berikut Gambar 4.16 memperlihatkan grafik akurasi dan loss selama proses pelatihan model pada tahap *Fine Tuning*.



Gambar 4. 16 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Fine tuning

Berikutnya adalah Hasil evaluasi performa model VGG16 setelah dilakukan *fine-tuning* penuh selama 50 epoch menunjukkan peningkatan yang signifikan dibandingkan tahap *frozen base*. Berdasarkan laporan klasifikasi, model mencapai akurasi keseluruhan sebesar 95%, dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang konsisten tinggi pada setiap kelas. Kelas rendah memperoleh nilai *precision* 0,94, *recall* 0,95, dan *F1-score* 0,95, menunjukkan kemampuan model yang sangat baik dalam mengenali kelas tersebut. Kelas sedang sedikit lebih rendah dengan *recall* 0,89, meskipun *precision* tetap tinggi di 0,94, menandakan adanya sebagian kecil

citra kelas sedang yang masih terklasifikasi ke kelas lain. Sementara itu, kelas tinggi menunjukkan performa terbaik dengan *recall* mencapai 1,00 dan *F1-score* 0,97, menandakan model mampu mengenali seluruh citra kelas tinggi dengan sangat akurat. Secara keseluruhan, nilai *macro average* dan *weighted average* sebesar 0,95 mengindikasikan bahwa proses *fine-tuning* berhasil meningkatkan kemampuan generalisasi model secara signifikan dan menghasilkan performa klasifikasi yang sangat baik di ketiga kelas. Berikut penjelasan hasil evaluasi performa model VGG16 *Fine tuning* yang disajikan dalam bentuk tabel yang dapat dilihat pada Tabel 4.11 berikut

Tabel 4. 11 Evaluasi Performa VGG16 Fine tuning

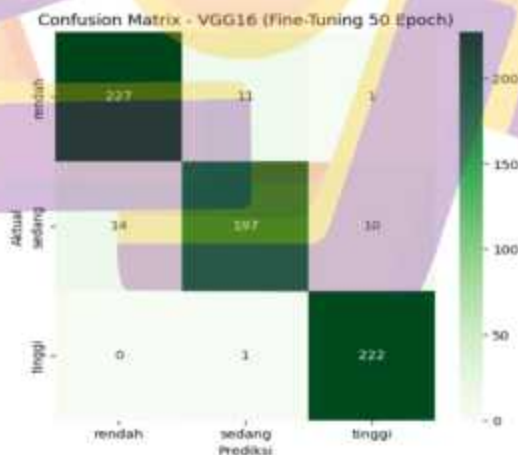
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
rendah	0.94	0.95	0.95	239
sedang	0.94	0.85	0.92	221
tinggi	0.95	1.00	0.95	223
Accuracy			0.95	683
Macro avg	0.95	0.95	0.95	683
Weighted avg	0.95	0.95	0.95	683

Selanjutnya menampilkan *confusion matrix* hasil *fine-tuning* penuh model VGG16 selama 50 epoch menunjukkan peningkatan yang jelas dalam ketepatan klasifikasi dibandingkan tahap *frozen base*. Dari total 683 data uji, model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar citra dengan benar pada setiap kelas. Untuk kelas rendah, terdapat 227 citra yang diklasifikasikan dengan benar, dengan hanya 12 kesalahan (11 ke kelas sedang dan 1 ke kelas tinggi). Kelas sedang juga menunjukkan performa yang baik, dengan 197 citra diklasifikasikan dengan benar, sementara sebagian kecil (14 citra) salah diklasifikasikan sebagai kelas rendah dan 10 citra sebagai kelas tinggi. Sementara itu, kelas tinggi memperlihatkan hasil paling

sempurna, dengan 222 citra dikenali secara benar dan hanya 1 citra yang salah diklasifikasikan sebagai kelas sedang. Pola distribusi ini memperlihatkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminatif yang kuat, terutama dalam mengenali kelas tinggi dan rendah dengan tingkat kesalahan yang sangat kecil. Secara keseluruhan, confusion matrix ini mengonfirmasi bahwa setelah *fine-tuning*, model VGG16 telah mencapai performa klasifikasi yang sangat baik dan stabil di seluruh kategori. Penjelasan *Confusion matrix* dapat di juga lihat pada Tabel 4.12 dan pada Gambar 4.17 berikut.

Tabel 4. 12 Confusion Matrix VGG16 Fine tuning

Aktual \ Prediksi	Rendah	Sedang	Tinggi	Total Aktual
Rendah	227	11	1	239
Sedang	14	197	10	221
Tinggi	0	1	222	223
Total Prediksi	241	209	233	683



Gambar 4. 17 Confusion Matrix VGG16 Fine tuning

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model VGG16 mengalami peningkatan performa signifikan setelah melalui tahap Fine-Tuning. Nilai akurasi naik dari 0.90 menjadi 0.95, dengan peningkatan serupa pada metrik precision, recall, dan F1-score yang semuanya mencapai 0.95. Hal ini menunjukkan bahwa proses pelatihan ulang pada lapisan yang lebih dalam mampu menyesuaikan bobot model terhadap karakteristik dataset sarang burung walet secara lebih optimal. Dengan demikian, penerapan tahap Fine-Tuning terbukti efektif dalam meningkatkan kemampuan model VGG16 untuk mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet ke dalam tiga kategori mutu. Hasil perbandingan performa model VGG16 dapat dilihat pada Tabel 4.13 berikut.

Tabel 4. 13 Perbandingan performa VGG16 Frozen Base dan Fine-Tuning

Metode		Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
VGG16	Frozen	0.90	0.90	0.90	0.90
VGG16	Fine-Tuning	0.95	0.95	0.95	0.95

4.7.3 Hasil dan Evaluasi Eksperimen 3

Eksperimen berikutnya menggunakan arsitektur ResNet50 untuk klasifikasi citra sarang burung walet yang telah dipra-pemrosesan. Dataset terdiri dari 3.406 citra, yang terbagi menjadi tiga kelas: Kualitas Tinggi (1.130 citra), Kualitas Sedang (1.129 citra), dan Kualitas Rendah (1.147 citra). Data kemudian dibagi menjadi 80% untuk pelatihan (2.723 citra) dan 20% untuk validasi (683 citra), sehingga model dapat dievaluasi secara adil selama proses pelatihan.

Proses pelatihan dilakukan melalui dua tahap: frozen base dan fine-tuning. Pada tahap frozen base, lapisan dasar ResNet50 dikunci untuk memanfaatkan bobot

pra-latih dari ImageNet agar model dapat mengekstraksi fitur umum dari citra. Pada tahap fine-tuning, sebagian lapisan residual dibuka untuk menyesuaikan bobot terhadap karakteristik data citra sarang walet yang lebih spesifik.

Citra masukan dengan ukuran 224×224 piksel dalam format RGB pertama-tama diproses pada lapisan input, kemudian diteruskan melalui convolution awal 7×7 dan max pooling. Selanjutnya, citra melewati beberapa residual block yang dibagi dalam empat stage: Stage 2 (3 block), Stage 3 (4 block), Stage 4 (6 block), dan Stage 5 (3 block), masing-masing dengan shortcut connection. Residual block mengekstraksi fitur dari level dasar hingga kompleks, mulai dari tepi, tekstur serat sarang, hingga pola kepadatan dan retakan.

Keluaran dari blok residual diproses melalui global average pooling, kemudian diteruskan ke fully connected layer yang mempelajari hubungan antar fitur untuk menentukan keputusan klasifikasi. Tahap akhir menggunakan lapisan output dengan fungsi aktivasi Softmax, yang menghasilkan probabilitas tiga kelas: Kualitas Tinggi, Kualitas Sedang, dan Kualitas Rendah. Kelas dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil klasifikasi akhir.

Hasil pelatihan divisualisasikan melalui grafik akurasi dan loss untuk menilai performa model selama proses pelatihan dan validasi. Gambar arsitektur ResNet50, yang menjelaskan alur pemrosesan citra dari input hingga output klasifikasi, dapat dilihat pada Gambar 4.18 berikut.

Arsitektur ResNet50



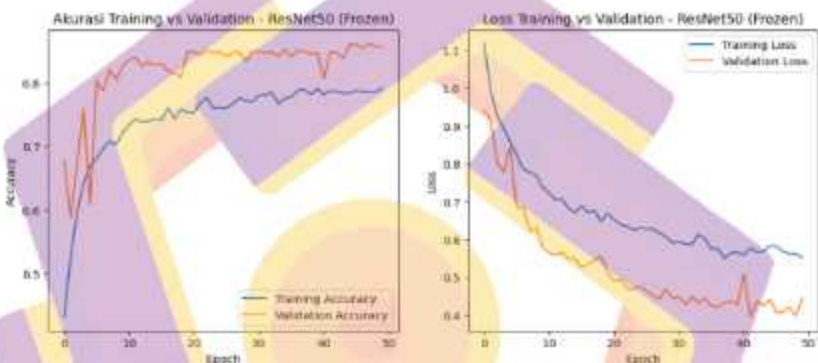
Gambar 4. 18 Arsitektur ResNet50

1. Tahap Frozen base ResNet50

Performa model ResNet50 pada tahap pelatihan awal (*frozen base*) selama 50 epoch. Pada grafik sebelah kiri, terlihat tren peningkatan akurasi baik pada data training maupun validasi. Akurasi training meningkat secara bertahap dari sekitar 45% pada awal epoch hingga mencapai kisaran 78% di akhir pelatihan. Sementara itu, akurasi validasi menunjukkan nilai yang lebih tinggi, stabil di sekitar 85–88% setelah epoch ke-10. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari fitur-fitur penting dari citra sarang burung walet dengan cukup baik meskipun sebagian besar lapisan ResNet50 masih dibekukan, menandakan proses transfer learning berjalan efektif.

Grafik sebelah kanan menunjukkan perbandingan nilai loss antara data training dan validasi. Terlihat bahwa nilai loss pada training terus menurun dari sekitar 1.1 menjadi 0.55, sedangkan loss validasi menurun lebih cepat dan stabil di kisaran 0.4 pada akhir epoch. Perbedaan kecil antara loss training dan validasi

menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru. Dengan hasil ini, tahap frozen dapat dikatakan berhasil sebagai langkah awal sebelum melanjutkan ke proses fine-tuning untuk mengoptimalkan kinerja model secara keseluruhan. Berikut Gambar 4.19 memperlihatkan grafik akurasi dan loss selama proses pelatihan model pada tahap *Frozen base*.



Gambar 4. 19 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Frozen base

Selanjutnya menampilkan hasil *classification report* atau performa untuk model ResNet50 pada tahap *Frozen base*. Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh akurasi keseluruhan sebesar 86%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan citra sarang burung walet dengan cukup baik meskipun pelatihan baru dilakukan pada lapisan akhir (*fully connected layer*) tanpa melakukan pelatihan ulang pada seluruh lapisan konvolusional.

Secara lebih rinci, kelas rendah memiliki nilai *precision* sebesar 0.85 dan *recall* sebesar 0.82, menandakan kemampuan model yang cukup baik dalam mengenali citra berkualitas rendah meski masih terdapat beberapa kesalahan

klasifikasi. Kelas sedang menunjukkan performa terbaik pada aspek *recall* (0.93), yang berarti sebagian besar citra dengan kualitas sedang berhasil dikenali dengan benar oleh model. Sedangkan kelas tinggi memiliki nilai *precision* tertinggi (0.93), menunjukkan model mampu mengidentifikasi citra berkualitas tinggi dengan tingkat kesalahan yang rendah. Secara keseluruhan, nilai *macro average* dan *weighted average* yang sama-sama mencapai 0.86 mengindikasikan bahwa performa model relatif seimbang pada ketiga kelas yang diuji. Berikut Tabel 4.14 yang menyajikan hasil evaluasi performa model ResNet50 pada tahap *Frozen Base* sebagai berikut.

Tabel 4. 14 Evaluasi Performa ResNet50 Frozen base

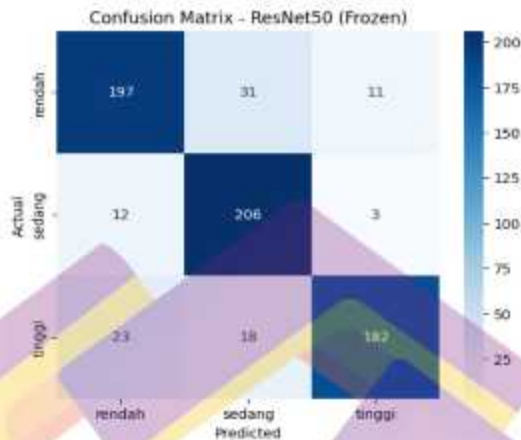
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Rendah	0.85	0.82	0.84	239
Sedang	0.81	0.93	0.87	221
Tinggi	0.93	0.82	0.87	223
Akurasi			0.86	683
Macro Avg	0.86	0.86	0.86	683
Weighted Avg	0.86	0.86	0.86	683

Selanjutnya yang ditampilkan adalah Confusion matrix model ResNet50 *Frozen Base* pada penelitian ini menunjukkan performa klasifikasi yang cukup baik dalam mengelompokkan kualitas sarang burung walet ke dalam tiga kelas, yaitu *rendah*, *sedang*, dan *tinggi*. Dari total 683 citra uji, model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar citra dengan benar, yakni 197 dari 239 citra kelas rendah, 206 dari 221 citra kelas sedang, dan 182 dari 223 citra kelas tinggi. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola visual yang khas pada masing-masing kelas, khususnya pada kelas *sedang* yang memiliki tingkat akurasi tertinggi. Kesalahan klasifikasi umumnya terjadi akibat tumpang tindih fitur visual antar kelas, terutama antara kelas *rendah* dan *tinggi*, yang kemungkinan

disebabkan oleh kemiripan warna, tekstur, atau bentuk struktur sarang. Hal ini terlihat dari adanya 31 citra kelas rendah yang diprediksi sebagai sedang, 11 citra rendah sebagai tinggi, serta 23 citra tinggi yang diprediksi rendah dan 18 citra tinggi yang diprediksi sedang. Sementara itu, kelas sedang menunjukkan kestabilan performa terbaik dengan hanya sedikit kesalahan klasifikasi, yaitu 12 citra diprediksi rendah dan 3 citra diprediksi tinggi. Hasil ini mengindikasikan bahwa model ResNet50 dengan strategi *frozen layer* berhasil memanfaatkan bobot awal dari pelatihan sebelumnya (*pretrained weights*) untuk mendeteksi ciri-ciri penting pada citra sarang walet tanpa kehilangan kemampuan generalisasi. Dengan demikian, secara keseluruhan model ini menunjukkan kemampuan klasifikasi yang andal dan efisien, dengan mayoritas citra berhasil dikategorikan sesuai kelas aslinya. Penjelasan lebih rinci mengenai distribusi klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 4.15 dan Gambar 4.20 yang menampilkan hasil *confusion matrix* secara visual dan numerik.

Tabel 4. 15 Confusion Matrix ResNet50 Frozen base

Aktual \ Prediksi	Rendah	Sedang	Tinggi	Total Aktual
Rendah	197	31	11	239
Sedang	12	206	3	221
Tinggi	23	18	182	223
Total Prediksi	232	255	196	683

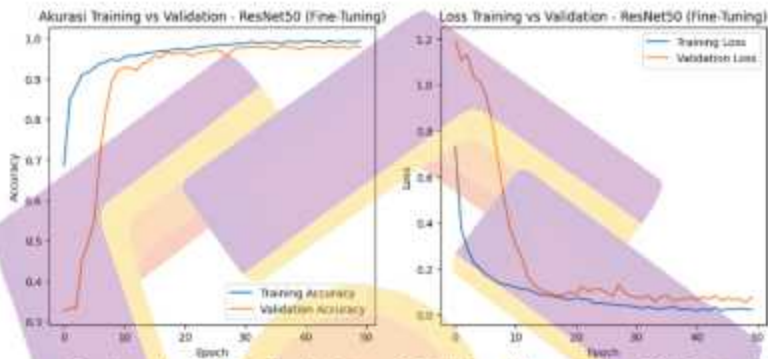


Gambar 4. 20 Confusion Matrix ResNet50 Frozen base

2. Tahap Fine-tuning ResNet50

Performa model ResNet50 pada tahap *fine-tuning* dibandingkan antara data *training* dan *validasi* selama 50 *epoch*. Grafik di sebelah kiri menunjukkan tren akurasi, sedangkan grafik di sebelah kanan menampilkan perubahan nilai *loss*. Pada awal pelatihan (epoch 0–10) terjadi peningkatan akurasi yang signifikan, di mana akurasi *training* meningkat dari sekitar 0,7 menjadi mendekati 0,95, dan akurasi *validasi* naik dari sekitar 0,35 hingga di atas 0,9. Setelah mencapai epoch ke-20, keduanya mulai stabil dengan nilai mendekati 0,98, menandakan bahwa model telah mencapai konvergensi dan mampu melakukan generalisasi dengan baik. Grafik *loss* menunjukkan pola penurunan yang konsisten di kedua dataset, di mana *training loss* dan *validation loss* sama-sama turun hingga mendekati 0,1 sebelum stabil. Kestabilan kedua kurva ini tanpa jarak yang besar menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* yang signifikan. Secara keseluruhan, proses *fine-tuning* berhasil

meningkatkan kinerja ResNet50 dengan memanfaatkan bobot *pretrained*, sehingga model mampu mengenali fitur visual citra sarang burung walet secara lebih akurat. Performa model ResNet50 pada tahap *fine-tuning* dapat dilihat pada Gambar 4.21 berikut.



Gambar 4. 21 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Fine tuning

Selanjutnya adalah *Classification Report* atau performa ResNet50 *Fine-Tuning*, menampilkan metrik evaluasi performa model setelah melalui proses *fine-tuning* penuh selama 50 *epoch*. Tabel ini menunjukkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk masing-masing kelas (*rendah*, *sedang*, dan *tinggi*) pada total 683 data uji. Berdasarkan hasil tersebut, kelas *rendah* memiliki nilai *precision* sebesar 0,95, *recall* 0,99, dan *f1-score* 0,97, yang menunjukkan bahwa model sangat akurat dalam mengenali citra sarang burung walet berkualitas rendah dengan hanya sedikit kesalahan klasifikasi. Kelas *sedang* memiliki *precision* 1,00, *recall* 0,94, dan *f1-score* 0,97, menandakan bahwa hampir seluruh citra kelas ini teridentifikasi dengan benar, meskipun ada sebagian kecil yang salah klasifikasi ke kelas lain. Sementara itu, kelas *tinggi* menunjukkan performa sempurna dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score*

masing-masing 1,00, yang berarti seluruh citra pada kelas ini berhasil diklasifikasikan secara tepat oleh model.

Secara keseluruhan, model mencapai akurasi total sebesar 0,98 (98%), dengan nilai *macro average* dan *weighted average* yang juga mencapai 0,98, menunjukkan konsistensi performa di seluruh kelas tanpa ketimpangan antar kategori. Hasil ini menegaskan bahwa proses *full fine-tuning* pada ResNet50 berhasil meningkatkan kemampuan model dalam mengekstraksi fitur dan melakukan klasifikasi dengan sangat baik, serta memperkuat hasil dari analisis *confusion matrix* dan grafik akurasi-loss sebelumnya. performa ResNet50 *Fine-Tuning* dapat dilihat pada Tabel 4.16 berikut.

Tabel 4. 16 Evaluasi Performa ResNet50 Fine tuning

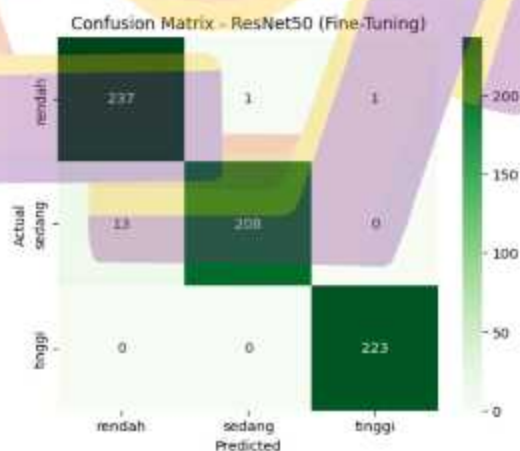
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Rendah	0.95	0.99	0.97	239
Sedang	1.00	0.94	0.97	221
Tinggi	1.00	1.00	1.00	223
Accuracy			0.98	683
Macro Avg	0.98	0.98	0.98	683
Weighted Avg	0.98	0.98	0.98	683

Setelah dijelaskan hasil dari Evaluasi Performa maka dilanjutkan dengan penjelasan *confusion matrix* model ResNet50 pada tahap *fine-tuning* dalam mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet ke dalam tiga kelas, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Dari total 683 citra uji, model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar, menunjukkan performa yang sangat baik. Pada kelas rendah, terdapat 237 citra yang diklasifikasikan dengan benar dari total 239 citra, dengan hanya 1 citra terprediksi sebagai sedang dan 1 citra terprediksi sebagai tinggi. Untuk kelas sedang, model berhasil mengklasifikasikan 208 citra dengan

benar dari 221 citra, sementara 13 citra lainnya salah terklasifikasi sebagai rendah. Adapun pada kelas tinggi, model menunjukkan performa sempurna dengan 223 citra terklasifikasi benar tanpa kesalahan. Hasil ini menunjukkan bahwa proses fine-tuning pada ResNet50 berhasil meningkatkan kemampuan model dalam mengenali fitur-fitur citra dengan sangat baik, terutama pada kelas tinggi yang menunjukkan akurasi sempurna. Secara keseluruhan, fine-tuning terbukti mampu meningkatkan performa model secara signifikan dibandingkan dengan tahap *frozen base*, dengan akurasi keseluruhan mencapai sekitar 98%. Penjelasan rinci mengenai distribusi hasil klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 4.17 dan Gambar 4.22 berikut.

Tabel 4. 17 Confusion Matrix ResNet50 Fine tuning

Actual / Predicted	Rendah	Sedang	Tinggi	Total
Rendah	237	1	1	239
Sedang	13	208	0	221
Tinggi	0	0	223	223
Total Predicted	250	209	224	683



Gambar 4. 22 Confusion Matrix ResNet50 Fine tuning

Berdasarkan hasil pengujian terlihat bahwa penerapan *fine-tuning* secara signifikan meningkatkan performa model ResNet50 dibandingkan dengan tahap *frozen base*. Akurasi model naik dari 0.86 menjadi 0.98, begitu pula dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang semuanya meningkat secara konsisten. Hal ini menunjukkan bahwa proses *fine-tuning* membantu model menyesuaikan bobot lapisan awal terhadap karakteristik citra sarang burung walet secara lebih optimal. Dengan demikian, ResNet50 pada tahap *fine-tuning* mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih akurat dan stabil di seluruh kelas mutu sarang. Hasil perbandingan performa dapat dilihat pada Tabel 4.18.

Tabel 4. 18 Perbandingan performa ResNet50 Frozen Base dan Fine-Tuning

Metode	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
ResNet50 Frozen Base	0.86	0.86	0.86	0.86
ResNet50 Fine-Tuning	0.98	0.98	0.98	0.98

4.7.4 Hasil dan Evaluasi Eksperimen 4

Setelah dilakukan pengujian menggunakan arsitektur ResNet50, tahap selanjutnya dalam penelitian ini adalah penerapan model EfficientNetV2B1 untuk klasifikasi kualitas sarang burung walet. Model ini merupakan pengembangan dari keluarga EfficientNet yang dikenal memiliki efisiensi tinggi dalam jumlah parameter serta performa akurasi yang baik. EfficientNetV2B1 menerapkan pendekatan *compound scaling* yang menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan secara optimal, sehingga mampu menghasilkan performa tinggi dengan waktu pelatihan yang lebih efisien. Selain itu, versi V2 menghadirkan peningkatan melalui struktur Fused-MBConv yang mempercepat proses konvergensi tanpa mengurangi ketelitian klasifikasi.

Dataset yang digunakan dalam tahap ini terdiri dari 3.406 citra sarang burung walet yang terbagi ke dalam tiga kelas kualitas, yaitu kualitas tinggi (1.130 citra), kualitas sedang (1.129 citra), dan kualitas rendah (1.147 citra). Data kemudian dibagi menggunakan skema 80% data pelatihan dan 20% data validasi. Rincian pembagian data adalah sebagai berikut: kelas kualitas tinggi terdiri dari 907 citra pelatihan dan 223 citra validasi, kelas kualitas sedang terdiri dari 908 citra pelatihan dan 221 citra validasi, sedangkan kelas kualitas rendah terdiri dari 908 citra pelatihan dan 239 citra validasi. Secara keseluruhan, data pelatihan berjumlah 2.723 citra dan data validasi berjumlah 683 citra. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan model memperoleh data yang cukup untuk belajar pola fitur sekaligus menyediakan data terpisah untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model.

Seperti pada pengujian sebelumnya, pelatihan EfficientNetV2B1 dilakukan melalui dua skenario, yaitu Frozen Base dan Fine-Tuning. Pada skenario *Frozen Base*, bobot pada lapisan dasar model yang telah dilatih sebelumnya dibekukan dan hanya lapisan klasifikasi yang dilatih ulang. Sementara itu, pada skenario *Fine-Tuning*, sebagian atau seluruh lapisan model dilatih kembali untuk menyesuaikan bobot jaringan dengan karakteristik citra sarang burung walet. Pendekatan ini bertujuan untuk membandingkan pengaruh strategi pelatihan terhadap performa model dari segi akurasi, efisiensi, dan kemampuan generalisasi.

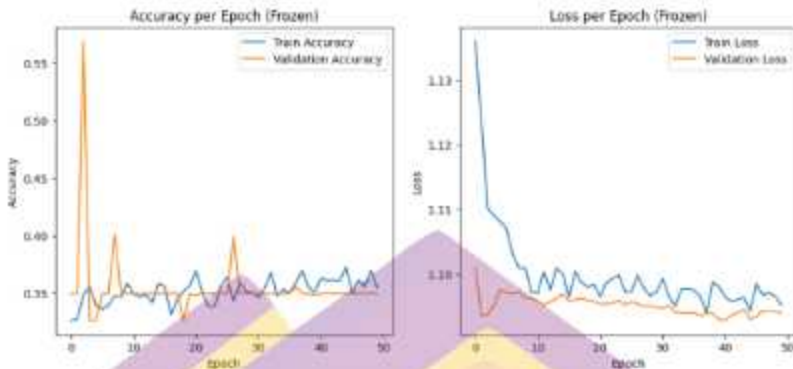
Arsitektur EfficientNetV2B1 yang digunakan dalam penelitian ini bekerja secara bertahap dan hierarkis, dimulai dari citra masukan hingga menghasilkan keputusan klasifikasi. Proses dimulai dari input image berupa citra RGB berukuran

$224 \times 224 \times 3$. Citra ini menjadi masukan awal bagi jaringan untuk merepresentasikan objek sarang burung walet.

Tahap awal pemrosesan terjadi pada Stem Layer, yang terdiri dari operasi konvolusi 3×3 , diikuti Batch Normalization dan aktivasi SiLU. Bagian ini mengekstraksi fitur dasar citra seperti tepi, kontras, dan tekstur awal permukaan sarang. Selanjutnya, fitur diproses melalui beberapa Fused-MBConv Layers, yang menggabungkan konvolusi dan ekspansi kanal dalam satu struktur efisien untuk menangkap pola spasial awal dengan beban komputasi yang lebih ringan.

Jaringan kemudian memasuki tahap MBConv Layers (Mobile Inverted Bottleneck Convolution). Setiap blok terdiri dari expansion layer (1×1 convolution), depthwise convolution 3×3 , serta projection layer (1×1 convolution), dan pada beberapa bagian diterapkan skip connection untuk menjaga stabilitas pelatihan. Pada tahap ini model mulai mengenali karakteristik mutu sarang yang lebih kompleks, seperti kepadatan serat, kerapian struktur, serta adanya retakan atau ketidakteraturan bentuk.

Fitur tingkat lanjut yang dihasilkan selanjutnya diperkaya melalui konvolusi 1×1 pada bagian akhir jaringan, kemudian diringkas menggunakan Global Average Pooling (GAP) sehingga peta fitur spasial diubah menjadi vektor fitur global yang lebih ringkas namun tetap informatif. Vektor ini menjadi masukan ke Dense Layer dengan tiga neuron yang merepresentasikan kelas kualitas tinggi, sedang, dan rendah. Lapisan terakhir menggunakan fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan distribusi probabilitas pada setiap kelas, dan kelas dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil akhir prediksi kualitas sarang burung walet. Rangkaian struktur



Gambar 4. 24 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Frozen Base

Selanjutnya menampilkan performa Model EfficientNetV2B1 pada tahap *Frozen Base* yang menunjukkan performa klasifikasi yang masih rendah. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model hanya mampu mengenali kelas *rendah* dengan baik, dengan nilai *precision* sebesar 0,35, *recall* 1,00, dan *f1-score* 0,52, sedangkan kelas *sedang* dan *tinggi* tidak terdeteksi sama sekali dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* 0,00. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model belum mampu mempelajari pola fitur citra secara efektif karena sebagian besar lapisan masih dibekukan, sehingga proses pembelajaran terbatas dan menghasilkan akurasi keseluruhan hanya 35%. Secara umum, hasil ini menunjukkan bahwa tahap *Frozen Base* pada EfficientNetV2B1 belum optimal dan memerlukan proses *Fine-Tuning* agar model dapat meningkatkan kemampuan klasifikasinya, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.19 berikut.

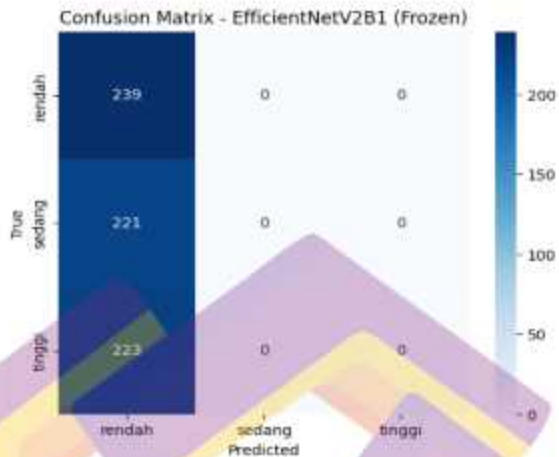
Tabel 4. 19 Evaluasi Performa EfficientNetV2B1 Frozen Base

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Rendah	0.35	1.00	0.52	239
Sedang	0.00	0.00	0.00	221
Tinggi	0.00	0.00	0.00	223
Accuracy			0.35	683
Macro Avg	0.12	0.33	0.17	683
Weighted Avg	0.12	0.35	0.18	683

Pada tahap *Frozen Base*, model EfficientNetV2B1 menunjukkan performa klasifikasi yang sangat terbatas. Berdasarkan hasil *confusion matrix*, seluruh citra uji dari kelas *rendah*, *sedang*, dan *tinggi* diklasifikasikan sebagai kelas *rendah*. Model hanya berhasil memprediksi 239 citra rendah dengan benar, sedangkan 221 citra sedang dan 223 citra tinggi salah diklasifikasikan sebagai *rendah*. Hal ini menunjukkan bahwa model belum mampu membedakan fitur antar kelas karena sebagian besar lapisan masih dibekukan, sehingga proses pembelajaran tidak optimal. Secara keseluruhan, tahap *Frozen Base* belum efektif dan memerlukan proses *Fine-Tuning* untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi model, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.20 dan Gambar 4.25 berikut.

Tabel 4. 20 Confusion Matrix EfficientNetV2B1 Frozen Base

Actual / Predicted	Rendah	Sedang	Tinggi
Rendah	239	0	0
Sedang	221	0	0
Tinggi	223	0	0
Total Prediksi	683	0	0

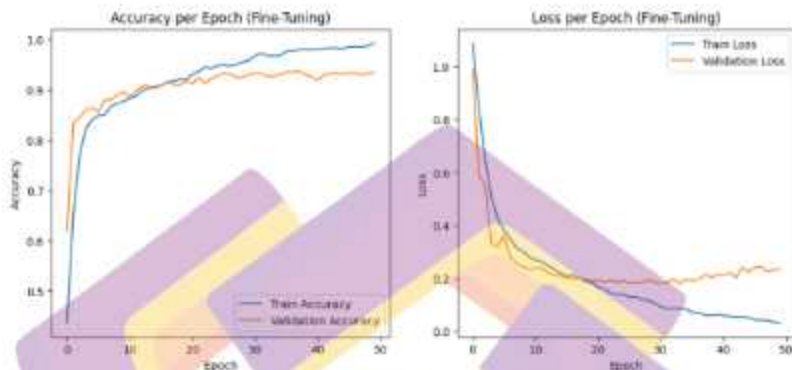


Gambar 4. 25 Confusion Matrix EfficientNetV2B1 Frozen Base

2. Tahap Fine-Tunig EfficientNetV2B1

Pada tahap *Fine-Tuning*, model EfficientNetV2B1 menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan tahap *Frozen Base*. Grafik akurasi memperlihatkan bahwa nilai *training accuracy* meningkat tajam dari sekitar 0,45 hingga mendekati 0,99, sedangkan *validation accuracy* juga meningkat stabil hingga sekitar 0,94 pada epoch ke-50. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola fitur citra dengan baik setelah seluruh lapisan diaktifkan untuk proses pelatihan. Sementara itu, grafik *loss* memperlihatkan penurunan yang konsisten di awal pelatihan, dari nilai di atas 1,0 hingga mencapai kisaran 0,1–0,2, dengan perbedaan kecil antara *training loss* dan *validation loss*. Kondisi ini menandakan bahwa model tidak mengalami *overfitting* yang signifikan serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data validasi. Secara keseluruhan, proses *Fine-Tuning* berhasil meningkatkan stabilitas dan akurasi model

dalam mengklasifikasikan citra sarang burung walet, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.26 berikut.



Gambar 4. 26 Grafik Training Validation Akurasi dan Validation Loss Selama Fine tuning

Selanjutnya model EfficientNetV2B1 pada tahap *Fine-Tuning* menunjukkan peningkatan performa klasifikasi yang signifikan dibandingkan tahap *Frozen Base*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat akurasi keseluruhan sebesar 94%, dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang tinggi di seluruh kelas. Kelas *rendah* memiliki nilai *precision* 0,90, *recall* 0,96, dan *f1-score* 0,93, menunjukkan kemampuan model yang baik dalam mengenali citra dengan kualitas rendah. Kelas *sedang* memperoleh *precision* 0,95, *recall* 0,86, dan *f1-score* 0,90, sedikit lebih rendah karena beberapa citra kelas ini cenderung tumpang tindih dengan kelas lainnya. Sementara itu, kelas *tinggi* mencatat performa terbaik dengan *precision* 0,96, *recall* 0,99, dan *f1-score* 0,98, yang menunjukkan tingkat konsistensi dan ketepatan prediksi yang sangat baik. Secara keseluruhan, hasil ini membuktikan bahwa proses *Fine-Tuning* berhasil meningkatkan kemampuan model dalam

mengekstraksi fitur dan membedakan tiap kelas dengan akurasi yang tinggi, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.21 berikut.

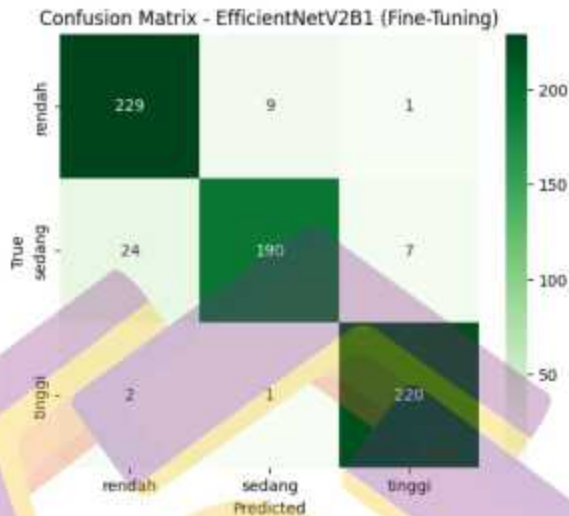
Tabel 4. 21 Evaluasi Performa EfficientNetV2B1 Fine tuning

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Rendah	0.90	0.96	0.93	239
Sedang	0.95	0.86	0.90	221
Tinggi	0.96	0.99	0.98	223
Accuracy			0.94	683
Macro Avg	0.94	0.93	0.94	683
Weighted Avg	0.94	0.94	0.94	683

Setelah proses *Fine-Tuning* dilakukan, performa model EfficientNetV2B1 menunjukkan peningkatan signifikan dalam mengenali perbedaan antar kelas. Berdasarkan hasil *confusion matrix*, model mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra dengan benar. Kelas rendah memiliki 229 prediksi benar dari total 239 citra, dengan hanya 9 citra salah diklasifikasikan sebagai sedang dan 1 citra sebagai tinggi. Kelas sedang juga menunjukkan hasil baik dengan 190 prediksi benar dari 221 citra, sementara kelas tinggi memperoleh 220 prediksi benar dari 223 citra. Hasil ini menunjukkan bahwa model berhasil menyesuaikan bobot pada lapisan dalam dan mampu mengenali fitur penting dari setiap kelas dengan akurasi tinggi, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.22 dan Gambar 4.27 berikut.

Tabel 4. 22 Confusion Matrix EfficientNetV2B1 Fine tuning

Kelas Aktual \ Prediksi	Rendah	Sedang	Tinggi
Rendah	229	9	1
Sedang	24	190	7
Tinggi	2	1	220



Gambar 4. 27 Confusion Matrix EfficientNetV2B1 Fine tuni

Terlihat perbedaan yang sangat signifikan antara model EfficientNetV2B1 pada tahap frozen base dan fine-tuning. Pada tahap frozen base, model hanya mencapai akurasi 0.35 dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang sangat rendah, menunjukkan bahwa model belum mampu mengenali pola citra sarang burung walet dengan baik. Namun setelah dilakukan fine-tuning, performa model meningkat drastis hingga mencapai akurasi 0.94 dengan nilai F1-score yang stabil di semua kelas mutu. Hal ini menegaskan bahwa proses fine-tuning sangat penting bagi arsitektur EfficientNetV2B1 agar dapat menyesuaikan bobot dan fitur terhadap karakteristik dataset yang digunakan. Hasil perbandingan performa dapat dilihat pada Tabel 4.23 berikut.

Tabel 4. 23 Perbandingan performa EfficientNetV2B1 Frozen Base dan Fine-Tuning

Metode		Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
EfficientNetV2B1 Base	Frozen	0.35	0.12	0.33	0.17
EfficientNetV2B1 Fine-Tuning	Fine-	0.94	0.94	0.93	0.94

4.8 Analisis Perbandingan Performa dan Penentuan Model Klasifikasi Terbaik.

Perbandingan performa empat arsitektur CNN pada dua skema pelatihan menunjukkan bahwa proses *fine-tuning* memberikan peningkatan kinerja yang konsisten dibandingkan pendekatan *frozen base*. Hal ini menegaskan bahwa adaptasi bobot pada lapisan atas jaringan berperan penting dalam menyesuaikan representasi fitur dengan karakteristik visual sarang burung walet yang spesifik, seperti tekstur serat, variasi warna, dan tingkat kebersihan.

Pada arsitektur MobileNetV2, akurasi meningkat dari 0,93 pada tahap *frozen base* menjadi 0,97 setelah *fine-tuning*. Peningkatan ini diikuti oleh keseimbangan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi, bahkan menghasilkan F1-score sebesar 1,00 pada kelas mutu tinggi. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun termasuk model ringan, MobileNetV2 mampu beradaptasi dengan baik terhadap domain data setelah penyesuaian bobot dilakukan.

Arsitektur VGG16 menunjukkan pola serupa, dengan akurasi meningkat dari 0,90 pada *frozen base* menjadi 0,95 pada tahap *fine-tuning*. Keseragaman nilai metrik evaluasi antar kelas mengindikasikan konsistensi performa model dalam mengenali karakteristik visual setiap kategori mutu setelah proses adaptasi.

Peningkatan paling signifikan terjadi pada ResNet50, di mana akurasi naik dari 0,86 pada *frozen base* menjadi 0,98 setelah *fine-tuning*. Kenaikan ini disertai nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang juga tinggi dan seimbang, menunjukkan efektivitas mekanisme *residual learning* dalam mengekstraksi fitur kompleks setelah model disesuaikan dengan data penelitian.

Sebaliknya, EfficientNetV2B1 pada tahap *frozen base* menunjukkan akurasi sangat rendah, yaitu 0,35, yang mengindikasikan bahwa fitur bawaan model pretrained belum mampu merepresentasikan karakteristik citra sarang burung walet secara memadai. Namun setelah dilakukan *fine-tuning*, akurasi meningkat drastis menjadi 0,94, menunjukkan bahwa arsitektur ini sangat bergantung pada proses adaptasi bobot untuk mencapai performa optimal.

Secara keseluruhan, konfigurasi ResNet50 dengan skema *fine-tuning* menunjukkan akurasi tertinggi, yaitu 0,98, serta konsistensi performa pada metrik lainnya, sehingga dapat ditetapkan sebagai model klasifikasi terbaik dalam penelitian ini. Rincian lengkap perbandingan performa disajikan pada Tabel 4.24.

Tabel 4. 24 Perbandingan Performa Model CNN pada Tahap *Frozen Base* dan *Fine-Tuning*

Model	Akurasi	Precision (Macro Avg)	Recall (Macro Avg)	F1-Score (Tertinggi / Kelas)
MobileNetV2 (Frozen Base)	0.93	0.94	0.93	0.93
MobileNetV2 (Fine-Tuning)	0.97	0.97	0.97	1.00 (Tinggi)
VGG16 (Frozen Base)	0.90	0.90	0.90	0.90
VGG16 (Fine-Tuning)	0.95	0.95	0.95	0.95 (Rendah & Tinggi)
ResNet50 (Frozen Base)	0.86	0.86	0.86	0.86

Model	Akurasi	Precision (Macro Avg)	Recall (Macro Avg)	F1-Score (Tertinggi / Kelas)
ResNet50 (Fine-Tuning)	0.98	0.98	0.98	1.00 (Tinggi)
EfficientNetV2B1 (Frozen Base)	0.35	0.12	0.33	0.17
EfficientNetV2B1 (Fine-Tuning)	0.94	0.94	0.93	0.98 (Tinggi)

4.9 Analisa Perbandingan Terhadap Studi Literatur

Hasil pengujian pada penelitian ini menunjukkan bahwa keempat arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan, yaitu ResNet50, MobileNetV2, VGG16, dan EfficientNetV2B1, mampu memberikan performa yang sangat baik dalam tugas klasifikasi mutu sarang burung walet. Berdasarkan akurasi keseluruhan, ResNet50 mencapai nilai tertinggi sebesar 98%, diikuti oleh MobileNetV2 sebesar 97%, VGG16 sebesar 95%, dan EfficientNetV2B1 sebesar 94%. Temuan ini memperkuat indikasi bahwa pendekatan deep learning berbasis transfer learning mampu menghasilkan performa yang lebih unggul dibandingkan metode konvensional yang dilaporkan dalam penelitian-penelitian terdahulu.

Jika dibandingkan dengan penelitian Septiarini dkk. (2022) yang menggunakan Support Vector Machine (SVM) berbasis fitur bentuk dan memperoleh akurasi sebesar 89,3%, seluruh arsitektur CNN pada penelitian ini menunjukkan peningkatan performa yang signifikan, yaitu sekitar 5–9 poin persentase. Peningkatan tersebut dapat dijelaskan oleh kemampuan CNN dalam mengekstraksi fitur visual secara otomatis dan hierarkis, mencakup bentuk, warna, dan tekstur, tanpa memerlukan rekayasa fitur manual. Hal ini membuat model lebih adaptif terhadap variasi visual citra sarang burung walet.

Hasil penelitian ini juga relevan jika dibandingkan dengan temuan Jayadi dkk. (2024) yang melaporkan akurasi tinggi sebesar 97,5% menggunakan Random Forest pada tugas klasifikasi kebersihan sarang burung walet berbasis fitur warna HSV dan white balance. Meskipun nilai akurasi tersebut sebanding dengan MobileNetV2 dan ResNet50 pada penelitian ini, perlu dicatat bahwa fokus kajian Jayadi dkk. terbatas pada aspek kebersihan saja. Sebaliknya, penelitian ini menilai kualitas sarang secara lebih komprehensif dengan mempertimbangkan kombinasi karakteristik visual seperti bentuk, tekstur, dan warna. Dengan cakupan penilaian yang lebih luas, capaian akurasi tinggi pada model CNN menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik untuk penilaian mutu yang lebih kompleks.

Perbandingan dengan penelitian Indrajaya dkk. (2022) yang menggunakan pendekatan object detection berbasis SSD MobileNetV2 FPNLite dan melaporkan nilai mean Average Precision (mAP) sebesar 61,91% menunjukkan perbedaan performa yang cukup mencolok. Hal ini disebabkan oleh perbedaan karakteristik tugas, di mana deteksi objek memiliki tingkat kompleksitas yang lebih tinggi dibandingkan klasifikasi citra. Selain itu, penggunaan strategi transfer learning dengan bobot pra-latih ImageNet serta penerapan dua tahap pelatihan (frozen base dan fine-tuning) pada penelitian ini berkontribusi terhadap peningkatan stabilitas pelatihan dan akurasi klasifikasi.

Dari sisi konseptual, temuan penelitian ini sejalan dengan survei yang dilakukan oleh Elngar et al. (2021) yang menegaskan bahwa CNN merupakan pendekatan yang sangat efektif dalam klasifikasi citra karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual secara otomatis tanpa rekayasa fitur manual. Elngar et al.

juga melaporkan bahwa CNN mampu mencapai akurasi hingga 95% pada berbagai dataset, serta menekankan pentingnya kualitas data, augmentasi, dan pengaturan parameter pelatihan dalam meningkatkan performa model. Capaian akurasi 94–98% pada penelitian ini menunjukkan bukti empiris yang mendukung temuan konseptual tersebut, khususnya pada domain spesifik klasifikasi mutu sarang burung walet.

Selain itu, peran penting augmentasi data dalam meningkatkan generalisasi model pada penelitian ini konsisten dengan temuan Zheng (2020) serta Yoo dan Kang (2023). Penerapan augmentasi seperti rotasi, flipping, zooming, shifting, dan penyeimbangan kelas terbukti membantu mengurangi overfitting dan meningkatkan stabilitas akurasi validasi, terutama mengingat keterbatasan dan ketidakseimbangan dataset yang digunakan. Hal ini menegaskan bahwa strategi augmentasi merupakan komponen krusial dalam penerapan CNN pada dataset berskala kecil hingga menengah.

Jika dibandingkan dengan metode berbasis aturan seperti Fuzzy Tsukamoto yang dilaporkan oleh Agus dkk. (2025) dengan akurasi sebesar 97%, pendekatan CNN pada penelitian ini menawarkan keunggulan dari sisi fleksibilitas dan otomatisasi. CNN tidak bergantung pada aturan eksplisit atau pengukuran numerik tertentu, melainkan mampu melakukan pembelajaran langsung dari citra, sehingga lebih adaptif terhadap variasi kondisi visual dan berpotensi diterapkan secara luas pada sistem berbasis kamera di lingkungan nyata.

Secara keseluruhan, analisis perbandingan terhadap studi literatur menunjukkan bahwa penelitian ini tidak hanya konsisten dengan temuan-temuan sebelumnya, tetapi juga memberikan peningkatan performa dan kontribusi praktis.

melalui penerapan transfer learning, strategi pelatihan dua tahap, serta augmentasi data pada tugas klasifikasi kualitas sarang burung walet.

4.10 Pemahaman dari Perbandingan Empat Arsitektur CNN

Analisis perbandingan empat arsitektur *CNN ResNet50*, *MobileNetV2*, *VGG16*, dan *EfficientNetV2B1* memberikan pemahaman penting terkait karakteristik, performa, dan implementasi praktis:

1. *ResNet50*

Residual blocks memungkinkan jaringan menangkap fitur tekstur dan pola halus, sehingga akurasi tinggi dan stabil di semua kelas. Cocok untuk implementasi server/PC ketika target utama adalah akurasi maksimal.

2. *MobileNetV2*

Arsitektur ringan dengan depthwise separable convolution dan inverted residual block, efisien namun mendekati akurasi *ResNet50*. Ideal untuk edge devices atau inferensi cepat, menunjukkan trade-off akurasi vs efisiensi.

3. *VGG16*

Stabil dan mudah diinterpretasikan, tetapi jumlah parameter besar membuatnya rawan overfitting jika augmentasi data kurang. Cocok sebagai baseline penelitian, bukan untuk implementasi praktis skala besar.

4. *EfficientNetV2B1*

Menawarkan keseimbangan antara efisiensi dan akurasi, namun memerlukan fine-tuning lebih spesifik agar performa optimal. Tepat untuk implementasi dengan sumber daya terbatas, tetap memberikan akurasi wajar.

5. Insight Umum

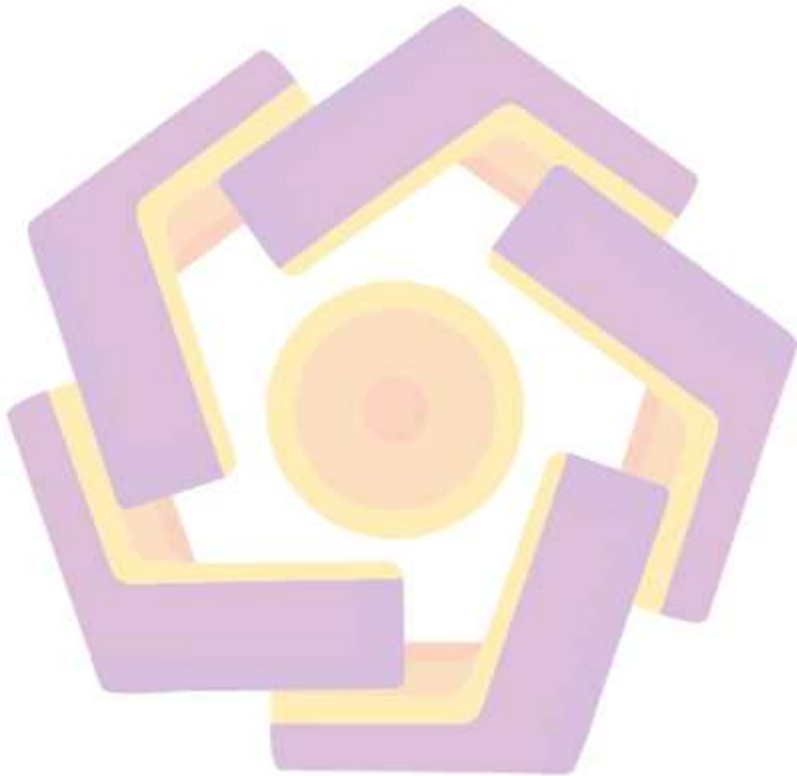
Strategi *frozen base + fine-tuning* meningkatkan kemampuan model menyesuaikan diri dengan dataset sarang walet. Augmentasi data membantu menurunkan overfitting dan meningkatkan generalisasi, terutama pada model dengan parameter besar (*VGG16*, *EfficientNetV2B1*). Pemilihan arsitektur harus mempertimbangkan tujuan aplikasi, misalnya akurasi maksimal, efisiensi inferensi, atau stabilitas baseline. Evaluasi menggunakan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* telah dijelaskan pada Tabel 4.25 perbandingan hasil *threshold* terbaik, yang menegaskan bahwa ResNet50 dan MobileNetV2 unggul tidak hanya pada akurasi, tetapi juga pada kemampuan menangani dataset tidak seimbang secara konsisten.

Untuk mempermudah interpretasi hasil, keunggulan, keterbatasan, dan saran pemanfaatan tiap arsitektur CNN dirangkum pada Tabel 4.25 yang melengkapi pemahaman di atas.

Tabel 4. 25 Perbandingan Arsitektur CNN (Insight / Pemahaman)

Arsitektur	Kelebihan	Keterbatasan	Rekomendasi Penggunaan
ResNet50	Residual blocks menangkap fitur halus & tekstur; generalisasi kuat	Ukuran model besar; latensi inferensi tinggi	Server/PC; akurasi maksimal
MobileNetV2	Ringan & efisien; akurasi mendekati ResNet50	Beberapa fitur halus kurang optimal dibanding ResNet50	Edge devices / inferensi cepat
VGG16	Stabil & mudah diinterpretasikan	Parameter besar → rawan overfitting; waktu pelatihan lama	Baseline penelitian; eksperimen awal

Arsitektur	Kelebihan	Keterbatasan	Rekomendasi Penggunaan
EfficientNetV2B1	Seimbang efisiensi & akurasi; compound scaling	Perlu fine-tuning spesifik	Resource terbatas; efisiensi-akurasi seimbang



BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai klasifikasi kualitas sarang burung walet menggunakan empat arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan pendekatan transfer learning, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

a. Penerapan Model CNN

Empat arsitektur CNN, yaitu MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1, berhasil diterapkan menggunakan pendekatan *transfer learning* untuk mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet ke dalam tiga kategori mutu, yaitu tinggi, sedang, dan rendah.

b. Perbandingan Kinerja Arsitektur CNN

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa tahap *fine-tuning* menghasilkan kinerja yang lebih optimal dibandingkan *frozen base* pada seluruh arsitektur. ResNet50 menunjukkan performa terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 98%, diikuti oleh MobileNetV2, VGG16, dan EfficientNetV2B1 berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

c. Peran Augmentasi Data

Augmentasi data berperan sebagai strategi pendukung dalam pelatihan model CNN pada dataset terbatas, dengan meningkatkan variasi data pelatihan dan menjaga keseimbangan antar kelas. Pendekatan ini mendukung kestabilan

pelatihan model serta kemampuan klasifikasi yang konsisten pada ketiga kategori mutu.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan temuan yang diperoleh, beberapa saran yang dapat diberikan adalah sebagai berikut:

a. Pengembangan Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset awal sebanyak 325 citra, yang kemudian diperluas melalui augmentasi. Disarankan agar penelitian selanjutnya dapat mengumpulkan lebih banyak citra asli dari berbagai sumber dan kondisi, sehingga model dapat dilatih dengan dataset yang lebih representatif dan mengurangi ketergantungan pada augmentasi.

b. Eksperimen Model dan Arsitektur Lain

Selain MobileNetV2, VGG16, ResNet50, dan EfficientNetV2B1, penelitian selanjutnya dapat mencoba arsitektur CNN lain atau model hybrid untuk melihat apakah performa klasifikasi dapat meningkat lebih baik, terutama pada kelas minor.

c. Pengujian Kinerja Sebelum Augmentasi

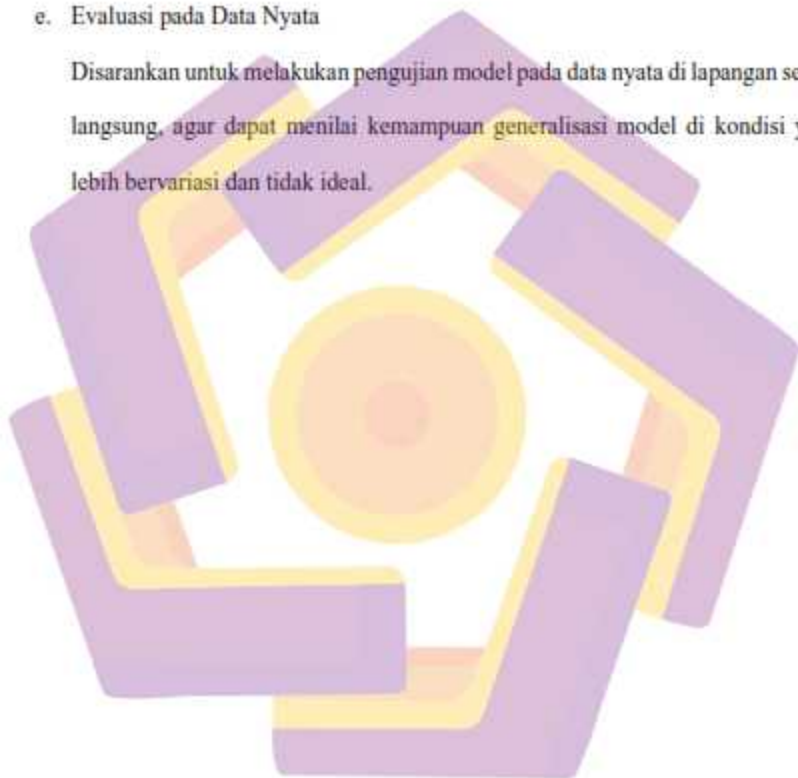
Untuk mendapatkan gambaran kuantitatif tentang efektivitas augmentasi, disarankan agar model diuji terlebih dahulu tanpa augmentasi. Hal ini memungkinkan peneliti berikutnya untuk menilai sejauh mana augmentasi meningkatkan performa model secara numerik.

d. Teknik Augmentasi Lanjutan

Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi teknik augmentasi lanjutan, seperti augmentasi berbasis GAN (Generative Adversarial Network) atau augmentasi adaptif berdasarkan karakteristik citra, untuk meningkatkan variasi data dengan cara yang lebih realistis.

e. Evaluasi pada Data Nyata

Disarankan untuk melakukan pengujian model pada data nyata di lapangan secara langsung, agar dapat menilai kemampuan generalisasi model di kondisi yang lebih bervariasi dan tidak ideal.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA BUKU

- Chollet, F. (2021). *Deep Learning with Python* (2nd ed.). Manning Publications.
- Geron, A. (2019). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (2nd ed.). O'Reilly Media.
- Gonzalez, R. C. (2020). *Digital Image Processing* (5th ed.). Pearson.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2020). *Digital Image Processing* (4th ed.). Pearson.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Pan, S. J., & Yang, Q. (2010). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10), 1345–1359. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2009.191>
- Pratt, W. K. (2020). *Digital Image Processing: Principles and Applications*. Wiley.
- Rahman, S., & Wang, D. (2021). *Digital Image Processing and Analysis for Agricultural Products* (2nd ed.). CRC Press.
- Yosinski, J., Clune, J., Bengio, Y., & Lipson, H. (2014). How transferable are features in deep neural networks? *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27.

PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

- Abdullah, M. A., et al. (2023). "Immunomodulatory effects of edible bird's nest: A clinical study." *Journal of Functional Foods*, 45, 897-906.
- Ahmed A. Elngar, dkk 2021 "Image Classification Based On CNN: A Survey " *Journal of Cybersecurity and Information Management (JCIM)* Vol. 6, No. 1, PP. 18-50, 2021, DOI: 10.5281/zenodo.4897990
- Albawi, S., Mohammed, T. A., & Al-Zawi, S. (2017). Understanding of Convolutional Neural Network (CNN). 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET), 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186>
- Albawi, S., Mohammed, T. A., & Al-Zawi, S. (2023). Understanding of Convolutional Neural Network in Deep Learning. *International Journal of Engineering and Technology*, 12(2), 130–138. <https://doi.org/10.14419/ijet.v12i2.12345>
- Anindita Septiari, dkk, (2022) "Classifying The Swallow Nest Quality Using Support Vector Machine Based on Computer Vision" 2022 IEEE

- C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar, (2021) "A survey on image data augmentation for deep learning," *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, pp. 1–48, 2021.
- Chen, X. et al. (2023). Feature Extraction Methods in Computer Vision. *Computer Vision and Image Understanding*, 167, 456–470.
- Chen, X., et al. (2023). "Structural analysis of edible bird's nest using advanced microscopy techniques." *Food Structure*, 35, 100257.
- Chicco, D., & Jurman, G. (2020). The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, 21(1), 6. <https://doi.org/10.1186/s12864-019-6413-7>
- Deng, L., Li, D., & Han, J. (2021). Deep learning: from shallow to deep architectures. *Neurocomputing*, 417, 302–310. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.07.112>
- Denny Indrajaya, dkk (2022) " Object Detection to Identify Shapes of Swallow Nests Using a Deep Learning Algorithm" 2022 KHAZANAH INFORMATIKA | ISSN: 2621-038X, Online ISSN: 2477-698X
- E. Fahrul Agus, E. Sulfika, and G. Mahendra Putra, (2025) "Analisis Kualitas Sarang Burung Walet Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto, (2025) " *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. (JTIK)*, vol. 12, no. 2, pp. 391–398, 2025, doi: 10.25126/jtiik.2025129441.
- Feng, Y., Zhao, Y., Li, H., & Wang, Z. (2021). An Overview of Image Segmentation Techniques. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 77, 103131.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). *Deep Residual Learning for Image Recognition*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 770–778.
- Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., ... Adam, H. (2017). *MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications*. arXiv preprint arXiv:1704.04861.
- J. Yoo, S. Kang " Class-Adaptive Data Augmentation for Image Classification " 2023 IEEE Access, Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2023.3258179 <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>
- Jaya, D. I., et al. (2022). Object Detection to Identify Shapes of Swallow Nests Using a Deep Learning Algorithm. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*.

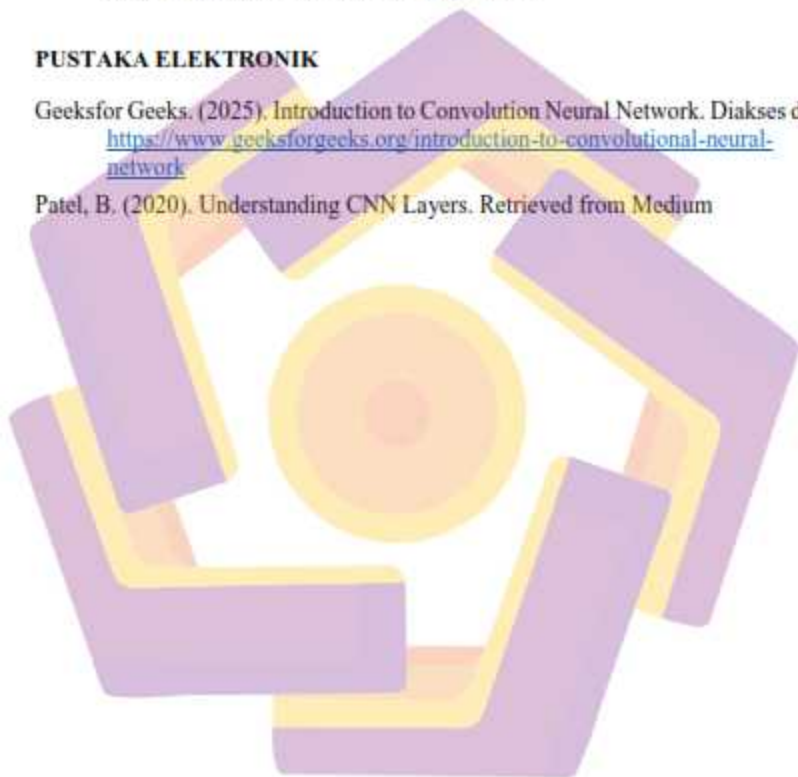
- Kaur, A., & Arora, A. (2020). A Survey on Image Segmentation Techniques and Their Applications. *International Journal of Computer Applications*, 176(1), 1–10.
- Khan, A., Sohail, A., Zahoor, U., & Qureshi, A. S. (2020). A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. *Artificial Intelligence Review*, 53, 5455–5516. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09825-6>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lipton et al. (2021). Does Your Model Know the Ground Truth? Measuring Robustness to Ambiguity with F1. *NeurIPS 2021*.
- M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L. C. Chen, (2018) "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR, 2018*, pp. 4510–4520. doi: 10.1109/CVPR.2018.00474.
- M. Wandha Chayaning and I. Anshori, (2022) "Strategi Pemasaran Sarang Burung Walet di Lamongan Melalui Karakteristik Kerja," *J. Bisnis Terap.*, vol. 6, no. 1, pp. 53–62, 2022, doi: 10.24123/jbt.v6i1.4821.
- Minaee, S., Boykov, Y., Porikli, F., Plaza, A., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D. (2021). Image Segmentation Using Deep Learning: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(7), 3523–3542.
- Muhammad Januansyah Jayadi, dkk (2024) "Classification of Swallow Nest Quality Based on Cleanliness Level Using Computer Vision" 2024 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS) 979-8-3315-3324-3/24/\$31.00 ©2024 IEEE DOI: 10.1109/ICIMCIS63449.2024.10957480
- Park, S., et al. (2021). "Neuroprotective properties of edible bird's nest extract in aging models." *Neuroscience Letters*, 741, 135489.
- Patel, R., & Patel, S. (2020). A Comprehensive Study of Applying Convolutional Neural Network for Computer Vision. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 29(6s), 2161–2174.
- Qinghe Zheng, dkk (2020) "A Full Stage Data Augmentation Method in Deep Convolutional Neural Network for Natural Image Classification" *Hindawi Discrete Dynamics in Nature and Society* Volume 2020, Article ID 4706576, 11 pages
- Rahman, A. et al. (2023). Digital Image Processing: Fundamentals and Recent Advances. *IEEE Access*, 11, 12345-12360.

- Rahman, M. S., et al. (2024). "Physical characteristics and quality parameters of modern farmed edible bird's nest." *Journal of Food Engineering*, 345, 111256.
- Rawat, W., & Wang, Z. (2017). Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review. *Neural Computation*, 29(9), 2352–2449.
- Santoso, I., Manuring, A. M., & Subhiyakto, E. R. (2025). Comparison of ResNet-50, EfficientNet-B1, and VGG-16 algorithms for cataract eye image classification. *Journal of Artificial Intelligence and Computer Vision*, 9(2), 284-294. <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i2.8968>
- Setiawan, F., Wibowo, A., & Prasetyo, E. (2022). Optimasi Preprocessing Citra untuk Meningkatkan Akurasi Klasifikasi Menggunakan CNN. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 10(1), 45–53.
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2021). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 8(1), 1-48.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*. International Conference on Learning Representations (ICLR).
- Singh, R., et al. (2021). "Proteomic analysis reveals novel bioactive compounds in edible bird's nest." *Journal of Proteomics*, 245, 104293.
- Sokolova, M., & Lapalme, G. (2020). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 56(3), 102112.
- Tan, M., & Le, Q. V. (2021). *EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training*. Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning (ICML), PMLR 139:10096–10106.
- Wang, X., Yu, Y., Dou, H., & Liu, Y. (2021). A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 32(10), 4565–4584.
- Yamashita, R., Nishio, M., Do, R. K. G., & Togashi, K. (2018). Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. *Insights into Imaging*, 9(4), 611–629. <https://doi.org/10.1007/s13244-018-0639-9>
- Zhang et al. (2023). Error metrics for evaluating classification models: A review. *Data Science Review*. ()
- Zhang, J., & Xie, Y. (2021). Deep Learning-Based Image Classification: A Review. *IEEE Access*, 9, 9012–9031. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3050377>
- Zhang, L. et al. (2022). Histogram-Based Image Analysis and Classification. *Image and Vision Computing*, 89, 567-580.

- Zhang, Y., & Wang, D. (2021). A Comprehensive Survey on Deep Learning for Image Processing. *IEEE Access*, 9, 146877–146904.
- Zhang, Y., Li, Y., & Chen, H. (2021). A Review of Image Segmentation Based on Deep Learning Techniques. *Computers, Materials & Continua*, 67(2), 1393–1412. <https://doi.org/10.32604/cmc.2021.013557>
- Zhong, Z., Zheng, L., Kang, G., Li, S., & Yang, Y. (2020). Random Erasing Data Augmentation. *AAAI*, 34(07), 13001-13008.

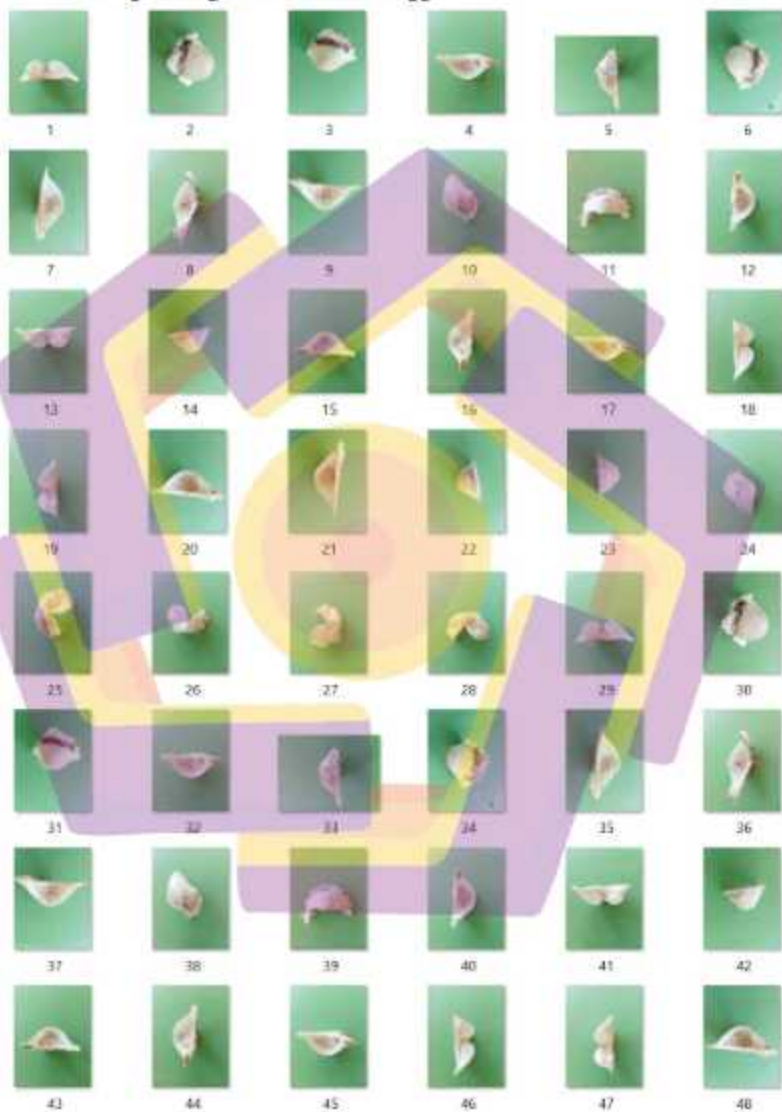
PUSTAKA ELEKTRONIK

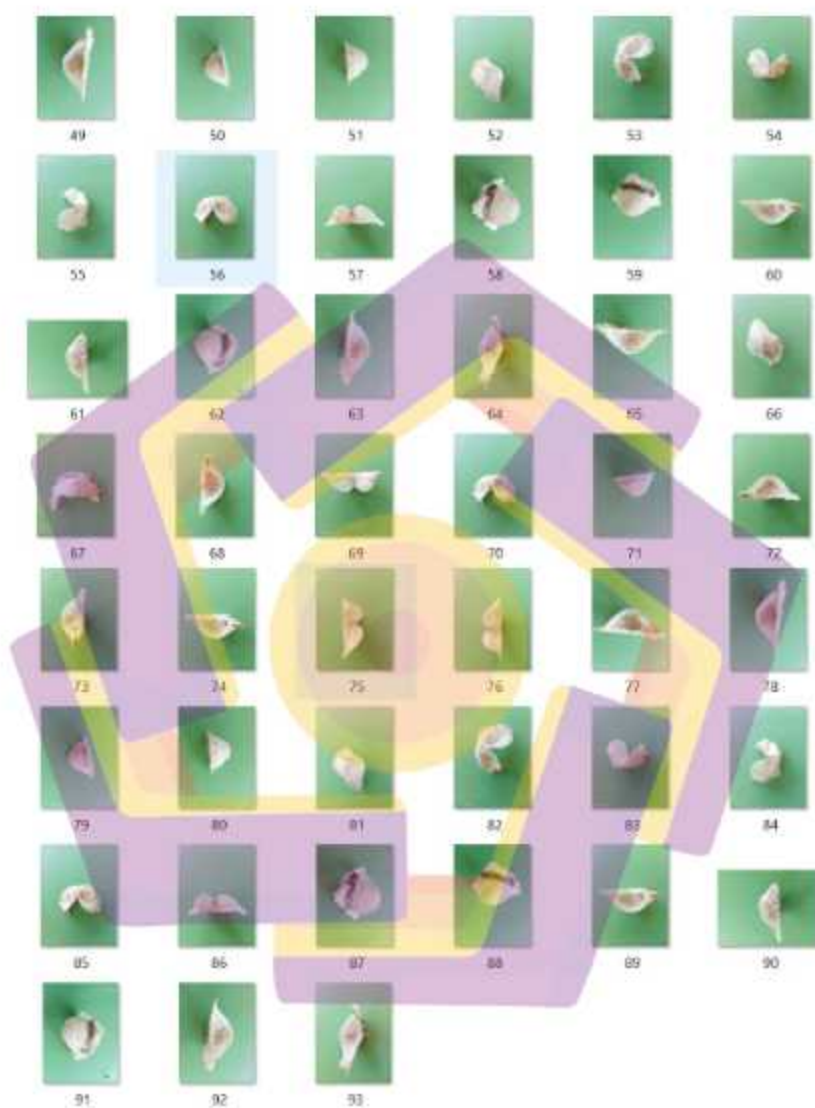
- Geeksfor Geeks. (2025). Introduction to Convolution Neural Network. Diakses dari <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-to-convolutional-neural-network>
- Patel, B. (2020). Understanding CNN Layers. Retrieved from Medium



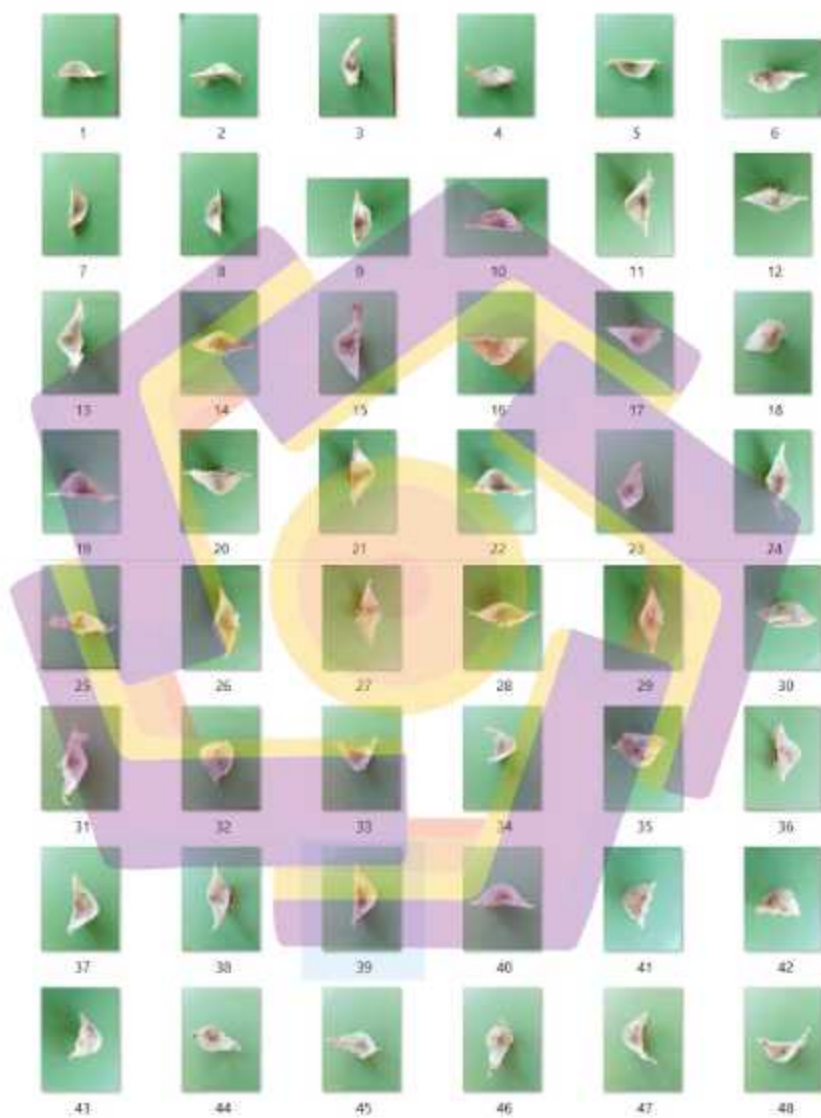
LAMPIRAN

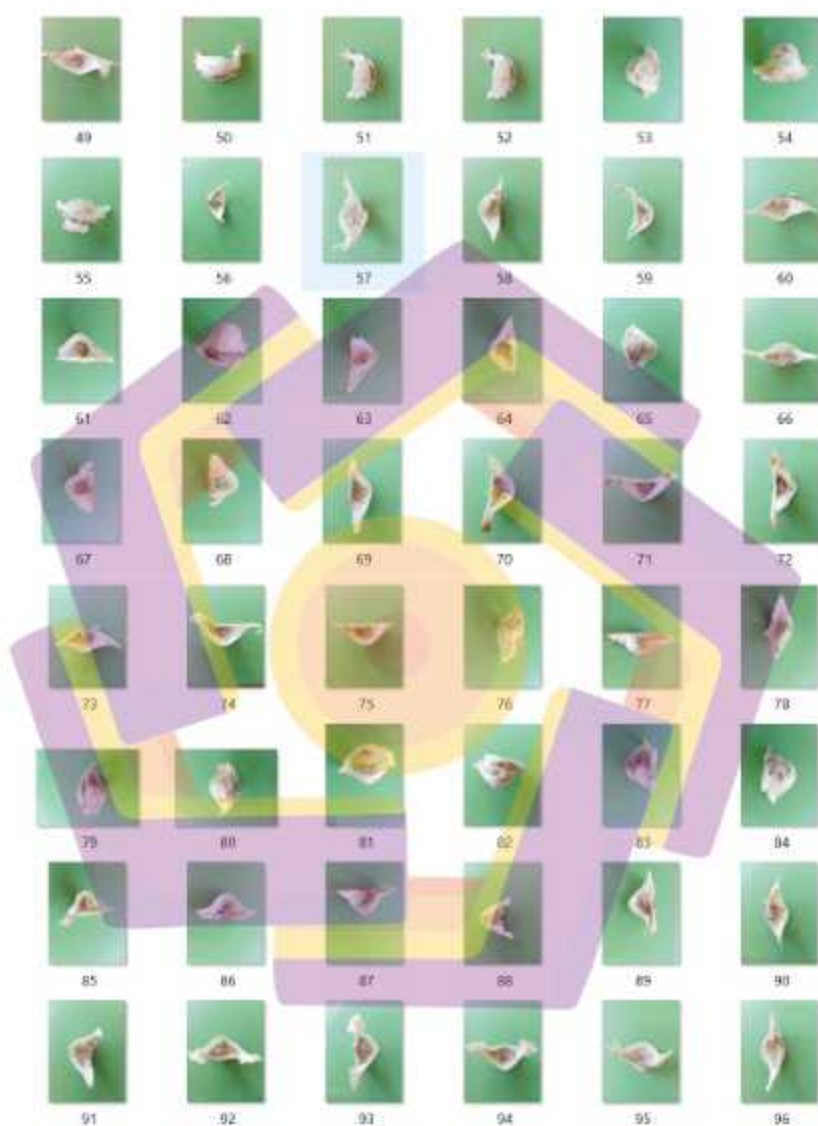
1. Data Sarang Burung Walet Kualitas Tinggi.

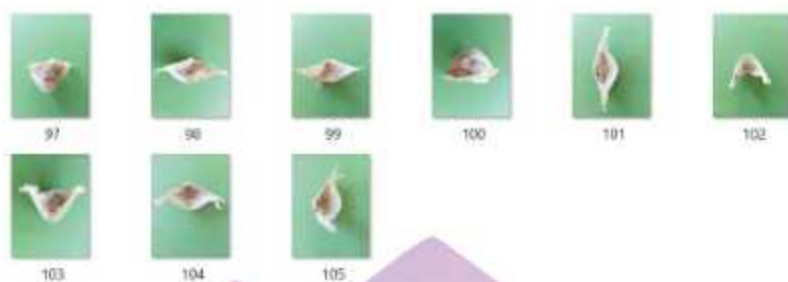




2. Data Sarang Burung Walet Kualitas Sedang







3. Data Sarang Burung Walet Kualitas Rendah

