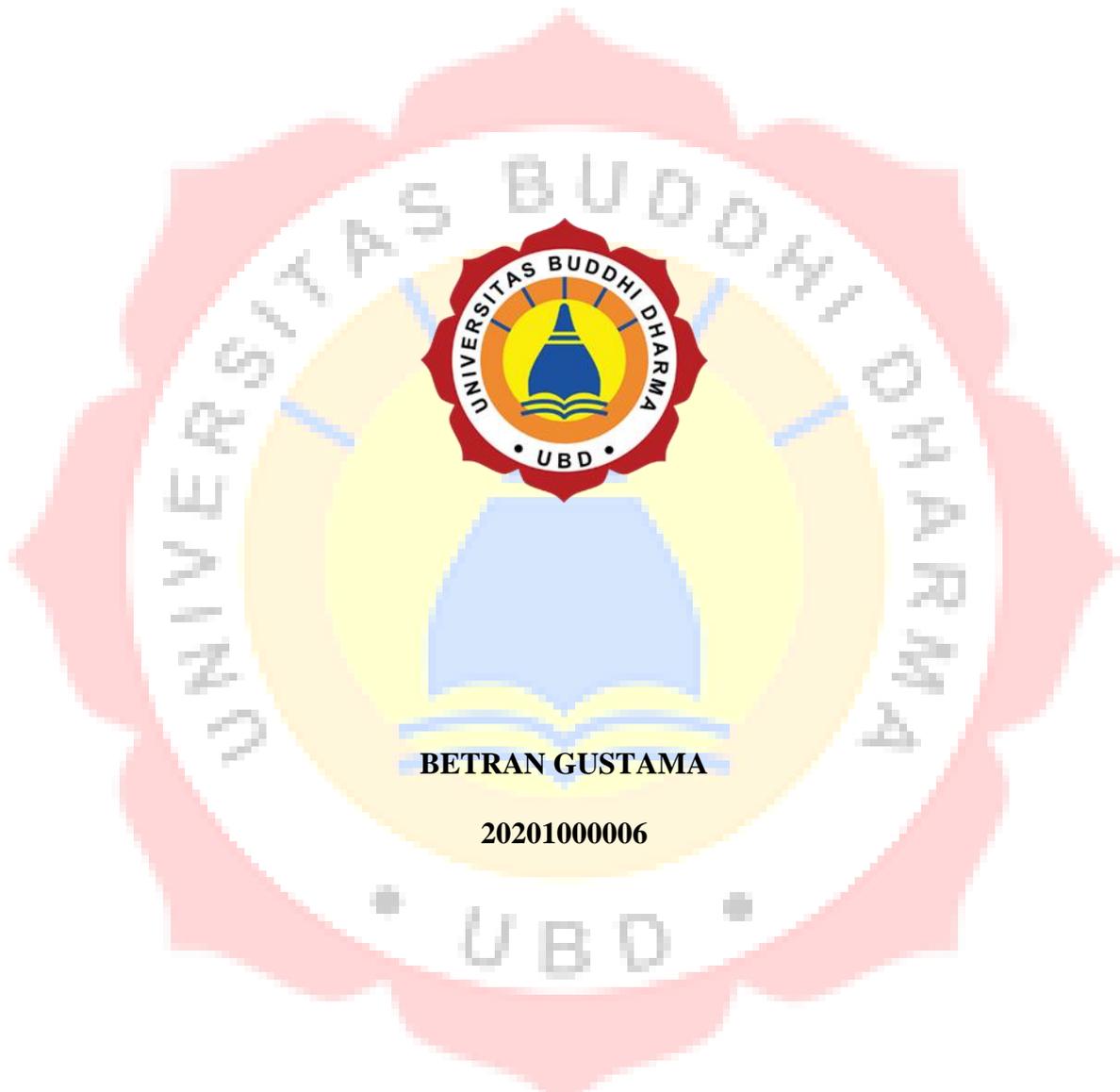


**PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI GAMBAR IKAN MAS KOKI BERBASIS  
WEB DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL  
NETWORK DAN ANALISIS PENGARUH ALGORITMA OPTIMIZER  
TERHADAP PERFORMANYA**

**SKRIPSI**



**BETRAN GUSTAMA**

**2020100006**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA**

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**

**UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA**

**TANGERANG**

**2024**

**PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI GAMBAR IKAN MAS KOKI  
BERBASIS WEB DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL  
NEURAL NETWORK DAN ANALISIS PENGARUH ALGORITMA OPTIMIZER  
TERHADAP PERFORMANYA**

**SKRIPSI**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk kelengkapan gelar kesarjanaan pada  
Program Studi Teknik Informatika  
Jenjang Pendidikan Strata 1**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA**

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**

**UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA**

**TANGERANG**

**2024**

## LEMBAR PERSEMBAHAN

*“Any sufficiently advanced technology is indistinguishable from magic.”*

*(Arthur Charles Clarke)*

Dengan mengucapkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, Skripsi ini kupersembahkan untuk:

1. Ibu Aling dan bapak Agus tercinta yang telah membesarkan aku dan selalu membimbing, mendukung, memotivasi, memberi apa yang terbaik bagiku serta selalu mendoakan aku untuk meraih kesuksesanku.
2. Kakak Alfian yang telah memberikan dukungan semangat serta dorongan yang senantiasa diberikan.
3. Teman kelompok “Brothers From Another Mother” yang selalu berjuang bersama.
4. Rekan-rekan dari CV Limas Goldfish yang selalu memberikan dukungan dan semangat.

**UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA**

**LEMBAR PENYATAAN KEASLIAN SKRIPSI**

Yang bertanda tangan dibawah ini,

NIM : 20201000006

Nama : Betran Gustama

Jenjang Studi : Strata I

Program Studi : Teknik Informatika

Peminatan : *Database Development*

Dengan ini saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapat gelar akademik (Diploma/Sarjana) atau kelengkapan studi, baik di Universitas Buddhi Dharma maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Skripsi ini saya buat sendiri tanpa bantuan dari pihak lain, kecuali arahan dosen pembimbing.
3. Dalam skripsi ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah ditulis atau dipublikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dan dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan dicantumkan daftar pustaka.
4. Dalam Skripsi ini tidak terdapat pemalsuan (kebohongan), seperti buku, artikel, jurnal, data sekunder, pengolahan data, dan pemalsuan tanda tangan dosen atau Ketua Program Studi Universitas Buddhi Dharma yang dibuktikan dengan keasliannya.
5. Lembar pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya, tanpa paksaan dan apabila dikemudian hari atau pada waktu lainnya terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar akademik yang telah saya peroleh karena Skripsi ini serta sanksi lainnya sesuai dengan peraturan dan norma yang berlaku.

Tangerang, 30 Juli 2024



Betran Gustama

20201000006

**UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA**

**LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH**

Yang bertanda tangan dibawah ini.

NIM : 20201000006  
Nama : Betran Gustama  
Jenjang Studi : Sarjana  
Program Studi : Teknik Informatika  
Peminatan : *Database Development*

Dengan ini menyetujui untuk memberikan ijin kepada pihak Universitas Buddhi Dharma, Hak Bebas Royalti Non – Eksklusif (Non-exclusive Royalty Fee Right) atas karya ilmiah kami yang berjudul: "PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI GAMBAR IKAN MAS KOKI BERBASIS WEB DENGAN MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DAN ANALISIS PENGARUH ALGORITMA *OPTIMIZER* TERHADAP PERFORMANYA".

Dengan Hak Bebas Royalti Non – Eksklusif ini pihak Universitas Buddhi Dharma berhak menyimpan, mengalih-media atau format-kan, mengelolanya dalam pangkalan data (*database*), mendistribusikannya, dan menampilkan atau mempublikasikannya di internet atau media lain untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis atau pencipta karya ilmiah tersebut.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan Universitas Buddhi Dharma, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Tangerang, 30 Juli 2024



Betran Gustama

20201000006

**UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA**  
**LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING**

**PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI GAMBAR IKAN MAS KOKI  
BERBASIS WEB DENGAN MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL  
NEURAL NETWORK* DAN ANALISIS PENGARUH ALGORITMA *OPTIMIZER*  
TERHADAP PERFORMANYA**

Dibuat oleh:

NIM: 20201000006

Nama: Betran Gustama

Telah disetujui untuk dipertahankan dihadapan Tim Penguji Ujian

Komprehensif

Program Studi Teknik Informatika

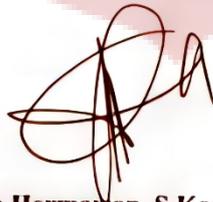
Peminatan *Database Development*

Tahun Akademik 2023/2024

Disahkan oleh,

Tangerang, 30 Juli 2024

Pembimbing,



**Aditya Hermawan, S.Kom., M.Kom**

NIDN. 0406128801

UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI GAMBAR IKAN MAS KOKI  
BERBASIS WEB DENGAN MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL*  
*NEURAL NETWORK* DAN ANALISIS PENGARUH ALGORITMA *OPTIMIZER*  
TERHADAP PERFORMANYA

Dibuat Oleh:

NIM : 20201000006

Nama : Betran Gustama

Telah disetujui untuk dipertahankan di hadapan Tim Penguji Ujian  
Komprehensif

Program Studi Teknik Informatika

Peminatan *Database Development*

Tahun Akademik 2023/2024

Disahkan oleh,

Tangerang, 30 Juli 2024

Dekan,

Ketua Program Studi,

Dr. Yakub, S.Kom., M.Kom., M.M

NIDN. 0304056901

Hartana Wijaya, S.Kom., M.Kom

NIDN. 0412058102

**UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA**

**LEMBAR PENGESAHAN TIM PENGUJI**

Nama : Betran Gustama

NIM : 20201000006

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI GAMBAR IKAN MAS KOKI BERBASIS WEB DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN ANALISIS PENGARUH ALGORITMA OPTIMIZER TERHADAP PERFORMANYA

Dinyatakan LULUS setelah mempertahankan di depan Tim Penguji Komprehensif pada hari Kamis, 01 Agustus 2024

Nama penguji:

Tanda Tangan:

Ketua Sidang : **Abidin, ST., M.Si**

NIDN. 0408047605

Penguji I : **Ramona Dyah Safitri, S.Si, M.Si**

NIDN. 0420039301

Penguji II : **Aditiya Hermawan, S.Kom., M.Kom**

NIDN. 0406128801

**Mengetahui,**

**Dekan Fakultas Sains dan Teknologi**

**Dr. Yakub, S.Kom., M.Kom., M.M**

NIDN. 0304056901

## KATA PENGANTAR

Dengan mengucapkan Puji Syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, yang telah memberikan Rahmat dan karunia-Nya kepada penulis sehingga dapat menyusun dan menyelesaikan Skripsi ini dengan judul **"PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI GAMBAR IKAN MAS KOKI BERBASIS WEB DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN ANALISIS PENGARUH ALGORITMA OPTIMIZER TERHADAP PERFORMANYA"**. Tujuan utama dari pembuatan Skripsi ini adalah sebagai salah satu syarat kelengkapan dalam menyelesaikan program pendidikan Sarjana I Program Studi Teknik Informatika di Universitas Buddhi Dharma. Dalam penyusunan Skripsi ini penulis banyak menerima bantuan dan dorongan baik moril maupun materil dari berbagai pihak, maka pada kesempatan ini penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Dr. Limajatini, SE., MM., BKP, sebagai Rektor Universitas Buddhi Dharma
2. Bapak Dr. Yakub, S.Kom., M.Kom., M.M., sebagai Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
3. Bapak Rudy Arijanto, S.Kom., M.Kom., sebagai Wakil Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
4. Bapak Hartana Wijaya, S.Kom., M.Kom., sebagai Ketua Program Studi Teknik Informatika
5. Bapak Aditya Hermawan, S.Kom., M.Kom., sebagai pembimbing yang telah membantu dan memberikan dukungan serta harapan untuk menyelesaikan penulisan Skripsi ini.
6. Orang tua dan keluarga yang selalu memberikan dukungan baik moril dan materil.
7. Teman-teman yang selalu membantu dan memberikan semangat

Serta semua pihak yang terlalu banyak untuk disebutkan satu-persatu sehingga terwujudnya penulisan ini. Penulis menyadari bahwa penulisan Skripsi ini masih belum sempurna, untuk itu penulis mohon kritik dan saran yang bersifat membangun demi kesempurnaan penulisan di masa yang akan datang. Akhir kata semoga ini dapat berguna bagi penulis khususnya dan bagi para pembaca yang berminat pada umumnya.

Tangerang, 30 Juli 2024



Penulis

## ABSTRAK

Mengidentifikasi jenis ikan mas koki dari gambar menghadirkan tantangan yang rumit. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan berbagai jenis ikan mas koki dengan menggunakan data gambar. Untuk mencapai hal ini, digunakanlah model klasifikasi gambar seperti *ResNet 50*, *VGG-16*, *MobileNetV2*, dan *Inception-V3*. Penelitian ini menyelidiki lebih lanjut dampak dari berbagai algoritma optimasi pada model-model ini dengan melatih model tersebut dengan *Stochastic Gradient Descent*, *Root Mean Square Propagation*, dan *Adaptive Moment Estimation*. Sebanyak dua belas metode digunakan, melibatkan empat model yang masing-masing dilatih dengan tiga *optimizer* yang berbeda. Mengingat terbatasnya dataset ikan mas koki yang tersedia, *Transfer Learning* diterapkan pada semua model untuk mengatasi kendala ini. Kinerja model dinilai dengan menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Analisis komparatif dari dua belas metode dilakukan. Hasilnya mengkonfirmasi kemampuan empat model yang digunakan. Khususnya, model *VGG-16* yang disetel dengan pengoptimal *RMSProp* mengungguli yang lainnya, mencapai akurasi 91,46%, presisi 92%, *recall* 91,46%, dan *F1-score* 91,42%.

**Kata Kunci:** *Klasifikasi Gambar, Supervised Learning, Machine Learning, Deep Learning, Convolutional Neural Network*

## ABSTRACT

*Identifying goldfish breeds from images presents intricate challenges. This study aims to classify different types of goldfish using image data. To achieve this, we employed image classification models such as ResNet 50, VGG-16, MobileNetV2, and Inception-V3. We further investigated the impact of various optimization algorithms on these models by training them with Stochastic Gradient Descent, Root Mean Square Propagation, and Adaptive Moment Estimation. A total of twelve methods were used, involving four models each trained with three distinct optimizers. Given the limited goldfish dataset available, Transfer Learning was applied to all models to overcome this constraint. The models' performance was assessed using metrics like accuracy, precision, recall, and F1-score. A comparative analysis of the twelve methods was conducted. The results confirmed the efficacy of the four models used. Notably, the VGG-16 model fine-tuned with RMSProp optimizer surpassed the rest, achieving an outstanding 91.46% accuracy, 92% precision, 91.46% recall, and a 91.42% F1-score.*

**Keywords:** *Image Classification, Supervised Learning, Machine Learning, Deep Learning, Convolutional Neural Network*

## DAFTAR ISI

**LEMBAR JUDUL DALAM SKRIPSI**

**LEMBAR PERSEMBAHAN**

**LEMBAR PENYATAAN KEASLIAN SKRIPSI**

**LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH**

**LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING**

**LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI**

**LEMBAR PENGESAHAN TIM PENGUJI**

KATA PENGANTAR.....	i
ABSTRAK.....	ii
<i>ABSTRACT</i> .....	iii
DAFTAR ISI.....	iv
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Identifikasi Masalah.....	7
1.3 Ruang Lingkup.....	7
1.4 Tujuan dan Manfaat.....	8

a.	Tujuan.....	8
b.	Manfaat.....	8
1.5	Sistematika Penulisan .....	8
<b>BAB II LANDASAN TEORI.....</b>		<b>10</b>
2.1	Teori Umum.....	10
2.1.1	Data.....	10
2.1.2	Gambar .....	10
2.1.3	Klasifikasi gambar.....	10
2.1.4	<i>Machine learning</i> .....	11
2.2	Teori Khusus.....	12
2.2.1	Ikan Mas Koki .....	12
2.2.2	<i>Web Scraping</i> .....	12
2.2.3	Augmentasi data .....	13
2.2.4	<i>Convolutional Neural Network</i> .....	14
2.2.5	<i>ResNet50</i> .....	17
2.2.6	<i>Inception-V3</i> .....	17
2.2.7	<i>VGG-16</i> .....	18
2.2.8	<i>MobileNetV2</i> .....	18
2.2.9	<i>Optimizer</i> .....	20
2.2.10	<i>Stochastic Gradient Descent</i> .....	20
2.2.11	<i>Root Mean Square Propagation (RMSProp)</i> .....	21
2.2.12	<i>Adaptive Moment Estimation (ADAM)</i> .....	21

2.2.13	<i>Transfer learning</i> .....	22
2.3	Teori Rancangan .....	23
2.3.1	<i>Flowchart</i> .....	23
2.3.2	<i>Python</i> .....	24
2.3.3	<i>Split Folders</i> .....	25
2.4	Teori Pengujian.....	26
2.4.1	<i>Black Box Testing</i> .....	26
2.4.2	<i>Confusion Matrix</i> .....	26
2.4.3	<i>Gradient-weighted Class Activation Mapping (GRAD-CAM)</i> .....	28
2.5	Tinjauan Studi.....	29
a.	Penelitian Rahman <i>et al.</i> (2020).....	29
b.	Penelitian Chandel <i>et al.</i> (2021).....	30
c.	Penelitian Tan <i>et al.</i> (2022).....	31
d.	Penelitian Iqbal <i>et al.</i> (2021).....	32
e.	Penelitian Ye <i>et al.</i> (2020).....	33
f.	Penelitian Hansen <i>et al.</i> (2019).....	34
g.	Penelitian Montalbo & Hernandez (2019) .....	35
h.	Penelitian X. Liu <i>et al.</i> (2019).....	36
i.	Penelitian Banan <i>et al.</i> (2020).....	37
j.	Penelitian Choe <i>et al.</i> (2020).....	38
k.	Penelitian Tetila <i>et al.</i> (2020).....	39
l.	Penelitian Rauf <i>et al.</i> (2019) .....	40

m.	Penelitian Ariawan <i>et al.</i> (2022) .....	41
n.	Penelitian Hasan <i>et al.</i> (2021) .....	42
o.	Penelitian Auliasari <i>et al.</i> (2023).....	43
2.6	Kerangka Pemikiran.....	45
BAB III METODE PENELITIAN .....		47
3.1	Pengumpulan Data .....	47
3.1.1	<i>Flowchart</i> Pengumpulan Data.....	47
3.1.2	Data Gambar Milik CV Limas Goldfish .....	48
3.1.3	<i>Web Scraping</i> .....	49
3.2	Persiapan Data .....	50
3.2.1	Keterangan Data .....	50
3.2.2	Pengelompokan Data.....	52
3.2.3	Pembagian Data.....	57
3.3	Rincian Modelling .....	59
3.3.1	<i>Flowchart</i> Pelatihan Model .....	59
3.3.2	Perangkat Keras.....	59
3.3.3	Lingkungan Pengembangan Model.....	60
3.4	Metode Evaluasi.....	64
3.4.1	<i>Confusion Matrix</i> .....	64
3.4.2	Akurasi Klasifikasi .....	65
3.4.3	Visualisasi Menggunakan <i>GRAD-CAM</i> .....	66
BAB IV IMPLEMENTASI DAN EVALUASI .....		68

4.1	Pelatihan Model .....	68
4.1.1	Augmentasi Data .....	68
4.1.2	Konfigurasi Model dan <i>Optimizer</i> .....	69
4.1.1	Kompilasi Model .....	71
4.2	Evaluasi Model .....	76
4.2.1	<i>Confusion Matrix</i> .....	76
4.2.2	Akurasi .....	92
4.2.3	Presisi .....	93
4.2.4	<i>Recall</i> .....	95
4.2.5	<i>F1 Score</i> .....	96
4.2.6	Visualisasi <i>Heatmap</i> .....	98
4.2.7	Arsitektur Terpilih .....	106
4.3	Implementasi <i>Website</i> .....	107
4.3.1	Integrasi <i>SQLite</i> .....	107
4.3.2	Integrasi <i>Convolutional Neural Network</i> .....	108
4.3.3	<i>Routing Website</i> .....	109
4.3.4	Tampilan Halaman Utama .....	110
4.3.5	Tampilan Halaman <i>Database</i> Ikan Mas Koki .....	112
4.3.6	Tampilan Halaman Klasifikasi Koki .....	113
4.3.7	Tampilan Halaman <i>Entry</i> .....	114
4.3.8	Tampilan Halaman <i>About</i> .....	115
4.4	Evaluasi <i>Black Box</i> .....	116

4.5	Pembahasan.....	118
BAB V SARAN DAN SIMPULAN .....		121
5.1	Simpulan .....	121
5.2	Saran .....	122

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Simbol elemen standar <i>flowchart</i> .....	23
Tabel 2.2 Contoh <i>Confusion matrix</i> banyak kelas.....	26
Tabel 2.3 Jurnal ke-1 .....	29
Tabel 2.4 Jurnal ke-2 .....	30
Tabel 2.5 Jurnal ke-3 .....	31
Tabel 2.6 Jurnal ke-4 .....	32
Tabel 2.7 Jurnal ke-5 .....	33
Tabel 2.8 Jurnal ke-6.....	34
Tabel 2.9 Jurnal ke-7.....	35
Tabel 2.10 Jurnal ke-8.....	36
Tabel 2.11 Jurnal ke-9.....	37
Tabel 2.12 Jurnal ke-10.....	38
Tabel 2.13 Jurnal ke-11 .....	39
Tabel 2.14 Jurnal ke-12.....	40
Tabel 2.15 Jurnal ke-13.....	41
Tabel 2.16 Jurnal ke-14.....	42
Tabel 2.17 Jurnal ke-15.....	43
Tabel 3.1 Keterangan setiap variasi ikan mas koki beserta dengan jumlah sampel pada <i>dataset</i> .....	51
Tabel 3.2 Konfigurasi pembagian data menggunakan <i>SplitFolders</i> .....	58
Tabel 3.3 Spesifikasi Perangkat Keras Pelatihan Model.....	60
Tabel 4.1 Ukuran input tiap model <i>Convolutional Neural Network</i> .....	68
Tabel 4.2 Konfigurasi parameter model <i>Convolutional Neural Network</i> .....	71
Tabel 4.3 Konfigurasi kompilasi model .....	71

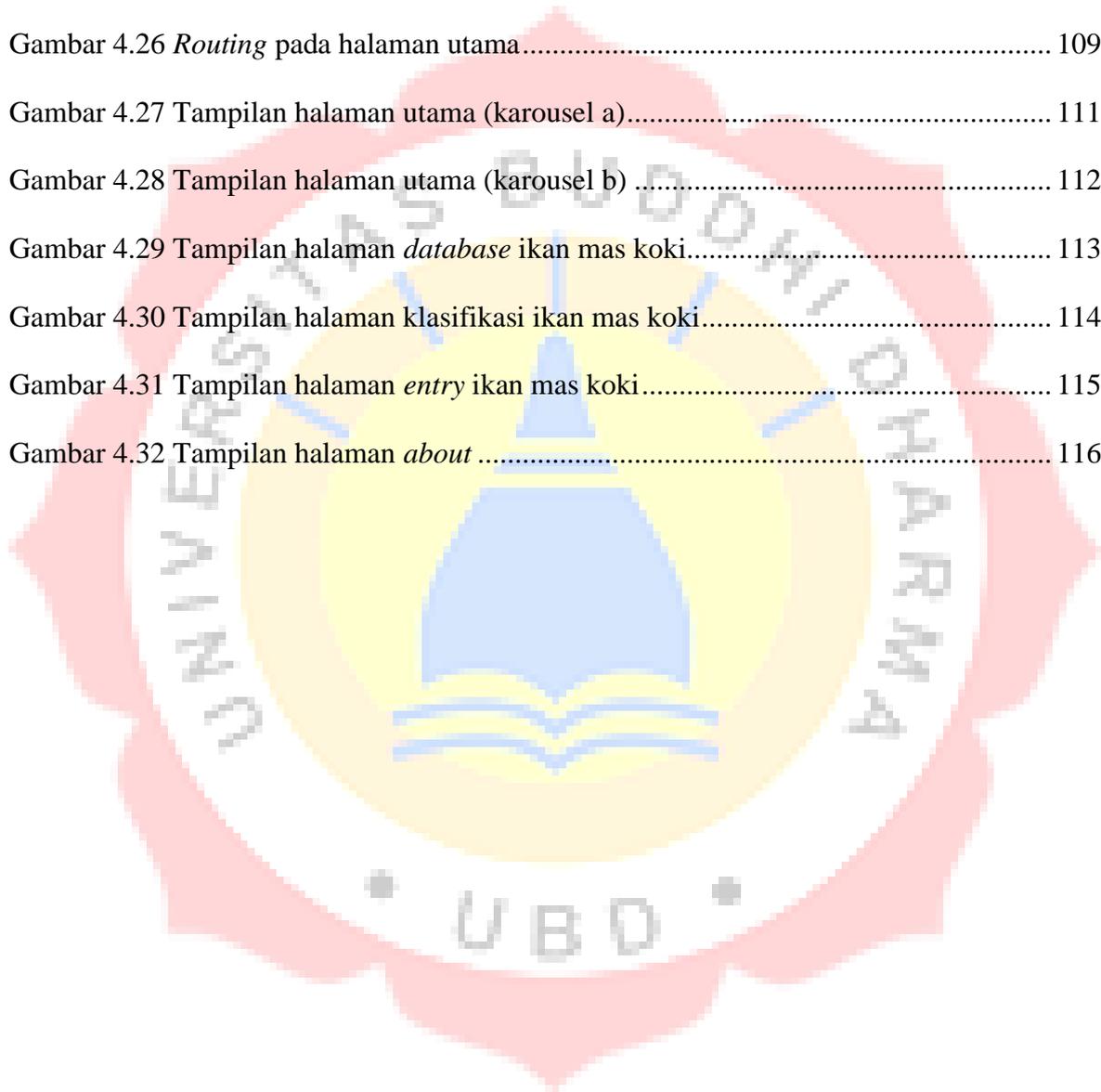
Tabel 4.4 Perbandingan Akurasi <i>Inception-V3</i> dengan tiga konfigurasi <i>optimizer</i> .....	72
Tabel 4.5 Perbandingan Akurasi <i>ResNet50</i> dengan tiga konfigurasi <i>optimizer</i> .....	73
Tabel 4.6 Perbandingan Akurasi <i>VGG-16</i> dengan tiga konfigurasi <i>optimizer</i> .....	74
Tabel 4.7 Perbandingan Akurasi <i>MobileNet V2</i> dengan tiga konfigurasi <i>optimizer</i> .....	75
Tabel 4.8 Tabel akurasi model dengan konfigurasi optimizernya.....	92
Tabel 4.9 Tabel presisi model dengan konfigurasi optimizernya.....	94
Tabel 4.10 Tabel nilai <i>recall</i> model dengan konfigurasi optimizernya.....	95
Tabel 4.11 Tabel <i>F1 score</i> model dengan konfigurasi optimizernya .....	96
Tabel 4.12 Visualisasi <i>Inception-V3</i> terhadap tiap variasi ikan mas koki menggunakan masing-masing <i>optimizer</i> .....	100
Tabel 4.13 Visualisasi <i>ResNet50</i> terhadap tiap variasi ikan mas koki menggunakan masing-masing <i>optimizer</i> .....	102
Tabel 4.14 Visualisasi <i>VGG-16</i> terhadap tiap variasi ikan mas koki menggunakan masing-masing <i>optimizer</i> .....	103
Tabel 4.15 Visualisasi <i>MobileNet V2</i> terhadap tiap variasi ikan mas koki menggunakan masing-masing <i>optimizer</i> .....	105
Tabel 4.16 Rincian evaluasi <i>Black box</i> .....	116
Tabel 4.17 Perbandingan hasil penelitian dengan penelitian sebelumnya .....	119

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Proses <i>web scaping</i> .....	12
Gambar 2.2 Arsitektur umum <i>Convolutional Neural Network</i> .....	14
Gambar 2.3 Contoh <i>Convolutional Layer</i> .....	15
Gambar 2.4 Contoh <i>Max Pooling Layer</i> .....	16
Gambar 2.5 Contoh <i>Fully Connected Layer</i> .....	16
Gambar 2.6 Arsitektur Model <i>ResNet50</i> .....	17
Gambar 2.7 Arsitektur Model <i>Inception-V3</i> .....	18
Gambar 2.8 Arsitektur Model <i>VGG-16</i> .....	18
Gambar 2.9 Perubahan Struktur antara <i>MobileNet-V1</i> dengan <i>MobileNet-V2</i> .....	20
Gambar 2.10 <i>Psuedocode</i> Algoritma <i>SGD</i> .....	21
Gambar 2.11 <i>Psuedocode</i> Algoritma <i>RMSProp</i> .....	21
Gambar 2.12 <i>Psuedocode</i> Algoritma <i>ADAM</i> .....	22
Gambar 2.13 Diagram <i>Transfer learning</i> .....	22
Gambar 2.15 Kerangka Pemikiran .....	46
Gambar 3.1 <i>Flowchart</i> Perancangan <i>Dataset</i> .....	47
Gambar 3.2 Sampel Data dari CV Limas Goldfish .....	48
Gambar 3.3 Proses <i>Web scaping</i> .....	50
Gambar 3.4 Sampel Data dari <i>Web scaping</i> .....	50
Gambar 3.5 Folder masing-masing variasi.....	52
Gambar 3.6 Data untuk ikan mas koki <i>Bubble eyes</i> .....	53
Gambar 3.7 Data untuk ikan mas koki <i>Comet</i> .....	54
Gambar 3.8 Data untuk ikan mas koki <i>Oranda</i> .....	55
Gambar 3.9 Data untuk ikan mas koki <i>Pearlscale</i> .....	56
Gambar 3.10 Data untuk ikan mas koki <i>Ranchu</i> .....	57

Gambar 3.11 Data untuk ikan mas koki <i>Ryukin</i> .....	57
Gambar 3.12 Folder yang telah dibagi menggunakan <i>Splitfolders</i> .....	58
Gambar 3.13 <i>Flowchart Preprocessing</i> dan Training Model.....	59
Gambar 3.14 Tampilan Lingkungan Pengembangan Model pada <i>Pycharm</i> .....	62
Gambar 3.15 Contoh Visualisasi <i>GRAD-CAM</i> .....	67
Gambar 4.1 Kode augmentasi data sebelum pelatihan.....	69
Gambar 4.2 Visualisasi Terhadap Augmentasi Data.....	69
Gambar 4.3 Struktur folder <i>notebook</i> model.....	70
Gambar 4.4 Kode penampilan <i>confusion matrix</i> .....	77
Gambar 4.5 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>Inception-V3</i> dengan <i>optimizer</i> ADAM.....	78
Gambar 4.6 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>Inception-V3</i> dengan <i>optimizer</i> RMSProp.....	79
Gambar 4.7 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>Inception-V3</i> dengan <i>optimizer</i> SGD.....	80
Gambar 4.8 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>MobileNet V2</i> dengan <i>optimizer</i> ADAM.....	81
Gambar 4.9 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>MobileNet V2</i> dengan <i>optimizer</i> RMSProp .....	82
Gambar 4.10 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>MobileNet V2</i> dengan <i>optimizer</i> SGD .....	83
Gambar 4.11 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>ResNet50</i> dengan <i>optimizer</i> ADAM .....	84
Gambar 4.12 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>ResNet50</i> dengan <i>optimizer</i> RMSProp .....	85
Gambar 4.13 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>ResNet50</i> dengan <i>optimizer</i> SGD .....	86
Gambar 4.14 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>VGG-16</i> dengan <i>optimizer</i> ADAM.....	87
Gambar 4.15 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>VGG-16</i> dengan <i>optimizer</i> RMSProp .....	88
Gambar 4.16 <i>Confusion matrix</i> untuk <i>VGG-16</i> dengan <i>optimizer</i> SGD .....	89
Gambar 4.17 Kode kalkulasi metrik pengukuran.....	91
Gambar 4.18 Grafik perbandingan akurasi tiap model.....	93
Gambar 4.19 Grafik perbandingan presisi tiap model.....	94
Gambar 4.20 Grafik perbandingan nilai <i>recall</i> tiap model.....	95

Gambar 4.21 Grafik perbandingan <i>F1 score</i> tiap model.....	97
Gambar 4.21 Kode visualisasi <i>GRAD-CAM</i> pada <i>Inception-V3</i> .....	99
Gambar 4.23 Kode koneksi <i>database</i> pada <i>website</i> .....	107
Gambar 4.24 Kode pemanggilan query <i>SQL</i> .....	108
Gambar 4.25 Kode untuk fungsi <i>getPrediction</i> .....	109
Gambar 4.26 <i>Routing</i> pada halaman utama.....	109
Gambar 4.27 Tampilan halaman utama (karousel a).....	111
Gambar 4.28 Tampilan halaman utama (karousel b) .....	112
Gambar 4.29 Tampilan halaman <i>database</i> ikan mas koki.....	113
Gambar 4.30 Tampilan halaman klasifikasi ikan mas koki.....	114
Gambar 4.31 Tampilan halaman <i>entry</i> ikan mas koki.....	115
Gambar 4.32 Tampilan halaman <i>about</i> .....	116



## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Surat persetujuan penelitian skripsi .....	132
Lampiran 2 Kartu bimbingan skripsi.....	133



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Ikan hias merupakan salah satu peliharaan yang digemari oleh banyak orang. Hal tersebut dibuktikan oleh survey yang dilakukan oleh Hanadian Nurhayati-Wolff dari Rakuten Insight mengenai tipe hewan peliharaan yang dimiliki oleh konsumen di Indonesia berdasarkan kelompok usia. Dari 7015 responden, sekitar 31% responden memiliki ikan hias dan atau hewan akuatik sejenisnya (Nurhayati-Wolff, 2022). Data tersebut menunjukkan bahwa ikan hias merupakan salah satu pilihan yang cukup populer untuk hewan peliharaan. Ditambah dengan industri ikan hias yang sempat *viral* pada masa pandemi *COVID-19*, di mana nilai produksi ikan hias yang meningkat dari 447,78 miliar rupiah di tahun 2020 hingga tumbuh menjadi 542,91 miliar rupiah pada tahun 2022 (Wire, 2023). Peningkatan minat dalam memelihara ikan hias pada masa pandemi disebabkan karena banyak orang yang memilih untuk berada di dalam rumah agar tidak tertular virus *COVID-19*. Untuk mengisi aktivitas mereka, tak sedikit orang yang memelihara ikan hias.

Ikan hias memiliki variasi spesies yang sangat luas. Di antaranya adalah ikan mas koki yang merupakan salah satu jenis ikan hias yang cukup dikenal di dunia. Ketenaran ikan mas koki dapat dikaitkan dengan fakta bahwa ikan mas koki merupakan ikan pertama yang dibesarkan untuk keperluan ornamental (Roos, 2019). Kemudian, pada akhir abad ke-16 menyebar ke benua Eropa dan Amerika melalui jalur perdagangan. Ditambah lagi, program yang diselenggarakan oleh komisi perikanan Amerika Serikat pada tahun 1878, dimana warga negara Amerika Serikat berhak mendapatkan ikan mas koki gratis. Hal ini memperkenalkan ikan mas koki secara masal ke Masyarakat di Amerika Serikat. Sekitar 20 ribu ikan mas koki dibagikan

secara cuma-cuma. Program tersebut berakhir pada 23 November 1894 (Roos, 2019). Kepopulerannya tersebut membuat ikan mas koki cocok untuk dijadikan objek penelitian ini. Menurut Ensiklopedia Britannica (2023), “*Goldfish (Carassius auratus)* atau ikan mas koki merupakan ikan ornamental yang masuk ke dalam famili ikan karper (*Cyprinidae*). Ikan ini berasal dari Asia Barat, dengan proses domestikasi telah dilakukan sejak era dinasti Sung.”. Nama “*goldfish*” berasal dari pigmen warnanya yang keemasan. Namun, kini warna ikan mas koki sudah memiliki variasi warna yang beragam seperti merah, putih, hitam, kebiruan, coklat, dan lain-lain. Serta, para pengembang biak koki selalu mencoba untuk menciptakan varian baru melalui metode persilangan baik secara alami maupun artifisial. Hasilnya, kini ikan mas koki memiliki berbagai ragam bentuk secara morfologi (Tong & Hermanto, 2020).

Banyaknya jenis dan warna pada ikan mas koki menjadikan pengenalan jenis ikan tersebut menjadi cukup sulit bagi penggemar pemula. Bahkan untuk para ahli sekalipun pengenalan jenis ikan merupakan kegiatan yang dianggap sulit (Montalbo & Hernandez, 2019). Sejak masa domestikasinya hingga sekarang, ikan mas koki memiliki ratusan varian yang telah diakui. Banyaknya varian tersebut membuat calon konsumen kebingungan untuk memilih ikan yang ingin dibeli. Pada umumnya, konsumen mengingat warna dan bentuk dari ikan yang ingin dibeli, namun seringkali konsumen tidak mengetahui nama varian ikan yang ingin mereka beli. Sebagai alternatif, biasanya konsumen menunjukkan foto yang mereka ambil atau mereka temukan di internet mengenai ikan hias tersebut dan memperlihatkan foto tersebut kepada penjual saat membeli untuk bertanya-tanya terlebih dahulu mengenai ikan hias tersebut. Metode ini terbilang kurang efisien, karena seorang penjual atau pelayan hanya dapat melayani satu konsumen pada satu saat, sementara itu antrian pelanggan terus bertambah selagi penjual melayani satu konsumen. Hal tersebut menyebabkan

kepuasan pelanggan menurun karena penjual kewalahan melayani pelanggan yang terus meningkat. Oleh karena itu, diperlukan cara cepat dan akurat untuk membantu konsumen dalam mengidentifikasi jenis ikan berdasarkan gambar yang mereka miliki tanpa bantuan manusia.

Salah satu metode untuk membantu konsumen dalam mengidentifikasi jenis ikan berdasarkan gambar yang mereka miliki adalah dengan menggunakan teknologi klasifikasi gambar. Teknik ini memanfaatkan kemampuan komputer untuk menganalisis dan menginterpretasi gambar secara otomatis tanpa perlu intervensi manusia. Klasifikasi gambar bertujuan untuk mengkategorikan gambar sesuai dengan sekumpulan kelas atau *label* yang telah ditentukan (Rahman *et al.*, 2020). Dengan teknik ini, konsumen dapat mengunggah gambar ikan yang ingin mereka ketahui jenisnya ke sebuah aplikasi atau situs web, kemudian mendapatkan informasi mengenai nama, karakteristik, serta kiat-kiat mengenai perawatan jenis ikan tersebut. Teknik pengenalan gambar ini didasarkan pada konsep *Machine Learning*, yaitu metode yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data dan pengalaman, tanpa perlu diprogram secara eksplisit (Campesato, 2020).

*Machine Learning* merupakan metode yang tepat untuk digunakan dalam permasalahan ini, karena dengan menggunakan *Machine Learning*, akan memungkinkan komputer, mesin yang memiliki sumber daya dan performa yang melebihi performa manusia untuk melakukan tugas monoton secara otomatis dengan mengembangkan sebuah program untuk dijalankan. Sebagai contoh, *machine learning* dapat digunakan untuk prediksi, klasifikasi, membuat rekomendasi, dan lain-lain.

*Machine Learning* merupakan bidang yang sangat luas, maka perlu didalami secara spesifik bidang di dalam *Machine Learning* yang tepat untuk kasus ini seperti *Deep Learning*. *Deep Learning* merupakan salah satu metode yang dapat memproses

data yang besar, serta membangun model relasi secara otomatis dapat menjadi jawaban untuk menganalisa dan mengidentifikasi ikan mas koki dengan efisien. *Deep Learning* adalah salah satu cabang dari *Machine Learning* yang berfokus dalam melatih jaringan saraf semu (Campesato, 2020). Banyak riset yang telah mengembangkan model *Deep Learning* untuk mengidentifikasi spesies fauna dengan akurasi tinggi (Tan *et al.*, 2022). Akan tetapi, cakupan *Deep Learning* pun masih terbilang sangat luas. Sehingga, perlu diperdalam secara spesifik lagi metode yang akan digunakan dalam penelitian ini, yaitu *Convolutional Neural Network*. *Convolutional Neural Network* adalah jaringan saraf semu yang dirancang secara spesifik untuk mengklasifikasi gambar, klasifikasi audio, dan juga *Natural Language Processing* (NLP) (Campesato, 2020). Metode ini mampu mengekstrak informasi berdasarkan warna, tekstur, dan bentuknya bahkan Ketika objek dan latar belakang gambar bervariasi pada dataset, sehingga *Convolutional Neural Network* dapat mempelajari pola visual pada gambar secara mudah (Iqbal *et al.*, 2021).

Ada banyak jenis model *Convolutional Neural Network* yang dapat dipilih. Ada beberapa model populer yang dapat dipilih seperti *ResNet50*, *VGG-16*, *MobileNetV2*, dan *Inception-V3*. *ResNet50* merupakan model *Convolutional Neural Network* yang dikembangkan oleh Microsoft (Khan *et al.*, 2020). Model ini terbukti mampu melakukan klasifikasi gambar hewan dengan akurasi tinggi. Pada penelitian yang membahas klasifikasi ikan air tawar, *ResNet50* mencapai akurasi 93% dalam mengklasifikasi jenis ikan dengan benar (Rauf *et al.*, 2019). Adapun penelitian lain yang menggunakan *ResNet50* dalam mengklasifikasi belalang liar, pada penelitian tersebut, model *ResNet50* mencapai akurasi 80,84% (Ye, Lu, Bai, & Gu, 2020) dan 93% dalam klasifikasi hama tanaman kedelai (Tetila *et al.*, 2020). *VGG-16* merupakan model *Convolutional Neural Network* yang dikembangkan oleh Karen Simonyan dan

Andrew Zisserman (Khan *et al.*, 2020). *VGG-16* telah digunakan oleh berbagai penelitian untuk klasifikasi gambar. Model ini mencapai akurasi sebesar 81% pada klasifikasi hama belalang (Ye *et al.*, 2020), 99% pada klasifikasi ikan laut (Montalbo & Hernandez, 2019), mencapai akurasi 100% pada klasifikasi ikan karper (Banan, Nasiri, & Taheri-Garavand, 2020), serta 91% dalam mengklasifikasi hama pada tumbuhan kedelai (Tetila *et al.*, 2020). *Inception-V3* merupakan generasi ketiga dari seri Inception yang dikembangkan oleh Google pada tahun 2015 (Khan *et al.*, 2020). *Inception-V3* memiliki performa yang kompetitif dengan model yang telah disebutkan sebelumnya. Dalam klasifikasi serangga hama pada tanaman kedelai, model ini mencapai akurasi sebesar 91% (Tetila *et al.*, 2020), 95% dalam mengklasifikasi aneka objek laut (X. Liu *et al.*, 2019), dan mencapai akurasi 94% dalam mengklasifikasi beberapa spesies burung kakatua dan burung macau (Choe *et al.*, 2020). *MobileNetV2* adalah model *Convolutional Neural Network* yang ringan dan efisien untuk perangkat portabel. Model ini memiliki beberapa perubahan dari pendahulunya untuk mencegah kehilangan informasi dan meningkatkan kemampuan ekspresif model *MobileNet* (X. Liu *et al.*, 2019). *MobileNetV2* mencapai akurasi sebesar 95% dalam mengklasifikasi berbagai objek bawah laut (X. Liu *et al.*, 2019), serta mencapai akurasi 91% dalam mengklasifikasi beberapa spesies burung lokal di Bangladesh (Rahman *et al.*, 2020).

Guna membantu proses pelatihan model, diaplikasikanlah algoritma optimisasi (*optimizer*). Dalam konteks *deep learning*, pentingnya penggunaan *optimizer* dapat dilihat dari dampaknya terhadap tingkat akurasi model. *Optimizer* berperan dalam mengubah parameter seperti bobot dan learning rate selama proses pelatihan model (Syifa & Dewi, 2022). Ada banyak algoritma optimisasi yang bisa dipilih seperti *Stochastic Gradient Descent (SGD)*, *Adaptive Moment Estimation (ADAM)*, dan *Root Mean Square Propagation (RMSProp)*. Ketiga algoritma tersebut merupakan beberapa

algoritma optimisasi yang paling sering digunakan dalam *deep learning* dan memiliki performa yang kompetitif. *SGD* merupakan algoritma optimisasi yang sangat efisien karena *SGD* hanya mengambil satu sampel acak untuk mengkalkulasi *gradient* (Tian *et al.*, 2023). Algoritma ini mencapai akurasi sekitar 90% hingga 93% dalam mendeteksi serangga hama pada tanaman kedelai tergantung dengan model *Convolutional Neural Network* yang digunakan (Tetila *et al.*, 2020). *RMSProp* adalah algoritma yang melakukan normalisasi gradien dengan pembagian akar kuadrat dari rata-rata untuk mengatasi *learning rate* yang bersifat monoton (Bera & Shrivastava, 2020). *RMSProp* mencapai akurasi 99% dalam mengklasifikasi spesies ikan laut menggunakan model *VGG-16* (Montalbo & Hernandez, 2019). *ADAM* merupakan hasil pengembangan dari algoritma *Stochastic Gradient Descent (SGD)* yang memiliki *learning rate* yang adaptif (Tien Bui *et al.*, 2020). *ADAM* mencapai akurasi sebesar 100% ketika melakukan klasifikasi ikan air tawar menggunakan model *VGG-16* (Banan *et al.*, 2020).

Pada penelitian ini, akan dilakukan pelatihan keempat model tersebut berdasarkan dataset yang didapatkan melalui dua sumber. Dataset utama penelitian ini merupakan aset gambar milik CV Limas Goldfish yang telah disetujui penggunaannya oleh perusahaan bersangkutan, ditambah dataset yang didapatkan menggunakan metode *web scraping*. Proses ini menghasilkan dataset sebesar 765 buah gambar yang dibagi menjadi 6 label berdasarkan beberapa varian ikan mas koki pilihan. Setelah model *Convolutional Neural Network* dilatih, kemudian dilakukan proses evaluasi performa masing-masing model tersebut dan memilih model yang paling unggul untuk diimplementasikan.

Berdasarkan latar belakang yang sudah diuraikan, maka ditetapkanlah judul **“PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI GAMBAR IKAN MAS KOKI**

# **BERBASIS WEB DENGAN MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DAN ANALISIS PENGARUH ALGORITMA *OPTIMIZER* TERHADAP PERFORMANYA”.**

## **1.2 Identifikasi Masalah**

Berdasarkan latar belakang masalah di atas, dapat diidentifikasi masalah sebagai berikut:

1. Keterbatasan konsumen dalam mengidentifikasi ikan mas koki yang ingin dibeli.
2. Beragamnya pilihan arsitektur *Convolutional Neural Network* yang dapat dipilih serta beragamnya performa akurasi arsitektur tersebut yang dapat dipengaruhi beberapa faktor.

## **1.3 Ruang Lingkup**

Ruang lingkup dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Program dibuat berbasis *website*.
2. Dataset primer yang digunakan merupakan aset gambar milik CV Limas Goldfish yang telah disetujui penggunaannya oleh perusahaan bersangkutan.
3. Dataset sekunder didapatkan menggunakan metode *scraping* pada situs penyedia gambar seperti Google dan Bing.
4. Informasi yang dihasilkan berupa persentase klasifikasi dari enam jenis spesifik ikan mas koki seperti *Bubble eyes*, *Ranchu*, *Ryukin*, *Oranda*, *Pearlscale*, dan *Comet*.
5. Dataset berisikan 765 buah gambar ikan mas koki.

## 1.4 Tujuan dan Manfaat

### a. Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membuat model *machine learning* yang dapat mengidentifikasi varian ikan mas koki.
2. Membuat aplikasi web yang dapat mengidentifikasi jenis ikan mas koki dengan akurasi tinggi.
3. Dapat memberikan hasil identifikasi klasifikasi berupa informasi mengenai varian ikan mas koki secara langsung.

### b. Manfaat

Manfaat yang dapat diperoleh dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengotomasikan proses identifikasi jenis ikan mas koki tanpa bantuan manusia.
2. Menyajikan media untuk konsumen mengakses layanan klasifikasi ikan mas koki dengan antarmuka yang mudah dipahami.
3. Memberikan informasi seputar varian ikan mas koki yang diidentifikasi mulai dari nama varian, ciri-ciri fisik, kebutuhan perawatan, dan lain-lain.

## 1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan bertujuan untuk mempermudah pemahaman dan penelaahan penelitian. Dalam laporan penelitian ini, materi yang tertulis dikelompokkan menjadi beberapa sub bab yang secara garis besar dapat dijelaskan sebagai berikut:

## **BAB I PENDAHULUAN**

Pada bab ini berisi uraian terkait latar belakang masalah, identifikasi masalah, rumusan masalah, ruang lingkup penelitian, tujuan dan manfaat penelitian, metode penelitian dan sistematika penulisan.

## **BAB II LANDASAN TEORI**

Pada bab ini berisi uraian terkait teori-teori terkait penelitian ini yang dibagi menjadi tiga bagian yaitu teori umum, teori khusus, dan teori rancangan. Adapun tinjauan studi, dan kerangka pemikiran.

## **BAB III METODE PENELITIAN**

Pada bab ini berisi uraian terkait perancangan *dataset* dari proses pengumpulan gambar hingga diproses sampai menjadi *dataset*. Bab ini juga akan membahas proses pelatihan model *Convolutional Neural Network* hingga model tersebut dapat melakukan klasifikasi gambar.

## **BAB IV IMPLEMENTASI DAN EVALUASI**

Pada bab ini dilakukan proses pelatihan model dan pengevaluasian performa klasifikasinya dengan *Confusion Matrix*. Bab ini juga berisi uraian terkait implementasi model terpilih yang nantinya akan disajikan melalui halaman *web* sebagai antarmuka yang dapat berinteraksi oleh pengguna.

## **BAB V SIMPULAN DAN SARAN**

Pada bab ini berisi uraian terkait simpulan penelitian yang disimpulkan berdasarkan hasil pengujian dan implementasi yang telah dilakukan dan saran-saran yang dapat dikembangkan untuk penelitian selanjutnya.

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 Teori Umum

##### 2.1.1 Data

Menurut International Organization for Standardization (ISO), data adalah representasi dari informasi yang dapat ditafsirkan ulang ke dalam wujud formal untuk komunikasi, interpretasi, atau pemrosesan (Plaue, 2023). Data adalah rekaman digital mengenai dunia nyata. Wujud data dapat berupa tabular, teks, video, gambar, suara, dan sebagainya (Xu *et al.*, 2021). Data juga dapat berupa informasi yang berbentuk digital biner maupun data mentah (Dalle *et al.*, 2020). Data terdiri dari informasi yang tidak ada kaitannya dan tidak punya arti sebelum dievaluasi dengan metode tertentu untuk menghasilkan pengetahuan atau keputusan.

##### 2.1.2 Gambar

Kamus Oxford mendefinisikan gambar sebagai rancangan, lukisan, atau gambar yang digunakan pada umumnya pada buku, majalah, situs web, dan sebagainya (Oxford University Press, 2023). Dalam konteks komputasi, *University of Washington* menjabarkan gambar sebagai berikut (University of Washington, 2023):

“Gambar berbasis computer terdiri dari ribuan titik warna kecil bernama ‘*pixel*’. Titik-titik kecil ini dapat terlihat apabila sebuah gambar dilihat lebih dekat dari monitor. Tiap gambar digital terdiri dari ribuan atau jutaan *pixel* individu yang memiliki nilai warnanya tersendiri.”

##### 2.1.3 Klasifikasi gambar

Klasifikasi gambar adalah kegiatan mengenali konten gambar dan memberikan label pada gambar tersebut sesuai dengan kelasnya (Liao *et al.*, 2023). Klasifikasi gambar merupakan salah satu kegiatan yang paling banyak dilakukan studi dalam bidang *deep*

*learning* (Liao *et al.*, 2023). Klasifikasi gambar bertujuan untuk mengkategorikan gambar sesuai dengan sekumpulan kelas atau *label* yang telah ditentukan (Rahman *et al.*, 2020).

#### 2.1.4 *Machine learning*

*Machine learning* dapat didefinisikan sebagai proses mengajarkan sebuah mesin untuk berpikir seperti manusia untuk melakukan tugas tertentu tanpa deprogram secara eksplisit (Silaparasetty, 2020). *Machine learning* merupakan area penelitian yang terus berevolusi karena perkembangan dalam penelitian analisa data pada era big data (Schneider & Xhafa, 2022). *Machine learning* dibagi menjadi beberapa cabang, yaitu (Silaparasetty, 2020):

a. *Unsupervised learning*

*Unsupervised learning* merujuk kepada cabang *machine learning* yang menggunakan metode tanpa label dengan cara menemukan dan mengenali pola yang terjadi pada sebuah dataset.

b. *Semi-supervised learning*

*Semi-supervised learning* adalah cabang *machine learning* yang menggabungkan pembelajaran tanpa label dan dengan label.

c. *Supervised learning*

*Supervised learning* merujuk kepada cabang *machine learning* yang menggunakan label sebagai metode pembelajaran. Label ini akan digunakan oleh model *machine learning* sebagai aturan yang perlu diikuti.

d. *Reinforced learning*

*Reinforced learning* merupakan metode pembelajaran *machine learning* yang dilakukan dengan memberikan sinyal positif ketika model *machine learning* menghasilkan output yang diinginkan, begitupun sebaliknya. Sinyal ini diberikan

sebagai umpan balik untuk *machine learning* agar model tersebut dapat belajar ke arah yang benar atau diinginkan.

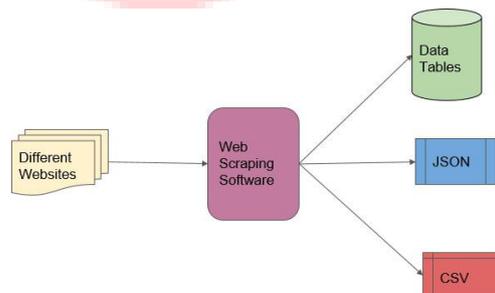
## 2.2 Teori Khusus

### 2.2.1 Ikan Mas Koki

Menurut Ensiklopedia Britannica (2023), “*Goldfish (Carassius auratus)* atau ikan mas koki merupakan ikan ornamental yang masuk ke dalam famili ikan karper (*Cyprinidae*). Ikan ini berasal dari Asia Barat, dengan proses domestikasi telah dilakukan sejak era dinasti Sung.”. Nama “*goldfish*” berasal dari pigmen warnanya yang keemasan. Namun, kini warna ikan mas koki sudah memiliki variasi warna yang beragam seperti merah, putih, hitam, kebiruan, coklat, dan lain-lain. Serta, para pengembang biak koki selalu mencoba untuk menciptakan varian baru melalui metode persilangan baik secara alami maupun artifisial. Hasilnya, kini ikan mas koki memiliki berbagai ragam bentuk secara morfologi (Tong & Hermanto, 2020).

### 2.2.2 Web Scraping

*Web scraping* adalah kegiatan mengekstrak data dari sebuah situs web (Thapelo *et al.*, 2021). Data ini dapat berupa teks, angka, gambar, maupun bentuk lain. Proses *web scraping* dapat dilakukan secara manual maupun secara otomatis dengan software ekstraksi web atau dengan membuat *script* yang diprogram untuk melihat elemen atau pola tertentu pada sebuah halaman web (Panditrao, 2021). Gambar 2.1 menunjukkan diagram proses *web scraping*.



Gambar 2.1 Proses web scraping (Sumber: Panditrao, 2021)

### 2.2.3 Augmentasi data

Augmentasi data adalah strategi untuk meningkatkan kuantitas dan kompleksitas data secara artifisial (Khan *et al.*, 2020). Augmentasi data mampu mengatasi masalah keterbatasan data dengan memperbanyak jumlah data dari dataset asli (Montalbo & Hernandez, 2019). Ada beberapa metode augmentasi data yang umum digunakan, yaitu (Shorten & Khoshgoftaar, 2019):

a. *Flipping*

*Flipping* adalah augmentasi data dengan membalikkan gambar baik secara vertikal maupun horizontal. *Flipping* merupakan salah satu augmentasi data yang paling mudah untuk diimplementasikan.

b. *Color Space*

Sebuah gambar digital biasanya memiliki dimensi seperti panjang, lebar, dan warna. Augmentasi data terhadap warna (*Color Space*) dapat dilakukan dengan cara mengisolasi salah satu *channel* warna seperti *red*, *green*, maupun *blue*. Cara lain untuk mengaugmentasi data terhadap warna data adalah dengan memanipulasi berbagai atribut warna pada gambar seperti intensitas cahaya, maupun *histogram* warna gambar.

c. *Cropping*

*Cropping* adalah metode augmentasi data yang dilakukan dengan mengisolasi objek dan memotong bagian sudut dimensi gambar.

d. *Rotation*

Augmentasi data *rotation* dapat dilakukan dengan memutar gambar ke kiri maupun kanan sebanyak  $1^\circ$  hingga  $359^\circ$ . Pada umumnya augmentasi data *rotation* dilakukan sebanyak  $1^\circ$  hingga  $20^\circ$  atau  $-1^\circ$  hingga  $-20^\circ$ .

e. *Translation*

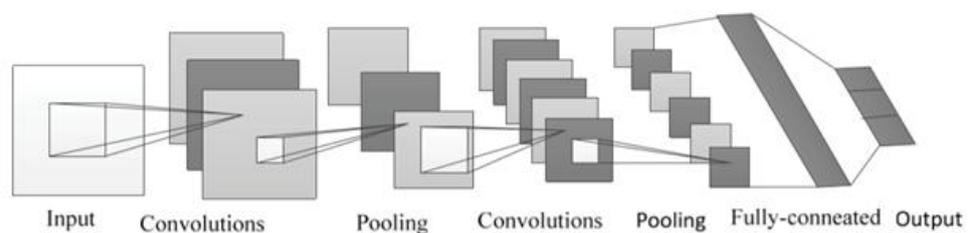
*Translation* dilakukan dengan menggeser gambar ke kiri, kanan, atas, maupun bawah. *Translation* umum digunakan oleh *face recognition* di mana gambar perlu berada di posisi tengah.

f. *Noise Injection*

Augmentasi data *noise injection* dilakukan dengan memberikan *noise* secara acak kepada gambar. Metode ini membantu *Convolutional Neural Network* untuk mengenali fitur yang lebih kompleks.

#### 2.2.4 *Convolutional Neural Network*

*Convolutional Neural Network* adalah jaringan saraf semu yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. Jenis jaringan saraf ini merupakan hasil pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang termasuk dalam jaringan saraf bertipe *feed forward (non-repetitive)* yang artinya informasi mengalir maju kedepan melalui *input layer*, melewati beberapa *hidden layer*, dan akhirnya menuju *layer* terakhir yang merupakan bagian output (Das *et al.*, 2021; Nugroho *et al.*, 2020). Sebuah *Convolutional Neural Network* mampu mengekstrak informasi berdasarkan warna, bentuk, tekstur ketika dataset yang digunakan memiliki variasi yang luas (Iqbal *et al.*, 2021).



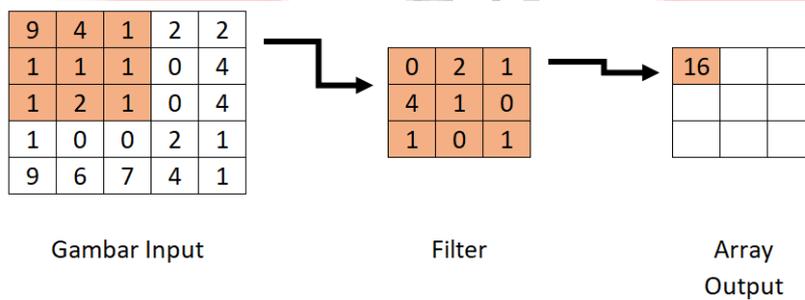
Gambar 2.2 Arsitektur umum *Convolutional Neural Network*

(Sumber: Montalbo & Hernandez, 2019)

Seperti yang digambarkan pada gambar 2.2, *Convolutional Neural Network* memiliki beberapa komponen. Komponen ini memiliki peran masing-masing yang jika dikombinasikan, akan menciptakan sebuah jaringan saraf konvolusi. Komponen-komponen dari *Convolutional Neural Network* adalah sebagai berikut:

a. *Convolutional Layer*

*Convolutional layer* merupakan komponen utama dari *Convolutional Neural Network*. *Convolutional layer* berisikan kumpulan *filter*. *Filter* adalah parameter pembelajaran yang digunakan pada masa *training* (Mostafa & Wu, 2021). Lapisan akan mengubah setiap filter ke seluruh bagian data masukan dan menghasilkan sebuah *activation map* atau *feature map 2D* (Nugroho *et al.*, 2020). Gambar 2.3 menunjukkan contoh dari cara kerja lapisan konvolusi.

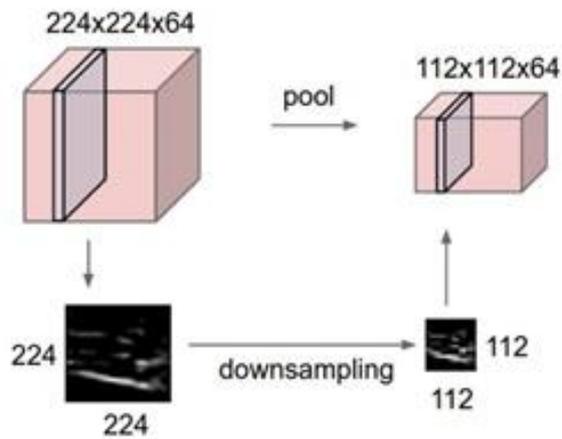


Gambar 2.3 Contoh Convolutional Layer (Sumber: Nugroho *et al.*, 2020)

b. *Pooling Layer*

Tahap ini menggunakan filter yang memiliki ukuran dan stride yang spesifik. Filter ini akan bergerak sesuai dengan stride yang ditentukan di sepanjang *feature map* atau *activation map* (Nugroho *et al.*, 2020).

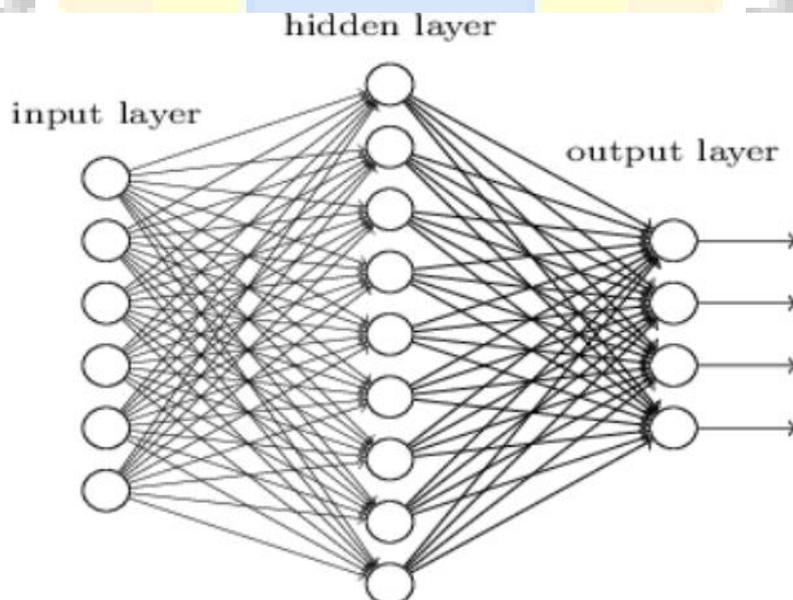
Ada dua jenis *Pooling Layer* yang umum digunakan, yaitu *Max Pooling* dan *Average Pooling*. *Max pooling* menggunakan nilai terbesar pada setiap pergeseran filter, sedangkan *Average pooling* akan mengambil nilai rata-ratanya (Nugroho *et al.*, 2020). Contoh dari *max pooling layer* ditunjukkan pada gambar 2.4.



Gambar 2.4 Contoh Max Pooling Layer (Sumber: Nugroho *et al.*, 2020)

c. *Fully Connected Layer*

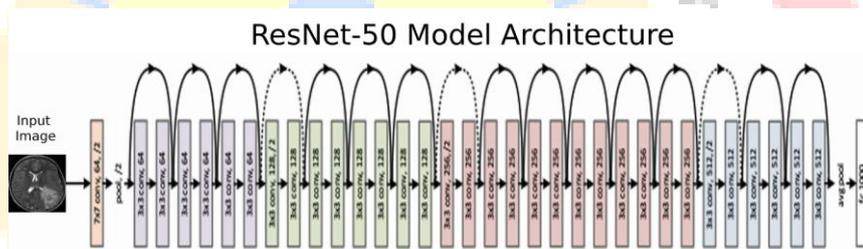
Pada tahap ini, *Feature map* yang berasal dari tahap sebelumnya memiliki bentuk *array multi dimensi*. Oleh karena itu, sebelum masuk ke tahap *Fully Connected Layer*, *Feature map* harus diubah bentuknya menjadi *flattening*. Proses ini menghasilkan vektor yang akan menjadi *input* untuk *Fully Connected Layer* (Nugroho *et al.*, 2020). Gambar 2.3 menunjukkan contoh dari *fully connected layer*.



Gambar 2.5 Contoh Fully Connected Layer (Sumber: Nugroho *et al.*, 2020)

### 2.2.5 ResNet50

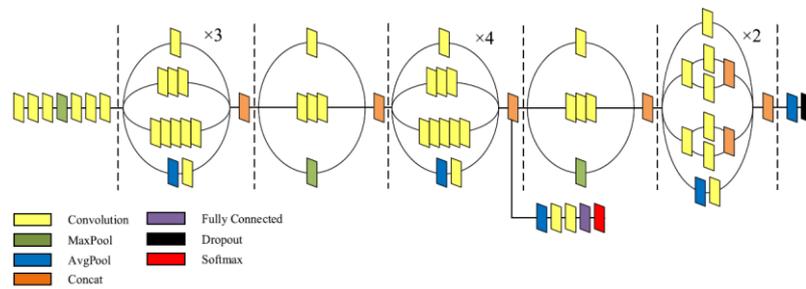
*ResNet50* merupakan arsitektur *Convolutional Neural Network* yang diperkenalkan oleh Microsoft pada tahun 2015 (Khan *et al.*, 2020). *ResNet50* menggunakan *residual network* dalam mengklasifikasi gambar. *Residual network* bekerja dengan mendapatkan informasi dari selisih fitur yang dipelajari pada lapisan input. Dibandingkan melakukan pengenalan fitur tanpa referensi, *ResNet50* menggunakan fungsi residual untuk menjadikan hasil lapisan sebelumnya sebagai referensi untuk meningkatkan akurasi (Tetila *et al.*, 2020). *ResNet50* menggunakan *skip connection* untuk meneruskan informasi ke lapisan-lapisan berikutnya (Khan *et al.*, 2020). *ResNet50* memenangkan posisi pertama pada *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) 2015* dengan error hanya sebesar 3.57% (Tetila *et al.*, 2020). Arsitektur *ResNet50* digambarkan pada gambar 2.6.



Gambar 2.6 Arsitektur Model ResNet50 (Sumber: Khan *et al.*, 2020)

### 2.2.6 Inception-V3

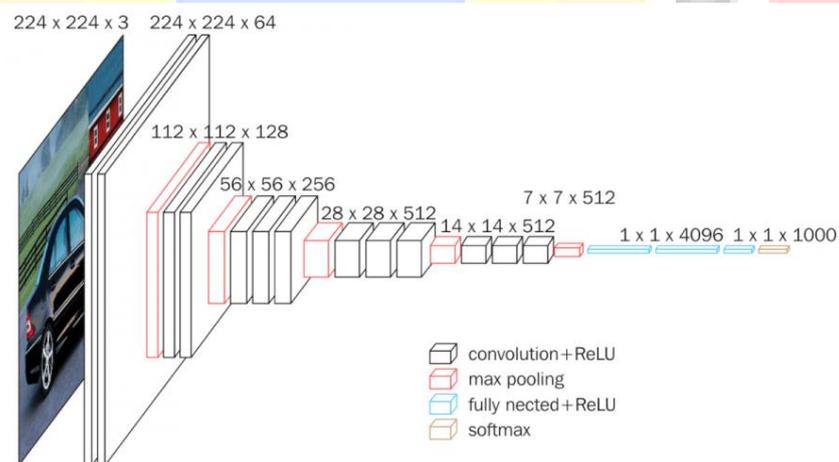
*Inception-V3* adalah generasi ketiga dari seri *Inception*, yang merupakan model *Convolutional Neural Network* yang dibuat berdasarkan model GoogleNet (X. Liu *et al.*, 2019). *GoogleNet* merupakan model *Convolutional Neural Network* yang mengadopsi struktur *inception* yang memiliki tiga ukuran *convolutional layer* yang berbeda yang akan diintegrasikan pada lapisan output (Dong *et al.*, 2020). Tujuan utama dari model *Inception* adalah mengurangi biaya komputasi dengan menggunakan *filter* berukuran kecil (Chandel *et al.*, 2021). Gambar 2.7 menunjukkan arsitektur dari model *Inception-V3*.



Gambar 2.7 Arsitektur Model Inception-V3 (Sumber: Dong *et al.*, 2020)

### 2.2.7 VGG-16

VGG-16 adalah model *Convolutional Neural Network* dengan 16 *convolution layer* yang dikembangkan oleh Karen Simonyan dan Andrew Zisserman pada tahun 2014 (Khan *et al.*, 2020). VGG-16 merupakan model *Convolutional Neural Network* yang besar dengan sekitar 138 juta parameter yang dapat dilatih, hal ini karena VGG-16 dirancang untuk meningkatkan akurasi model dalam menyelesaikan tugas yang kompleks (Banan *et al.*, 2020). VGG-16 mencapai akurasi 92.7% dalam mengklasifikasi 1000 kelas gambar dengan dataset sebesar 14 juta gambar dalam kompetisi *ImageNet 2014* (Montalbo & Hernandez, 2019). Pada gambar 2.7, digambarkan arsitektur dari model VGG-16.



Gambar 2.8 Arsitektur Model VGG-16 (Sumber: Montalbo & Hernandez, 2019)

### 2.2.8 MobileNetV2

*MobileNet-V2* merupakan generasi kedua dari arsitektur MobileNet. Arsitektur ini dirancang sebagai model efisien yang ditujukan untuk

perangkat *mobile* dan *embedded* (X. Liu *et al.*, 2019). MobileNet melakukan hal tersebut dengan mengadopsi *DepthWise Separable Convolution (DWSC)*, di mana *convolution layer* dipisah menjadi dua langkah, *DepthWise Convolution (DWC)* dan *PointWise Convolution (PWC)* (Chen, Zhang, Zeb, & Nanehkaran, 2021). Pada *DWC*, tiap *channel* melakukan operasi *convolution* dengan satu filter untuk input, dan *PWC* menggunakan hasil dari operasi *DWC* untuk melakukan operasi *convolution* yang dijabarkan oleh persamaan berikut pada rumus (1) hingga (3) (Chen *et al.*, 2021):

$$DWC(W_d, y)_{(i,j)} = \sum_{h=0}^H \sum_{l=0}^L W_{d(h,l)} \odot y(i+h, j+l) \quad (1)$$

$$PWC(W_d, y)_{(i,j)} = \sum_{k=0}^K W_k \times y(i, j, k) \quad (2)$$

$$DWSC(W_p, W_d, y)_{(i,j)} = PWC_{(i,j)}(W_p, DWC_{(i,j)}(W_d, y)) \quad (3)$$

Keterangan:

L = Panjang dimensi gambar

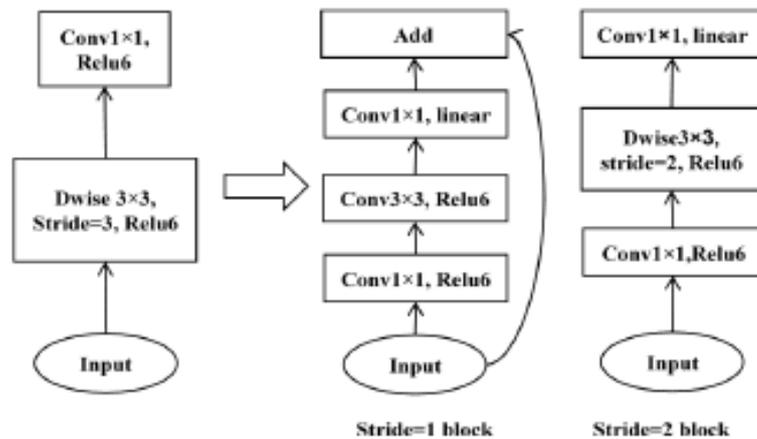
H = Lebar (tinggi) dimensi gambar

(i,j) = Posisi indeks pada gambar

K = Jumlah channel gambar

$\odot$  = Perkalian antar matriks

Berbeda dengan pendahulunya, MobileNet-V2 menggunakan *linear bottleneck* daripada fungsi aktivasi *ReLU* untuk mencegah kehilangan informasi. Gambar 2.9 merupakan gambaran mengenai perubahan struktur *MobileNet-V1* ke *MobileNet-V2* (X. Liu *et al.*, 2019):



MobileNetV1

MobileNetV2

Gambar 2.9 Perubahan Struktur antara MobileNet-V1 dengan MobileNet-V2

(Sumber: X. Liu *et al.*, 2019)

### 2.2.9 Optimizer

*Optimizer* adalah algoritma yang digunakan untuk mengoptimalkan proses pelatihan model *deep learning*. *Optimizer* bekerja untuk mengubah parameter seperti bobot dan *learning rate* dalam proses pelatihan model (Syifa & Dewi, 2022). Algoritma optimisasi kerap didefinisikan oleh peraturan yang mengontrol perilakunya dalam mengatur *learning rate*, dan tiap algoritma optimisasi dibedakan dari bagaimana algoritma tersebut mengkomputasi *learning rate* dan parameter lainnya (Choi *et al.*, 2020).

### 2.2.10 Stochastic Gradient Descent

*Stochastic Gradient Descent* atau biasa disingkat *SGD* adalah algoritma optimasi yang merupakan variasi dari algoritma *gradient descent* biasa. Daripada mengkalkulasi *gradient* menggunakan  $\frac{1}{4} \sum_{i=1}^n f_i(\omega; x_i)$ , *SGD* hanya mengambil satu sampel acak untuk mengkalkulasi *gradient*  $f_i(\omega; x_i)$  (Tian *et al.*, 2023). Karena *SGD* hanya melakukan satu kalkulasi tiap iterasi, algoritma ini lebih efisien dan hemat memori dibandingkan algoritma pendahulunya (Tian *et al.*, 2023). Gambar 2.10 adalah penjabaran algoritma *Stochastic Gradient Descent*:

```

Input: learning rate  $n_t > 0$ 
Initialize  $\omega_0 \in R^d, t = 0$ 
while Stop Criteria is True do
  Sample  $\zeta_i \sim P$  with  $i \in 1, 2, \dots, n$ 
   $\zeta_i = \nabla f_i(\omega_t; \zeta_i)$ 
   $\omega^+ = \omega - n_t \cdot \zeta_i$ 
   $t = t + 1$ 
end while

```

Gambar 2.10 Psuedocode Algoritma SGD (Sumber: Tian et al., 2023)

**2.2.11 Root Mean Square Propagation (RMSProp)**

Root Mean Square Propagation (RMSProp) merupakan modifikasi dari algoritma optimisasi lain yang bernama *Adagrad*. *RMSProp* dikembangkan untuk memperbaiki masalah yang dimiliki algoritma pendahulunya yang memiliki penurunan *learning rate* bersifat monoton (Bera & Shrivastava, 2020). *RMSProp* dinamakan *Root Mean Square Propagation* karena algoritma ini melakukan normalisasi gradien dengan pembagian akar kuadrat dari rata-rata. Pengembangan *RMSProp* pertama kali dilakukan oleh Geoffrey Hinton sebagai metode stokastik yang diterapkan pada *mini batch* (Syifa & Dewi, 2022). Algoritma *RMSProp* dideskripsikan sebagai demikian pada gambar 2.11.

```

Initialize:  $v_0 = 0$ 
For  $t = 1, 2, \dots$  do
   $g_t = \nabla f(x_t)$ 
   $v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2$ 
   $V_t = \text{diag}(v_t)$ 
   $x_{t+1} = x_t - \alpha V_t^{-\frac{1}{2}} g_t$ 
End for

```

Gambar 2.11 Psuedocode Algoritma RMSProp (Sumber: Yan et al., 2020)

**2.2.12 Adaptive Moment Estimation (ADAM)**

*Adaptive Moment Estimation (ADAM)* adalah algoritma optimisasi yang merupakan hasil pengembangan dari algoritma *Stochastic Gradient Descent* tradisional. *ADAM* adalah

gabungan dari dua algoritma, yaitu *RMSProp* dan Gradient Descent with momentum (Tien Bui *et al.*, 2020). *ADAM* menentukan *learning rate* individu yang adaptif dengan cara mengkomputasi *momentum* urutan pertama dan urutan kedua dari estimasi *gradient* (M. Liu *et al.*, 2023). Algoritma *ADAM* dideskripsikan sebagai demikian pada gambar 2.12.

```


$$m_0 = 0, v_0 = 0, t = 0$$

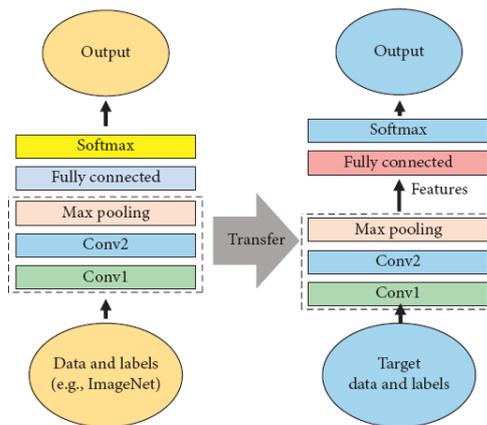
While  $\omega$  not converged, do
   $m_{t+1} = \beta_1 m_t + (1 - \beta_1) \nabla_{\omega} f(\omega_t)$ 
   $v_{t+1} = \beta_2 m_t + (1 - \beta_2) \nabla_{\omega} f(\omega_t) \otimes \nabla_{\omega} f(\omega_t)$ 
   $\omega_{t+1} = \omega_t - \alpha \frac{\sqrt{1 - \beta_2^{t+1}}}{(1 - \beta_1^{t+1})} m_t + 1 \oslash \sqrt{v_t + 1} \oplus \epsilon$ 
   $t = t + 1$ 
End While

```

Gambar 2.12 Psuedocode Algoritma ADAM (Sumber: Bock & Weiß, 2019)

### 2.2.13 Transfer learning

*Transfer learning* merupakan teknik yang digunakan dalam *deep learning* di mana informasi dari model yang telah dilatih, baik *weight* maupun *parameter* ditransfer ke model lain (Rahman *et al.*, 2020). Teknik ini dapat menjadi Solusi untuk *under-fitting*, yaitu fenomena yang terjadi ketika dataset yang digunakan untuk *training* terbilang minim (Dong *et al.*, 2020). Model *Convolutional Neural Network* yang telah dilatih dari dataset besar seperti *ImageNet* biasanya digunakan dalam proses *transfer learning* ini (Khan *et al.*, 2020). Gambar 2.13 menggambarkan cara kerja dari *transfer learning*.



Gambar 2.13 Diagram Transfer Learning (Sumber: Choe *et al.*, 2020)

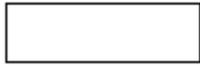
## 2.3 Teori Rancangan

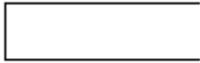
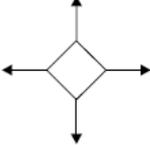
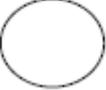
### 2.3.1 Flowchart

Bagan alir atau *flowchart* merupakan representasi grafis mengenai proses solusi langkah demi langkah untuk sebuah masalah menggunakan bentuk geometris untuk mewakili sebuah proses, aliran, operasi, maupun data (IEEE, 2023). Secara umum, *flowchart* terdiri dari dua jenis, *system flowchart* merupakan bagan alir yang berisikan solusi pada banyak masalah yang berinteraksi satu sama lain untuk mencapai tujuan (Chaudhuri, 2020). *Program flowchart* adalah bagan alir yang digunakan dalam pemrograman yang memiliki tiga fungsi. Fungsi pertama dari *program flowchart* adalah untuk mendeteksi *error* lebih dini menggunakan bantuan visual sebagai representasi logika sebuah program, fungsi kedua adalah sebagai bantuan yang mudah diikuti dengan cepat, fungsi ketiga adalah sebagai dokumentasi yang dapat bermanfaat untuk modifikasi program di masa depan (Chaudhuri, 2020).

*Flowchart* mempunyai elemen atau bentuk standar yang sering digunakan. Contoh dari elemen standar dijabarkan pada tabel 2.1:

Tabel 2.1 Simbol elemen standar flowchart

Simbol	Nama	Keterangan
	<i>Terminal</i>	Digunakan untuk menunjukkan awal dan akhir dari sebuah proses.
	<i>Input/Output</i>	Digunakan untuk menunjukkan setiap operasi <i>input</i> maupun output sebuah data.
	<i>Computer Processing</i>	Digunakan untuk menunjukkan setiap proses yang dilakukan oleh komputer.
	<i>Predefined Processing</i>	Digunakan untuk mengindikasikan proses yang tidak didefinisikan secara spesifik pada flowchart. Operasi ini biasanya digunakan

		untuk merepresentasikan sub-program.
	<i>Comment</i>	Digunakan untuk menuliskan penjelasan demi mengklarifikasi sebuah elemen.
	<i>Flow line</i>	Digunakan untuk menghubungkan antar simbol dan merepresentasikan aliran sebuah program.
	<i>Document Input/Output</i>	Digunakan Ketika input datang dari sebuah dokumen, atau output keluar ke dokumen.
	<i>Decision</i>	Digunakan untuk memutuskan proses lanjutan dari kondisi tertentu.
	<i>On-page Connector</i>	Digunakan untuk menghubungkan dua bagian <i>flowchart</i> pada halaman yang sama.
	<i>Off-page Connector</i>	Digunakan untuk menghubungkan dua bagian <i>flowchart</i> pada dua halaman yang berbeda.

Sumber: (Chaudhuri, 2020)

### 2.3.2 Python

*Python* adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang terinterpretasi, berorientasi objek, dan interaktif yang dilengkapi dengan *class* dan tipe data yang dinamis (Python Software Foundation, 2023). *Python* dikembangkan pada tahun 1990 oleh seorang ahli matematika dari Belanda, Guido Van Rossum (Silaparasetty, 2020). Nama “*Python*” berasal dari grup komedi tahun 1970-an bernama “Monty Python”, namun banyak yang mengira bahwa nama “*Python*” berasal dari spesies ular dengan nama yang sama (Python Software Foundation, 2023).

*Python* menjadi bahasa pemrograman pilihan dalam *machine learning* karena beragamnya alat, pustaka (modul siap pakai), dan *framework* yang dirancang untuk mempermudah pengembangan *machine learning* tanpa harus menulis program dari nol seperti *Pandas*, *Numpy*, *Scipy*, *Scikit-Learn*, dan *TensorFlow* (Silaparasetty, 2020).

### 2.3.3 *Split Folders*

*Split folders* adalah *library Python* yang didesain khusus untuk membagi sampel dataset menjadi tiga bagian, yaitu *training*, validasi, dan *testing*. *Library* ini dikembangkan oleh Johannes Filter yang dipublikasikan di situs GitHub. Adapun beberapa parameter yang dapat dikustomisasi ketika menggunakan *Split folders* (Filter, 2022):

a. *Output*

Lokasi direktori tujuan output. Data yang telah dibagi akan disimpan di folder yang telah dispesifikasikan pada perintah ini.

b. *Ratio*

Rasio pembagian dataset *training*, validasi, dan *testing*. Contohnya, perintah “`ratio=(.8, .1, .1)`” akan membagi dataset sebesar 80% untuk *training*, 10% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian.

c. *Fixed*

Pembagian dataset dari jumlah file dataset *training*, validasi, dan *testing*. Contohnya, perintah “`fixed=(300, 100, 100)`” akan membagi dataset sebesar 300 sampel untuk *training*, 100 sampel untuk validasi, dan 100 sampel untuk pengujian.

d. *Seed*

Angka yang diberikan untuk melakukan pengacakan ketika membagi dataset sehingga data tidak terbagi secara berurutan. 1337 merupakan angka *default* dari parameter ini.

e. *Move*

Memindahkan file dataset ketika proses pembagian daripada menyalin dataset.

## 2.4 Teori Pengujian

### 2.4.1 *Black Box Testing*

*Black Box Testing* adalah metode untuk mengevaluasi kualitas perangkat lunak dengan menitikberatkan pada fungsi-fungsi yang disediakan oleh *software* tersebut. Dengan melakukan *black box testing*, tujuannya adalah untuk mengidentifikasi adanya fungsionalitas yang tidak berfungsi, masalah antarmuka pengguna, kesalahan struktur data, anomali kinerja, dan kesalahan inisialisasi dan penghentian program (Wijaya & Astuti, 2021).

### 2.4.2 *Confusion Matrix*

*Confusion matrix* atau *error matrix* adalah alat ukur yang populer digunakan dalam memecahkan masalah klasifikasi. *Confusion matrix* merupakan tabel silang yang merekam frekuensi peristiwa yang terjadi pada dua nilai, yaitu klasifikasi asli dan klasifikasi terprediksi (Grandini *et al.*, 2020). *Confusion matrix* menggambarkan performa sebuah model klasifikasi pada sekelompok data ke dalam bentuk matriks (Sharma *et al.*, 2022). *Confusion matrix* dapat diterapkan kepada klasifikasi biner, maupun klasifikasi banyak kelas (Kulkarni *et al.*, 2020). Tabel 2.2 merupakan contoh dari *confusion matrix* berkelas majemuk.

Tabel 2.2 Contoh *Confusion matrix* banyak kelas

Kelas		Klasifikasi terprediksi			
		A	B	C	Total
Klasifikasi asli ( <i>True Positive</i> )	A	6	0	1	7
	B	3	9	1	13
	C	1	1	8	10
	Total	10	10	10	30

*Confusion matrix* menggunakan empat istilah kunci dalam evaluasinya, yaitu *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, serta *False Negative (FN)*. *True*

*positive* dan *true negative* merupakan jumlah klasifikasi yang terbilang benar dan merupakan klasifikasi yang akurat, sedangkan *false positive* dan *false negative* merupakan jumlah klasifikasi yang dilakukan model yang terbilang salah (Grandini *et al.*, 2020). Keempat istilah ini menghasilkan beberapa rumus yang dapat digunakan dalam evaluasi sebagai berikut (Grandini *et al.*, 2020):

a. Akurasi

Akurasi adalah salah satu ukuran evaluasi yang paling populer digunakan. Akurasi merupakan probabilitas sebuah model mengklasifikasi sebuah unit dengan benar. Akurasi didapatkan dengan menggunakan rumus yang dijabarkan pada rumus (4):

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

b. Presisi

Presisi adalah tolak ukur mengenai seberapa seringnya model tersebut mengklasifikasikan sesuatu sebagai “positif”. Presisi mengukur reliabilitas klasifikasi sebuah model ketika model tersebut mengklasifikasikan sebuah data menjadi “positif”. Presisi didapatkan dengan menggunakan rumus berikut pada rumus (5):

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

c. Recall

*Recall* mengukur akurasi sebuah model dalam mengklasifikasi sebuah objek positif. Dengan kata lain, *recall* dapat memberitahu kemampuan sebuah model untuk menemukan semua unit positif dalam sebuah dataset. *Recall* didapatkan dengan menggunakan rumus sesuai dengan rumus (6):

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

#### d. *F1 Score*

*F1 score* adalah rata-rata harmonis dari presisi dan *recall*, yang artinya *F1 score* memberikan bobot yang seimbang kepada presisi dan *recall* (Hicks *et al.*, 2022). Rentang nilai *F1 score* adalah 0 hingga 1, di mana nilai 1 merupakan nilai terbaik. *F1 score* didapatkan dengan menggunakan rumus (7):

$$F1 = 2 \times \frac{\text{presisi} \times \text{recall}}{\text{presisi} + \text{recall}} = \frac{2TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (7)$$

#### 2.4.3 *Gradient-weighted Class Activation Mapping (GRAD-CAM)*

*Gradient-weighted Class Activation Mapping* atau disingkat *GRAD-CAM* adalah sebuah algoritma visualisasi *Convolutional Neural Network* yang dapat menghasilkan visual bagaimana sebuah lapisan jaringan saraf semu mencari informasi yang dibutuhkan untuk mengidentifikasi sebuah gambar (Selvaraju *et al.*, 2019). *GRAD-CAM* merupakan metode yang bermanfaat untuk melakukan *debug* terhadap hasil klasifikasi (Banan *et al.*, 2020). *GRAD-CAM* dapat dirumuskan menggunakan persamaan yang dijabarkan pada rumus (8) (Selvaraju *et al.*, 2019):

$$L_{GRAD-CAM}^c = ReLU(\sum_k \alpha_k^c A^k) \quad (8)$$

Keterangan:

$L_{GRAD-CAM}^c$  : Pemetaan visualisasi untuk kelas  $c$

$ReLU$  : Fungsi aktivasi  $ReLU$  untuk mengisolasi gradien positif saja yang ditunjukkan oleh grafik visualisasi

$A^k$  : *Feature map*, matriks yang menangkap aktivasi sebuah filter *Convolutional Neural Network*.

$\alpha_k^c$  : Bobot (*weight*) seberapa besar pengaruh dari *feature map* ke- $k$  untuk klasifikasi kelas  $c$ .

## 2.5 Tinjauan Studi

### a. Penelitian Rahman *et al.* (2020)

Tabel 2.3 Jurnal ke-1

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Recognition of Local Birds of Bangladesh using MobileNet and Inception-V3</i>
2	Jurnal	<i>International Journal of Advanced Computer Science And Applications (IJACSA)</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 11, Nomor 8, 309-316
4	Bulan dan tahun	2020
5	Penulis	Md. Mahbubur Rahman, Al Amin Biswas, Aditya Rajbongshi, Anup Majumder
6	Penerbit	<i>The Science and Information Organization (SAI)</i>
7	Tujuan penelitian	Mengidentifikasi tujuh spesies burung lokal di Bangladesh menggunakan gambar.
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan di Bangladesh, dengan subjek penelitian adalah dataset 3500 sampel dari 7 spesies burung lokal di Bangladesh.
9	Perancangan sistem	a. <i>MobileNet</i> b. <i>Inception-V3</i>
10	Hasil penelitian	Berdasarkan hasil pengujian, <i>MobileNET</i> dengan metode <i>Transfer Learning</i> unggul dalam akurasi dengan hasil 91%. Disusul dengan <i>MobileNET</i> tanpa <i>Transfer Learning</i> (85,86%), <i>Inception-V3</i> tanpa <i>Transfer Learning</i> (85,57%), dan <i>Inception-V3</i> dengan <i>Transfer learning</i> di posisi terakhir dengan akurasi 66%
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah dilakukannya perbandingan antara model yang menggunakan <i>Transfer Learning</i> dengan model tanpa <i>Transfer Learning</i> untuk melihat perbedaan performa dari kedua metode.
12	Kelemahan penelitian	Kekurangan dari penelitian ini adalah kurangnya diskusi dibalik fenomena pengaruh <i>Transfer Learning</i> terhadap akurasi kedua model. Sehingga, penyebab <i>MobileNet</i> yang menjadi lebih akurat dengan <i>Transfer Learning</i> sedangkan <i>Inception-V3</i> yang akurasinya menurun drastis dengan <i>Transfer Learning</i> tidak terjawab, sehingga saran untuk penelitian di masa depan perlu memperdalam pengaruh <i>Transfer Learning</i> terhadap akurasi model <i>Convolutional Neural Network</i> .
13	Kesimpulan	Dari empat metode yang diajukan pada penelitian ini, <i>MobileNet</i> yang dilatih dengan <i>Transfer Learning</i> memiliki performa tertinggi dengan hasil 91%

**b. Penelitian Chandel *et al.* (2021)**

Tabel 2.4 Jurnal ke-2

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Identifying crop water stress using deep learning models</i>
2	Jurnal	<i>Springer Neural Computing and Application</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 33, 5353-5367
4	Bulan dan tahun	September 2021
5	Penulis	Narendra Singh Chandel, Subir Kumar Chakraborty, Yogesh Anand Rajwade, Kumkum Dubey, Mukesh K. Tiwari, Dilip Jat
6	Penerbit	<i>Springer Nature</i>
7	Tujuan penelitian	Mengidentifikasi ciri-ciri fisik kekeringan pada 3 jenis tanaman menggunakan tiga arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Subjek penelitian adalah dataset 1200 buah gambar yang terdiri dari 3 jenis tanaman, yaitu jagung, kedelai, dan bendi yang didapatkan dalam kondisi normal dan kondisi kekeringan.
9	Perancangan sistem	a. <i>AlexNet</i> b. <i>GoogleNet</i> c. <i>Inception-V3</i>
10	Hasil penelitian	Dari tiga arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> yang diajukan, <i>GoogleNet</i> memiliki performa yang ter-akurat dengan nilai akurasi 98.30%, 97.50%, dan 94.16% untuk masing-masing tanaman, sedangkan <i>AlexNet</i> memiliki performa terburuk dari 3 arsitektur yang dibandingkan dengan akurasi 51.73%, 61,19%, dan 42,42% untuk masing-masing tanaman.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah adanya perbandingan hasil akurasi tiap model pada tahap-tahap pelatihan yang berbeda seperti 10 <i>epoch</i> dan 5 <i>epoch</i> untuk mengetahui pengaruh dari jumlah iterasi pelatihan bagi akurasi model.
12	Kelemahan penelitian	Kekurangan dari penelitian ini adalah dataset didapatkan dengan kondisi iklim dan cuaca terkontrol. Tergantung kondisi iklim, cuaca, dan musim, ada peluang bahwa akurasi model <i>Convolutional Neural Network</i> dapat mengalami fluktuasi, terutama dalam kondisi cuaca pancaroba. Saran untuk penelitian di masa depan adalah perlunya pendalaman mengenai faktor-faktor eksternal yang berpotensi mengubah akurasi model klasifikasi gambar.
13	Kesimpulan	<i>Convolutional Neural Network</i> terbukti menjadi metode yang efektif untuk mendeteksi kekeringan pada tanaman, sehingga dapat diaplikasikan untuk bidang pertanian maupun perkebunan.

c. Penelitian Tan *et al.* (2022)

Tabel 2.5 Jurnal ke-3

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Animal Detection and Classification from Camera Trap Images Using Different Mainstream Object Detection Architectures</i>
2	Jurnal	<i>Animals</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 12, Nomor 15
4	Bulan dan tahun	Agustus 2022
5	Penulis	Mengyu Tan, Wentao Chao, Jo-Ku Cheng, Mo Zhou, Yiwen Ma, Xinyi Jiang, Jianping Ge, Lian Yu, Limin Feng
6	Penerbit	MDPI
7	Tujuan penelitian	Memper memudahkan survey binatang liar dengan mendeteksi dan mengidentifikasi hewan liar menggunakan kamera pengamat dan beberapa arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan di <i>The Northeast Tiger and Leopard National Park</i> , dengan subjek penelitian berupa dataset video yang diambil dari kamera infra merah dari tahun 2014 hingga 2020. Dataset video diekstrak menjadi gambar statis dengan kecepatan 50 <i>frame</i> per detik menggunakan <i>script</i> pemrograman <i>Python</i> , menghasilkan dataset gambar sebesar 25.657 buah gambar yang terbagi dua, yaitu siang hari dan malam hari
9	Perancangan sistem	a. <i>YOLOv5s</i> b. <i>YOLOv5m</i> c. <i>YOLOv5l</i> d. <i>ResNet50</i> e. <i>ResNet101</i> f. <i>Cascade</i>
10	Hasil penelitian	Hasil yang didapatkan dari pengujian ini adalah <i>YOLOv5m</i> mencapai nilai paling akurat dengan akurasi 88%, serta memiliki prediksi yang paling konsisten dibandingkan model lainnya.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah dilakukannya perbandingan antara <i>Convolutional Neural Network</i> dengan metode pengenalan gambar lainnya seperti <i>YOLO</i> yang dapat mengenali gambar secara <i>real time</i> , serta <i>RNN</i> .
12	Kelemahan penelitian	Kekurangan dari penelitian ini adalah tidak ditelusurinya <i>data augmentation</i> dalam pemrosesan dataset. Walaupun bersifat opsional, augmentasi data dapat memperkuat dataset secara artifisial, dan berpotensi meningkatkan akurasi model lebih lanjut, sehingga saran untuk penelitian di masa depan adalah perlunya penelusuran lebih lanjut terhadap augmentasi data dalam tahap pemrosesan dataset.
13	Kesimpulan	Masing-masing model menghasilkan akurasi yang memuaskan, akan tetapi tiap model mengalami kesulitan dalam mendeteksi hewan dengan gambar yang buram, terlalu

		dekat, terlalu jauh, dan tersembunyi, serta spesies yang memiliki ciri fisik serupa rentan mengalami misidentifikasi.
--	--	---

**d. Penelitian Iqbal et al. (2021)**

Tabel 2.6 Jurnal ke-4

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Automatic Fish Species Classification Using Deep Convolutional Neural Networks</i>
2	Jurnal	<i>Wireless Personal Communication</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 116, Nomor 2, 1043-1053
4	Bulan dan tahun	Januari 2021
5	Penulis	Muhammad Ather Iqbal, Zhijie Wang, Zain Anwar Ali, Shazia Riaz
6	Penerbit	<i>Springer</i>
7	Tujuan penelitian	Mengidentifikasi spesies ikan laut menggunakan beberapa arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i>
8	Lokasi dan subjek penelitian	Subjek penelitian berupa dataset berasal dari “ <i>QUT Fish Dataset</i> ” dengan data sebesar 1334 gambar dari 6 jenis spesies ikan laut. Jumlah dataset tiap spesies ikan bervariasi dari 100 hingga 300 gambar per label.
9	Perancangan sistem	a. <i>AlexNet</i> b. <i>VGG-16</i> c. <i>VGG-19</i> d. <i>Convolutional Neural Network</i>
10	Hasil penelitian	Hasil yang didapatkan dari pengujian ini adalah <i>VGG-19</i> mencapai akurasi tertinggi dengan akurasi sebesar 91.24%, <i>AlexNet</i> memiliki akurasi terendah dengan akurasi sebesar 86.65%, sedangkan model <i>Convolutional Neural Network</i> yang diajukan penulis mencapai akurasi 90.48% dengan lapisan <i>dropout</i> , 87.35% tanpa lapisan <i>dropout</i> .
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah dilakukannya perbandingan antara arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> yang diajukan oleh peneliti mampu bersaing dengan arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> lain sebagai titik referensi untuk performa model yang diajukan peneliti.
12	Kelemahan penelitian	Kekurangan dari penelitian ini adalah besarnya variasi jumlah dataset untuk setiap label. Hal tersebut dapat mempengaruhi akurasi model ketika proses training.
13	Kesimpulan	Berdasarkan hasil komparasi antar model, arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> yang diajukan oleh peneliti mampu bersaing dengan arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> lain seperti <i>VGG-16</i> , <i>VGG-19</i> , dan <i>AlexNet</i> dari aspek akurasi.

e. Penelitian Ye *et al.* (2020)

Tabel 2.7 Jurnal ke-5

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>ResNet-Locust-BN Network-Based Automatic Identification of East Asian Migratory Locust Species and Instars from RGB Images</i>
2	Jurnal	<i>Insects</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 11, Nomor 8
4	Bulan dan tahun	Juli 2020
5	Penulis	Sijing Ye, Shuhan Lu, Xuesong Bai, Jinfeng Gu
6	Penerbit	<i>MDPI</i>
7	Tujuan penelitian	Membantu pendeteksian hama belalang menggunakan beberapa arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Subjek penelitian berupa dataset yang diambil menggunakan kamera <i>Canon EOS-5D Mark II</i> yang menghasilkan dataset belalang sebanyak 30 ribu buah gambar yang terdiri dari 5 label, yaitu belalang asia (fase ketiga, fase kelima, dan dewasa), belalang padi, dan belalang kapas. Setiap label memiliki 4000 data training, 1000 data validasi, dan 1000 data testing.
9	Perancangan sistem	a. <i>ResNet18</i> b. <i>ResNet50</i> c. <i>AlexNet</i> d. <i>GoogleNet</i> e. <i>VGGNet</i> f. <i>Resnet-Locust-BN</i>
10	Hasil penelitian	Hasil yang didapatkan dari pengujian ini adalah model <i>ResNet-Locust-BN</i> yang dikembangkan penulis mencapai akurasi tertinggi (90,16%), disusul <i>VGGNet</i> (81,40%), <i>ResNet50</i> (80,84%), <i>AlexNet</i> (73,68%), <i>GoogleNet</i> (69,12%), dan pada posisi terakhir adalah <i>ResNet-18</i> dengan akurasi 67,60%.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah dilakukannya perbandingan antara arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> yang diajukan oleh peneliti mampu bersaing dengan arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> lain sebagai titik referensi untuk performa model yang diajukan peneliti.
12	Kelemahan penelitian	Salah satu kelemahan penelitian ini adalah tidak adanya eksplorasi terhadap augmentasi data saat mengolah dataset. Meskipun tidak wajib, augmentasi data bisa meningkatkan kualitas dataset secara buatan, dan berpeluang memperbaiki akurasi model lebih jauh.
13	Kesimpulan	Berdasarkan hasil komparasi antar model, arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> yang diajukan oleh peneliti mampu menghasilkan akurasi yang kompetitif dengan arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> lain seperti <i>Resnet18</i> , <i>ResNet50</i> , <i>AlexNet</i> , <i>GoogleNet</i> , dan <i>VGGNet</i> .

f. Penelitian Hansen *et al.* (2019)

Tabel 2.8 Jurnal ke-6

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Species-level image classification with convolutional neural network enables insect identification from habitus images</i>
2	Jurnal	<i>Ecology and Evolution</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 10, Nomor 2, 737-747
4	Bulan dan tahun	Januari 2020
5	Penulis	Oskar L. P. Hansen, Jens-Christian Svenning, Kent Olsen, Steen Dupont, Beulah H. Garner, Alexandros Iosifidis, Benjamin W. Price, Toke T. Høye
6	Penerbit	<i>John Wiley &amp; Sons</i>
7	Tujuan penelitian	Menguji apakah <i>Convolutional Neural Network</i> dapat mengidentifikasi jenis serangga kumbang pada level spesies dan genus dengan jumlah kelas yang besar.
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan pada <i>Natural History Museum</i> di London yang menghasilkan sebuah dataset yang terdiri dari 65,841 spesimen. Kemudian, dilakukan proses seleksi dan eliminasi spesies yang tidak ideal seperti tidak memiliki klasifikasi taksonomi yang tidak lengkap, tidak memiliki ciri fisik yang lengkap, dan juga kumbang tahap larva. Dari proses eliminasi ini, tereliminasi 70 spesies. Kemudian, dilakukan proses pelabelan gambar, menghasilkan dataset yang berisi 291 label spesies dan 80 label genus.
9	Perancangan sistem	a. <i>Inception-V3</i>
10	Hasil penelitian	Hasil yang didapatkan dari pengujian ini adalah model <i>Inception-V3</i> mampu mengklasifikasikan 51.9% sampel secara benar hingga ke level spesies dan 74.9% sampel ke tingkatan genus secara tepat. Pada penelitian ini, penulis menilai bahwa persentase <i>recall</i> merupakan metrik pengukuran yang penting untuk kasus ini, karena ketepatan model dalam mengidentifikasi objek dengan label yang benar lebih diprioritaskan. Dalam penelitian ini, <i>Inception-V3</i> mencapai nilai <i>recall</i> sebesar 50.7% di tingkat spesies, dan 74.6% pada level genus.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah jumlah dataset yang sangat besar volume nya, serta ruang lingkup kelas klasifikasi yang luas.
12	Kelemahan penelitian	Salah satu kelemahan penelitian ini adalah kurangnya perbandingan <i>Inception-V3</i> terhadap arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> lainnya sebagai tolak ukur dalam membandingkan performa <i>Inception-V3</i> .

13	Kesimpulan	Arsitektur <i>Inception-V3</i> mampu mengklasifikasi dan mengidentifikasi spesies dan genus dalam jumlah besar dan ruang lingkup luas dengan akurasi yang mencukupi.
----	------------	--

**g. Penelitian Montalbo & Hernandez (2019)**

Tabel 2.9 Jurnal ke-7

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Classification of Fish Species with Augmented Data using Deep Convolutional Neural Network</i>
2	Jurnal	<i>2019 IEEE 9th International Conference on System Engineering and Technology (ICSET)</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Halaman 396-401
4	Bulan dan tahun	Oktober 2019
5	Penulis	Francis Jesmar P. Montalbo, Alexander A. Hernandez
6	Penerbit	<i>IEEE</i>
7	Tujuan penelitian	Melakukan klasifikasi tiga jenis spesies ikan laut pada laut di sekitar pulau Verde menggunakan augmentasi data pada <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan pulau Verde di Filipina menggunakan dataset sebesar 530 gambar ikan laut untuk penelitian ini didapatkan dari <i>FishBase</i> yang merupakan <i>database</i> berisikan data mengenai berbagai spesies ikan. Dataset dibagi menjadi 3 label, <i>Amphiprion Clarkii</i> (ikan badut), <i>Chaetodon baronessa</i> (ikan keep-kepe), dan <i>Ctenochaetus binotatus</i> (ikan madah). 455 buah gambar dipergunakan untuk <i>training</i> sedangkan 75 buah gambar dikhususkan untuk pengujian model.
9	Perancangan sistem	a. <i>VGG-16</i>
10	Hasil penelitian	<i>VGG-16</i> berhasil mengklasifikasi 74 dari 75 data pengujian dengan tepat, dengan <i>Amphiprion Clarkii</i> sebanyak 10 kali dengan tepat, <i>Chaetodon baronessa</i> sebanyak 40 kali dengan benar, dan <i>Ctenochaetus binotatus</i> sebanyak 24 kali dengan tepat dan 1 kali salah. Secara keseluruhan, <i>VGG-16</i> mencapai akurasi sebesar 99%.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah hasil akurasi model yang sangat tinggi sebesar 99% hanya dengan menggunakan data yang terbatas jumlahnya.
12	Kelemahan penelitian	Kekurangan dari penelitian ini adalah sumber datasetnya yang terbilang lama. <i>FishBase</i> merupakan <i>database</i> yang dikembangkan pada tahun 1997, sehingga berpotensi untuk kehilangan relevansinya,
13	Kesimpulan	Augmentasi data terbukti membantu dalam meningkatkan akurasi model dengan memperbanyak dataset secara artifisial kepada sampel data yang sangat terbatas.

**h. Penelitian X. Liu et al. (2019)**

Tabel 2.10 Jurnal ke-8

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Real-time Marine Animal Images Classification by Embedded System Based on Mobilenet and Transfer Learning</i>
2	Jurnal	<i>OCEANS 2019</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Halaman 1-5
4	Bulan dan tahun	Oktober 2019
5	Penulis	Xuefeng Liu, Zhenqing Jia, Xiaoke Hou, Min Fu, Li Ma, Qiaoqiao Sun
6	Penerbit	<i>IEEE</i>
7	Tujuan penelitian	mengidentifikasi berbagai objek bawah laut secara <i>real-time</i> menggunakan bantuan <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan pada dataset sebesar 8455 buah gambar diambil dari bawah laut dan dari internet. Dataset ini dibagi menjadi 7 label yang berisikan ikan, udang, kerang, kepiting, lobster, teripang, dan abalon
9	Perancangan sistem	a. <i>Inception-V3</i> b. <i>MobileNet V1</i> c. <i>MobileNetV2</i>
10	Hasil penelitian	Hasil evaluasi yang didapatkan dalam penelitian ini adalah <i>MobileNetV2</i> mencapai akurasi tertinggi dengan nilai sebesar 95%, disusul oleh <i>Inception-V3</i> dengan akurasi sebesar 93,6%, dan pada posisi terakhir, <i>MobileNet V1</i> pada posisi terakhir dengan akurasi 92,6%. Pada penelitian ini, penulis mencari model <i>Convolutional Neural Network</i> yang memiliki keseimbangan antara performa akurasi dan kecepatan klasifikasi gambar untuk pengimplementasian klasifikasi objek bawah laut secara <i>real-time</i> . Pada proses pengujian, ditemukan <i>MobileNet V1</i> memiliki waktu klasifikasi tersingkat, yakni 0,0569 detik, disusul <i>MobileNetV2</i> dengan waktu 0,0578 detik, sementara itu <i>Inception-V3</i> memiliki waktu klasifikasi terpanjang dengan waktu 0,1361 detik. Dengan selisih waktu hanya 0,001 detik namun dengan selisih akurasi yang signifikan, yaitu 2,4%.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah dilakukannya perbandingan durasi klasifikasi pada tiap arsitektur yang diuji. Untuk mengklasifikasi gambar secara <i>real-time</i> , lamanya waktu klasifikasi merupakan faktor vital yang perlu dipertimbangkan selain akurasi.
12	Kelemahan penelitian	Kelemahan dari penelitian ini adalah ketidakseimbangan proporsi jumlah sampel pada tiap kelas yang diklasifikasikan.
13	Kesimpulan	<i>MobileNetV2</i> merupakan model <i>Convolutional Neural Network</i> yang cocok untuk pengimplementasian klasifikasi gambar di bawah laut karena keseimbangan antara akurasi dan kecepatan klasifikasi gambarnya.

i. Penelitian Banan *et al.* (2020)

Tabel 2.11 Jurnal ke-9

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Deep learning-based appearance features extraction for automated carp species identification</i>
2	Jurnal	<i>Aquacultural Engineering</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 89, Halaman 1-10
4	Bulan dan tahun	Mei 2020
5	Penulis	Ashkan Banan, Amin Nasiri, Amin Taheri-Garavand
6	Penerbit	<i>Elsevier</i>
7	Tujuan penelitian	Memonitor ekosistem akuatik dengan mengidentifikasi spesies ikan karper menggunakan klasifikasi gambar melalui <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan dengan membuat dataset dengan membius ikan sampel dan mengambil foto ikan tersebut menggunakan kamera smartphone selagi ikan sampel tidak sadarkan diri, menghasilkan dataset sebesar 409 buah gambar. Kemudian, dataset dipisahkan menjadi empat jenis spesies ikan karper pada proses <i>labelling</i> . Empat jenis ikan yang diklasifikasikan pada penelitian ini meliputi <i>bighead carp</i> , <i>common carp</i> , <i>grass carp</i> , dan <i>silver carp</i> .
9	Perancangan sistem	a. <i>VGG-16</i> b. <i>Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM)</i>
10	Hasil penelitian	Hasil evaluasi yang didapatkan dalam penelitian ini adalah <i>VGG-16</i> mencapai akurasi 100% pada tahap pengujian. Adapun diskusi pada penelitian ini mengenai bagaimana <i>Convolutional Neural Network</i> mengidentifikasi objek pada gambar. Peneliti memvisualisasikan fenomena ini menggunakan metode <i>Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM)</i> . Dengan visualisasi ini, peneliti menemukan bahwa kepala merupakan bagian anatomi ikan yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah digunakannya visualisasi seperti <i>GRAD-CAM</i> untuk mengevaluasi seberapa baik sebuah model untuk mengenali fitur dan ciri fisik dari objek yang diidentifikasi.
12	Kelemahan penelitian	Kekurangan dari penelitian ini adalah dataset diambil dengan semua ikan berada di posisi, latar belakang, dan <i>angle</i> kamera yang sama. Hal ini tidaklah representatif terhadap ekosistem akuatik sungguhan di mana latar belakang sangatlah bervariasi seperti bebatuan, tumbuhan laut, pasir, dan sebagainya.
13	Kesimpulan	<i>Convolutional Neural Network</i> menghasilkan performa yang menjanjikan dalam mengklasifikasi spesies ikan karper, serta diketahui juga bahwa bentuk fisik anatomi dapat mempengaruhi klasifikasi dari model tersebut.

j. Penelitian Choe *et al.* (2020)

Tabel 2.12 Jurnal ke-10

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>The Real-Time Mobile Application for Classifying of Endangered Parrot Species Using the CNN Models Based on Transfer Learning</i>
2	Jurnal	<i>Mobile Information System</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 2020, Nomor 1475164, 1-13
4	Bulan dan tahun	Maret 2020
5	Penulis	Daegy Choe, Eunjeong Choi, Dong Keun Kim
6	Penerbit	<i>Hindawi</i>
7	Tujuan penelitian	Mengidentifikasi burung kakatua dan macau langka menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan di <i>Seoul Grand Park Zoo</i> menghasilkan dataset primer yang dilengkapi dengan dataset sekunder didapatkan menggunakan metode <i>web scraping</i> pada <i>Google Search</i> . Kedua dataset ini menghasilkan data sebesar 3920 gambar dengan 980 gambar sampel per spesies.
9	Perancangan sistem	a. <i>Inception-V3</i> b. <i>ResNet50</i> c. <i>NASNetMobile</i> d. <i>InceptionResNet V2</i>
10	Hasil penelitian	Hasil evaluasi yang didapatkan dalam penelitian ini adalah dua kali pelatihan model, <i>transfer learning</i> dan tanpa <i>transfer learning</i> memiliki perbedaan akurasi yang signifikan. <i>Transfer learning</i> meningkatkan akurasi tiap model dari 16,75% hingga 23,5%. <i>NASNetMobile</i> dengan bantuan <i>transfer learning</i> mencapai nilai akurasi tertinggi dengan nilai sebesar 96,75%, sedangkan <i>ResNet50</i> tanpa <i>transfer learning</i> memiliki nilai akurasi terendah dengan nilai 70%.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah dilakukannya perbandingan antara model yang menggunakan <i>Transfer Learning</i> dengan model tanpa <i>Transfer Learning</i> untuk melihat perbedaan performa dari kedua metode.
12	Kelemahan penelitian	Kekurangan dari penelitian ini adalah kurangnya jenis burung langka yang dapat diklasifikasi. Empat label klasifikasi merupakan jumlah label yang terbilang sedikit, dan perlu adanya pendalaman mengenai akurasi model-model <i>Convolutional Neural Network</i> tersebut pada klasifikasi yang lebih kompleks.
13	Kesimpulan	<i>Transfer learning</i> dapat mempengaruhi akurasi model secara signifikan dengan peningkatan akurasi hingga 23,5%.

k. Penelitian Tetila *et al.* (2020)

Tabel 2.13 Jurnal ke-11

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Detection and classification of soybean pests using deep learning with UAV images</i>
2	Jurnal	<i>Computers and Electronics in Agriculture</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 179, 2-11
4	Bulan dan tahun	Desember 2020
5	Penulis	Everton Castela Tetila, Bruno Brandoli Machado, Gilberto Astolfi, Nicolas Alessandro de Souza Belete, Willian Paraguassu Amorim, Antonia Railda Roel, Hemerson Pistori
6	Penerbit	<i>Elsevier</i>
7	Tujuan penelitian	Mengidentifikasi hama pada tanaman kedelai menggunakan deep learning.
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan pada sebuah kebun kedelai dengan mengambil citra dari atas udara menggunakan <i>drone</i> beresolusi tinggi sejumlah 300 buah gambar. Kemudian, dilakukan proses segmentasi gambar menggunakan <i>software PYNVISAO</i> untuk melabeli tiap hama yang ditemukan pada gambar dari <i>drone</i> tersebut. Pada akhirnya ditemukan sekitar 5,000 gambar hama yang dibagi menjadi 12 spesies dengan satu label tambahan yang berisikan daun tanpa hama.
9	Perancangan sistem	a. <i>VGG-16</i> b. <i>VGG-19</i> c. <i>Inception-V3</i> d. <i>ResNet50</i> e. <i>Xception</i>
10	Hasil penelitian	Hasil evaluasi yang didapatkan dalam penelitian ini adalah <i>ResNet50</i> mendapatkan nilai akurasi tertinggi dengan akurasi sebesar 93.82%, disusul oleh <i>Inception-V3</i> dengan akurasi sebesar 91,87%, <i>VGG-16</i> dengan akurasi 91,8%, <i>VGG-19</i> dengan nilai akurasi 91,33%, dan disusul dengan <i>Xception</i> pada posisi terakhir dengan nilai 90.52%.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah luasnya lingkup arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> yang dievaluasi performanya untuk menjadi titik ukur akurasi antar arsitektur.
12	Kelemahan penelitian	Kelemahan dari penelitian ini adalah ketidakseimbangan proporsi jumlah sampel pada tiap kelas yang diklasifikasikan.
13	Kesimpulan	<i>Convolutional Neural Network</i> terbukti dalam mengidentifikasi hama pada tanaman kedelai dan kedepannya dapat diimplementasikan pada sektor perkebunan maupun pertanian untuk mencegah hama merusak tanaman yang dihindarkannya.

## 1. Penelitian Rauf *et al.* (2019)

Tabel 2.14 Jurnal ke-12

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Visual features based automated identification of fish species using deep Convolutional Neural Networks</i>
2	Jurnal	<i>Computers and Electronics in Agriculture</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 167, 1-17
4	Bulan dan tahun	Desember 2019
5	Penulis	Hafiz Tayyab Rauf, M. Ikram Ullah Lali, Saliha Zahoor, Syed Zakir Hussain Shah, Abd Ur Rehman, Syed Ahmad Chan Bukhari
6	Penerbit	<i>Elsevier</i>
7	Tujuan penelitian	Mengidentifikasi enam spesies ikan air tawar berdasarkan tiga kategori, yaitu kepala, sisik, dan seluruh tubuh menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan oleh dataset yang didapatkan dari <i>Fish-Pak</i> , sebuah dataset ikan air tawar dari Pakistan yang telah diberikan label oleh tim penyedia data. Dengan sampel sebanyak 915 buah gambar yang disaring menjadi 438 gambar, kemudian dibagi menjadi 6 label. Kemudian, dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu area kepala, bentuk tubuh, dan sisik.
9	Perancangan sistem	<ul style="list-style-type: none"> <li>a. <i>Convolutional Neural Network</i></li> <li>b. <i>ResNet50</i></li> <li>c. <i>AlexNet</i></li> <li>d. <i>GoogleNet</i></li> <li>e. <i>LeNet-5</i></li> <li>f. <i>VGG-16</i></li> <li>g. <i>VGG 1 blok</i></li> <li>h. <i>VGG 2 blok</i></li> <li>i. <i>VGG 3 blok</i></li> </ul>
10	Hasil penelitian	Hasil evaluasi yang didapatkan dalam penelitian ini adalah model yang diajukan peneliti mencapai akurasi tertinggi dengan akurasi sebesar 95.73%, 96.02% and 96.94% untuk bagian kepala, tubuh, dan sisik secara berurutan. Secara kronologis, urutan model <i>Convolutional Neural Network</i> dari yang paling akurat hingga model dengan akurasi terkecil adalah model <i>Convolutional Neural Network</i> yang diajukan peneliti, <i>ResNet50</i> , <i>AlexNet</i> , <i>GoogleNet</i> , <i>VGG 1 blok</i> , <i>VGG-16</i> , <i>VGG 3 blok</i> , <i>LeNet-5</i> , kemudian <i>VGG 2 blok</i> pada posisi terakhir.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah dilakukannya perbandingan klasifikasi per segmen bagian anatomi ikan mulai dari kepala, tubuh, dan sisik untuk mengevaluasi bagian yang paling berpengaruh dalam klasifikasi oleh tiap arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> .

12	Kelemahan penelitian	Kelemahan dari penelitian ini adalah ketidakseimbangan proporsi jumlah sampel pada tiap kelas yang diklasifikasikan
13	Kesimpulan	Arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> yang diajukan oleh peneliti memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan arsitektur konvensional lainnya dalam mengklasifikasi ikan air tawar.

**m. Penelitian Ariawan *et al.* (2022)**

Tabel 2.15 Jurnal ke-13

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	Klasifikasi Tiga <i>Genus</i> Ikan Karang Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i>
2	Jurnal	Jurnal Ilmu dan Teknologi Kelautan Tropis
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 14, Nomor 2, 205-216
4	Bulan dan tahun	Agustus 2022
5	Penulis	Ishak Ariawan, Wildan Aprizal Arifin, Ayang Armelita, Rosalia, Lukman, Nabila Tufailah
6	Penerbit	Institut Perikanan Bogor
7	Tujuan penelitian	Mengidentifikasi tiga <i>genus</i> ikan karang menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan pada dataset yang diambil dari situs <i>Kaggle</i> yang terdiri dari 795 sampel gambar ikan yang meliputi 278 sampel <i>Epinephelus spp.</i> , 213 sampel <i>Halichoeres spp.</i> , dan 304 sampel gambar <i>Lutjanus spp.</i>
9	Perancangan sistem	a. <i>Convolutional Neural Network</i>
10	Hasil penelitian	Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai nilai akurasi yang memuaskan sebesar 89,92% pada <i>testing</i> . Selain itu, model yang dibangun cukup bagus dengan selisih nilai rata-rata antara <i>precision</i> dan <i>sensitivity</i> tidak terlalu besar, <i>precision</i> sebesar 89,92% dan <i>sensitivity</i> sebesar 86,49%.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah adanya perbandingan hasil akurasi tiap model pada tahap-tahap pelatihan yang berbeda seperti 10 <i>epoch</i> , 20 <i>epoch</i> dan 30 <i>epoch</i> untuk mengetahui pengaruh dari jumlah iterasi pelatihan bagi akurasi model.
12	Kelemahan penelitian	Kekurangan dari model ini adalah kurangnya kelas yang diklasifikasikan. Tiga kelas klasifikasi merupakan jumlah kelas yang terbilang sedikit, dan perlu adanya pendalaman mengenai akurasi model-model <i>Convolutional Neural Network</i> tersebut pada klasifikasi dengan kompleksitas yang lebih tinggi.
13	Kesimpulan	Skema analisis <i>genus</i> ikan dengan metode klasifikasi <i>Convolution Neural Network</i> dapat mencapai akurasi dan stabilitas yang tinggi pada segmentasi dan pengukuran fitur morfologi ikan berdasarkan <i>genus</i> .

n. **Penelitian Hasan et al. (2021)**

Tabel 2.16 Jurnal ke-14

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	Klasifikasi penyakit citra daun anggur menggunakan model <i>CNN-VGG-16</i>
2	Jurnal	Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 9, Nomor 4, 218-223
4	Bulan dan tahun	Oktober 2021
5	Penulis	Moh. Arie, Hasan, Yan Riyanto, Dwiza Riana
6	Penerbit	Universitas Diponegoro
7	Tujuan penelitian	Mengidentifikasi tiga jenis penyakit pada daun anggur menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan menggunakan dataset yang diambil dari situs <i>Kaggle</i> yang terdiri dari 4000 gambar daun anggur yang dibagi menjadi 4 kelas, yaitu campak hitam, bercak daun, hawar daun, dan daun yang sehat. Masing-masing kelas memiliki data sebesar 1000 sampel.
9	Perancangan sistem	a. <i>VGG-16</i>
10	Hasil penelitian	Hasil evaluasi yang didapatkan pada penelitian ini adalah model berhasil mencapai akurasi 99,5% pada proses pelatihan dan 97,25% pada pengujian.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah adanya perbandingan hasil akurasi tiap model pada tahap-tahap pelatihan yang berbeda seperti 20 <i>epoch</i> , 50 <i>epoch</i> dan 60 <i>epoch</i> untuk mengetahui pengaruh dari jumlah iterasi pelatihan bagi akurasi model.
12	Kelemahan penelitian	Kelemahan penelitian ini terletak pada kurangnya perbandingan hasil penilaian dengan penelitian-penelitian sebelumnya, terutama perbandingan hasil terhadap arsitektur <i>Convolutional Neural Network state of the art</i> lainnya seperti, <i>ResNet</i> , dan <i>Inception</i> . Hal ini menyebabkan sulitnya mencari titik ukur tentang performa model dengan model <i>Convolutional Neural Network</i> lainnya.
13	Kesimpulan	Metode pengolahan citra yang dirancang dapat diterapkan dalam merancang sistem untuk melakukan identifikasi dan klasifikasi citra penyakit pada daun anggur.

o. Penelitian Auliasari *et al.* (2023)

Tabel 2.17 Jurnal ke-15

No	Data Penelitian	Keterangan
1	Judul	<i>Leveraging VGG-16 for Fish Classification in a Large-Scale Dataset</i>
2	Jurnal	<i>Brilliance: Research of Artificial Intelligence</i>
3	Volume, nomor dan halaman	Volume 3, Nomor 2, 316-328
4	Bulan dan tahun	November 2023
5	Penulis	Karina Auliasari, Mohamed Wasef, Mariza Kertaningtyas
6	Penerbit	<i>Information Technology and Science (ITScience)</i>
7	Tujuan penelitian	Mengklasifikasikan beberapa 9 spesies ikan air tawar dan air laut menggunakan arsitektur <i>VGG-16</i> .
8	Lokasi dan subjek penelitian	Penelitian dilakukan pada dataset yang diakusisi dari situs <i>Kaggle</i> dengan total sampel sebesar 9000 gambar yang terbagi rata 1000 sampel per kelas.
9	Perancangan sistem	a. <i>VGG-16</i>
10	Hasil penelitian	Pelatihan dilakukan sebanyak 7 epoch dengan akurasi <i>training</i> sebesar 97,72%. Hasil evaluasi pada penelitian ini dinilai sangat memuaskan dengan akurasi pengujian sebesar 99%.
11	Kelebihan penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah ruang lingkup kelas klasifikasi yang luas untuk mendemonstrasikan kemampuan arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> seperti <i>VGG-16</i> dalam mengklasifikasikan banyak kelas gambar.
12	Kelemahan penelitian	Kelemahan dari penelitian ini adalah kurangnya perbandingan hasil evaluasi dengan penelitian sebelumnya. Hal ini menyebabkan kurangnya referensi untuk dijadikan tolak ukur mengenai performa model dengan arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> lainnya.
13	Kesimpulan	Akurasi luar biasa pada model <i>VGG-16</i> dalam mengklasifikasi 9 jenis ikan air tawar dan air laut mampu diimplementasikan pada fasilitas perikanan maupun konservasi liar untuk mengklasifikasikan berbagai spesies ikan.

Berdasarkan tinjauan studi yang telah dilakukan pada 12 penelitian yang telah dijabarkan pada tabel 2.3, terpilih empat arsitektur *Convolutional Neural Network* yang akan ditinjau performanya dalam penelitian ini adalah *ResNet50*, *VGG-16*, *MobileNetV2*, dan *Inception-V3*. Keempat model tersebut telah terbukti mampu mengklasifikasi berbagai macam binatang baik darat maupun air. *ResNet50* dipilih karena memiliki tingkat akurasi tinggi dan sering digunakan dalam penelitian mengenai klasifikasi

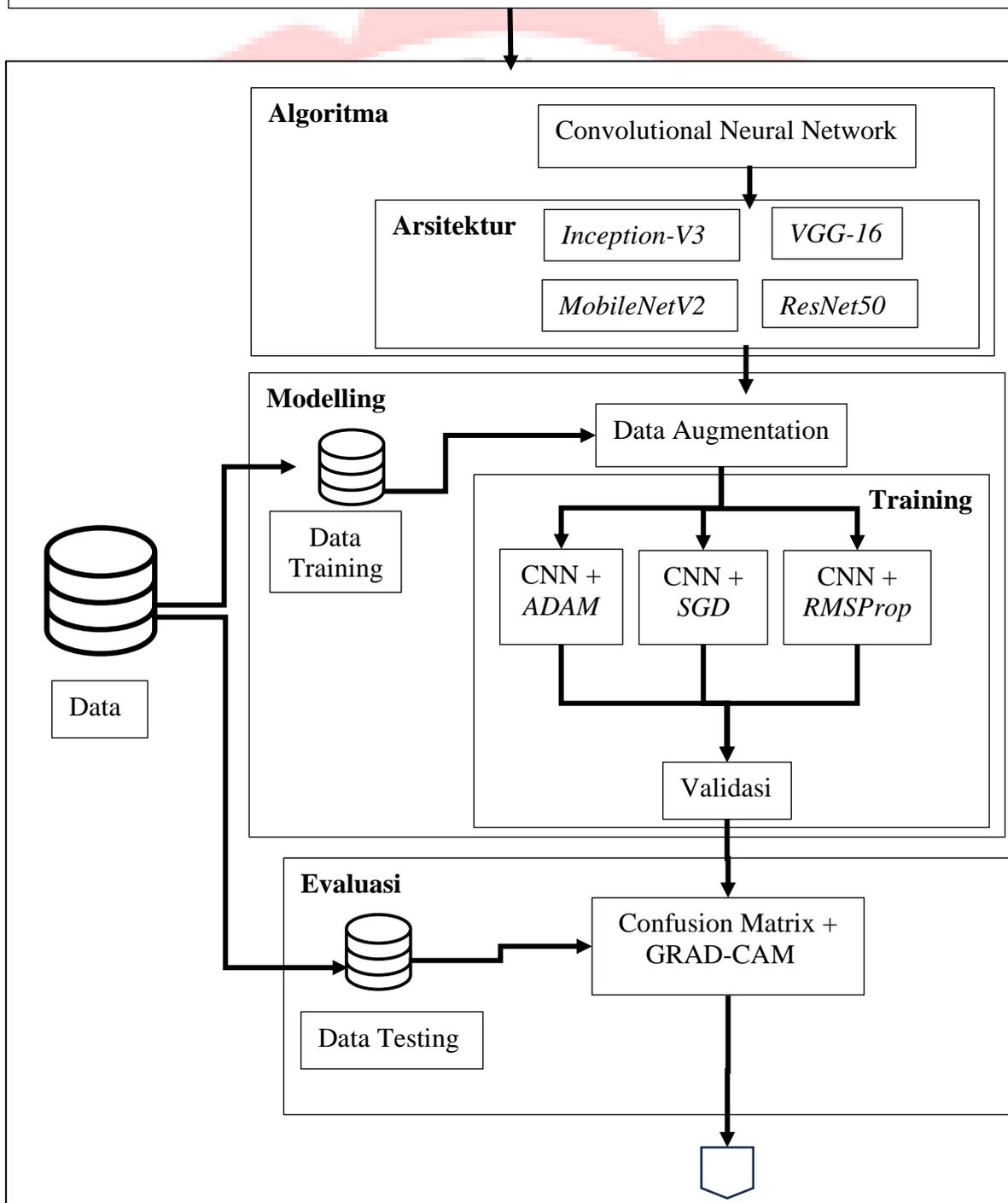
gambar. *VGG-16* dipilih karena akurasi tingginya dalam mengklasifikasi ikan dalam beberapa kasus yang ditinjau. Hal ini dinilai sangat penting karena objek penelitian ini adalah ikan mas koki. *MobileNetV2* dipilih karena kecepatan dan keefisienannya dalam mengklasifikasi gambar tanpa mengorbankan akurasi. Efisiensi ini diperlukan untuk melayani ratusan hingga ribuan *request* perhari tanpa memberi beban yang terlalu besar bagi *server web*. *Inception-V3* dipilih karena akurasinya yang tinggi dan sering digunakan dalam penelitian klasifikasi gambar.

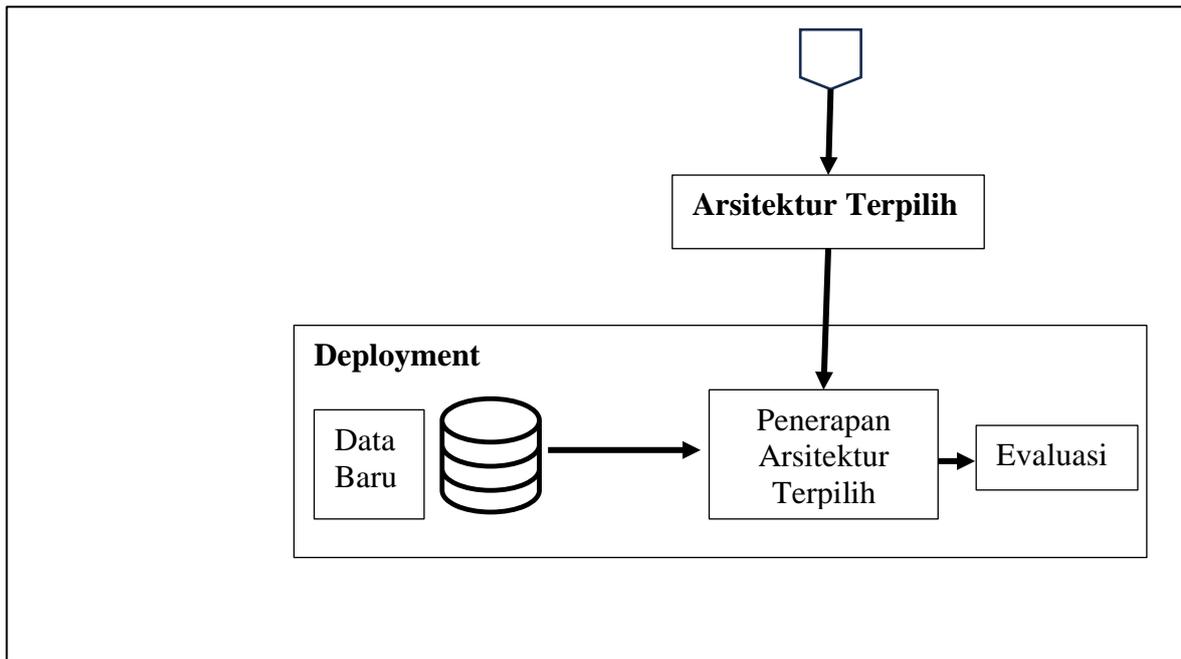
Penulis akan menambahkan metode optimasi *Adaptive Moment Estimation (ADAM)*, *RMSProp*, dan *Stochastic Gradient Descent (SGD)* pada keempat arsitektur *Convolutional Neural Network* yang dipilih, karena ketiga metode optimasi tersebut digunakan pada sebagian besar penelitian yang telah ditinjau sebelumnya, dan telah terbukti meningkatkan akurasi model *Convolutional Neural Network*. Untuk menilai seberapa besar pengaruh metode optimasi dalam meningkatkan akurasi sebuah model *Convolutional Neural Network*, penulis juga akan membandingkan akurasi keempat model terpilih yang menggunakan metode optimasi *ADAM*, *RMSProp*, dan *SGD*.

## 2.6 Kerangka Pemikiran

Masalah:

- Keterbatasan konsumen dalam mengidentifikasi ikan mas koki yang ingin dibeli;
- Beragamnya pilihan arsitektur *Convolutional Neural Network* yang dapat dipilih serta beragamnya performa akurasi arsitektur tersebut yang dapat dipengaruhi beberapa faktor.





Tujuan:  
Membuat model *machine learning* yang dapat mengidentifikasi varian ikan mas koki.

Gambar 2.14 Kerangka Pemikiran

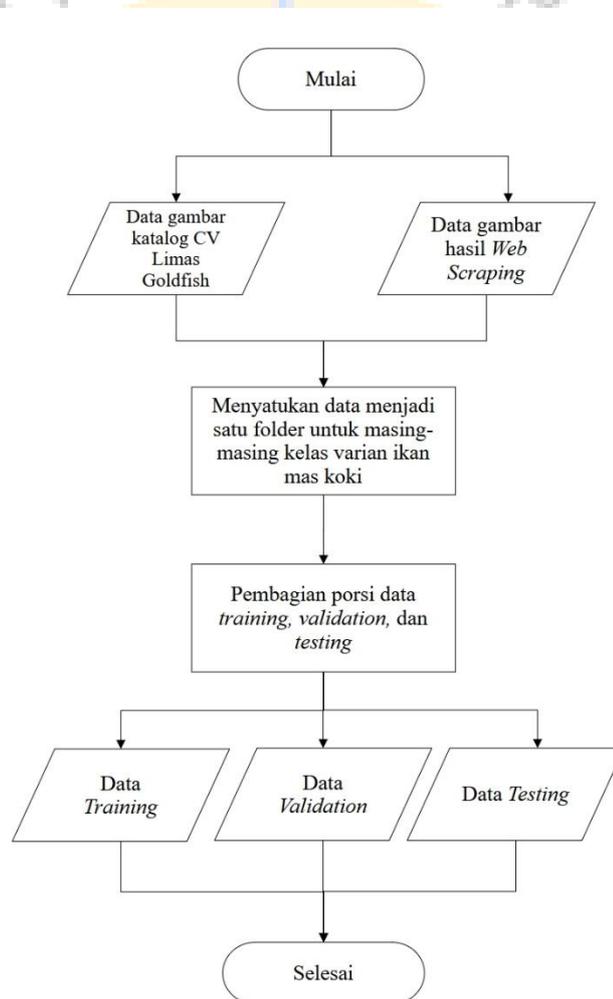
## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Pengumpulan Data

Dataset didapatkan melalui dua cara, yaitu mendapatkan data gambar katalog ikan mas koki milik CV Limas Goldfish, dan menggunakan metode *web scraping* pada mesin pencarian Bing dan Google. Kedua metode menghasilkan dataset dengan total data sebesar 765 buah gambar.

##### 3.1.1 Flowchart Pengumpulan Data



Gambar 3.1 Flowchart Perancangan Dataset

### 3.1.2 Data Gambar Milik CV Limas Goldfish

Sumber data pertama merupakan data gambar yang diperoleh dari CV Limas Goldfish dengan izin dari perusahaan bersangkutan. CV Limas Goldfish atau biasa dikenal sebagai Limas Farm merupakan perusahaan yang bergerak di bidang perikanan yang telah berdiri sejak tahun 1950. Limas Farm terspesialisasi dalam ekspor ikan hias seperti ikan mas koki, angel fish, dan lain-lain.

Limas Farm telah memberikan izin untuk menggunakan foto katalog ikan mas koki milik perusahaan sebagai dataset pelatihan untuk penelitian ini. Data yang didapatkan dari metode ini adalah sebanyak 129 buah gambar. Data ini terdiri atas 4 dari 6 variasi ikan mas koki yang menjadi objek penelitian, yaitu *Ryukin*, *Oranda*, *Pearlscale*, dan *Ranchu*. Gambar 3.2 menunjukkan contoh sampel gambar yang diakusisi dari CV. Limas Goldfish.



Ryukin



Ranchu



Pearlscale

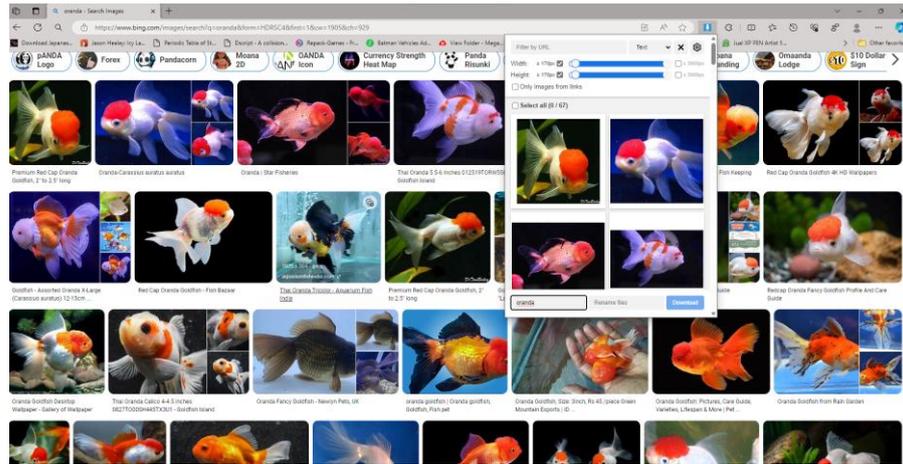


Oranda

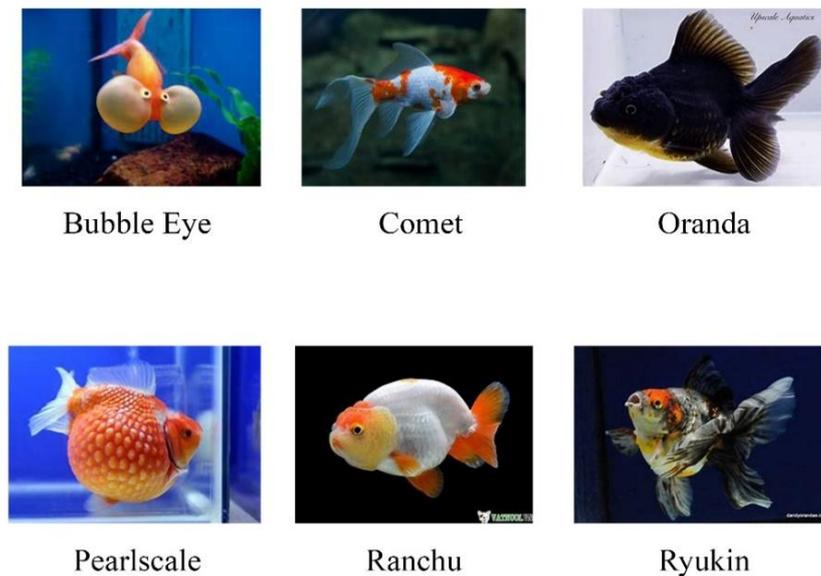
*Gambar 3.2 Sampel Data dari CV Limas Goldfish*

### 3.1.3 *Web Scraping*

Adapun data yang didapatkan melalui metode *web scraping* menggunakan *browser Microsoft Edge* dan ekstensi *browser Image Downloader*. *Image Downloader* merupakan ekstensi *open source* untuk *browser* berbasis *Chromium* yang dapat digunakan untuk melakukan *web scraping* gambar yang tampil pada halaman situs tersebut. Ekstensi ini dikembangkan oleh Vladimir Sabev, seorang programmer dari Bulgaria, yang mengembangkan ekstensi ini menggunakan bahasa pemrograman *Javascript*. Proses *web scraping* dilakukan pada mesin pencarian Bing dan Google. Penggunaan *Microsoft Edge* sebagai *browser* utama memberikan keleluasaan dalam menavigasi dan mengekstrak informasi dari berbagai sumber. Pemilihan mesin pencarian Bing dan Google merupakan untuk memastikan diversitas dan kelengkapan gambar ikan mas koki. Setelah duplikat dieliminasi, didapatkan 636 buah gambar ikan mas koki yang terdiri atas 6 variasi ikan koki yang menjadi objek penelitian seperti *Ryukin*, *Comet*, *Bubble eyes Oranda*, *Pearlscale*, dan *Ranchu*. Gambar 3.3 menunjukkan proses dari *web scraping* pada *search engine* Bing, sedangkan gambar 3.4 menunjukkan contoh sampel gambar yang didapatkan dari metode *web scraping*.



Gambar 3.3 Proses Web Scraping



Gambar 3.4 Sampel Data dari Web Scraping

## 3.2 Persiapan Data

### 3.2.1 Keterangan Data

Data yang telah dikumpulkan merupakan data gambar dari 6 variasi ikan mas koki. Masing-masing variasi memiliki ciri fisik yang identik. Ciri fisik inilah yang akan dipelajari oleh model *Convolutional Neural Network* untuk mengidentifikasi variasi tersebut. Berikut merupakan keterangan

mengenai setiap variasi ikan mas koki yang digunakan beserta jumlah data pada masing-masing varian dijabarkan pada tabel 3.1:

*Tabel 3.1 Keterangan setiap variasi ikan mas koki beserta dengan jumlah sampel pada dataset*

<b>Gambar</b>	<b>Nama Varian</b>	<b>Ciri Tubuh</b>	<b>Jumlah Data</b>
	<i>Ranchu</i>	Bentuk tubuh menyerupai telur dan tidak memiliki sirip dorsal.	106 sampel
	<i>Ryukin</i>	Bentuk tubuh bulat dengan kepala mancung ke depan dan berekor panjang	89 sampel
	<i>Oranda</i>	Memiliki jambul ( <i>wen</i> ) pada bagian kepala, bertubuh bulat, serta ekor mengembang luas	104 sampel
	<i>Bubble eyes</i>	Bentuk tubuh panjang dan memiliki kantung cairan besar di matanya	99 sampel
	<i>Pearlscale</i>	Tubuh menyerupai bola ping-pong dan motif sisik menyerupai mutiara	192 sampel

	<i>Comet</i>	Bentuk tubuh Panjang dan memiliki ekor berpangkal dua	175 sampel
---	--------------	---	------------

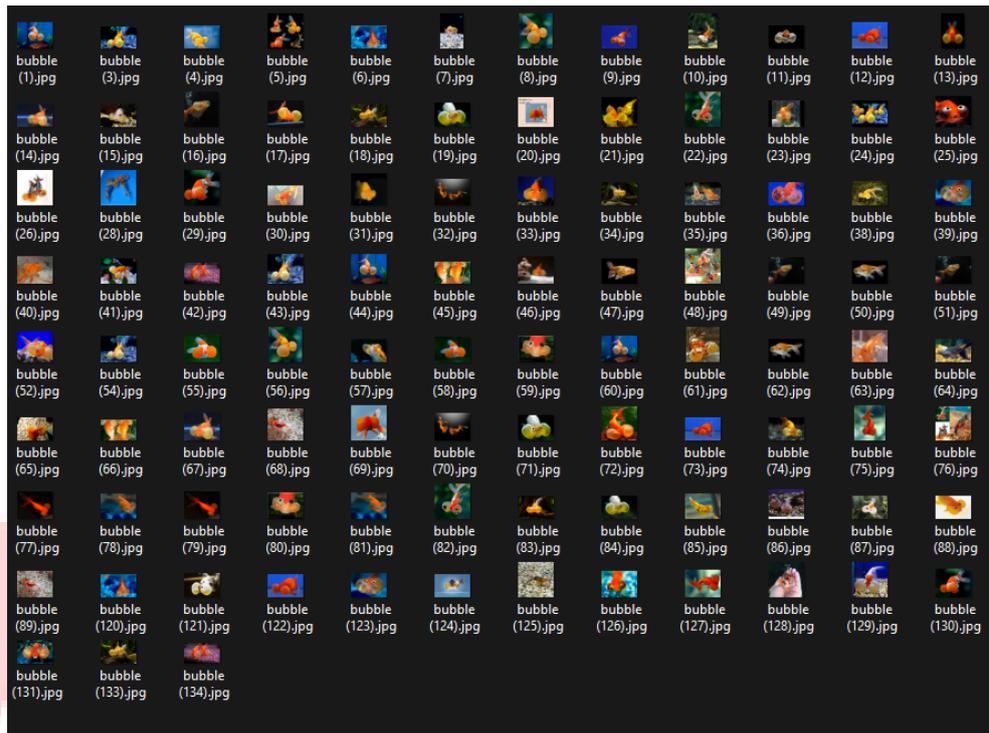
### 3.2.2 Pengelompokan Data

Setelah semua gambar dikumpulkan, peneliti melakukan pengelompokan data (*labeling*) secara manual dengan cara mengidentifikasi tiap gambar secara visual dan mengategorikan tiap gambar ke folder yang berkorespondensi dengan masing-masing variasi ikan mas koki. Operasi ini menghasilkan 6 folder yang berperan sebagai *label*. Masing-masing folder dinamakan sesuai dengan variasi ikan mas koki yang dijadikan objek penelitian, yaitu *bubble\_eye*, *Comet*, *Oranda*, *Pearlscale*, *Ranchu*, dan *Ryukin*. Gambar 3.5 menunjukkan folder dataset untuk masing-masing kelas.

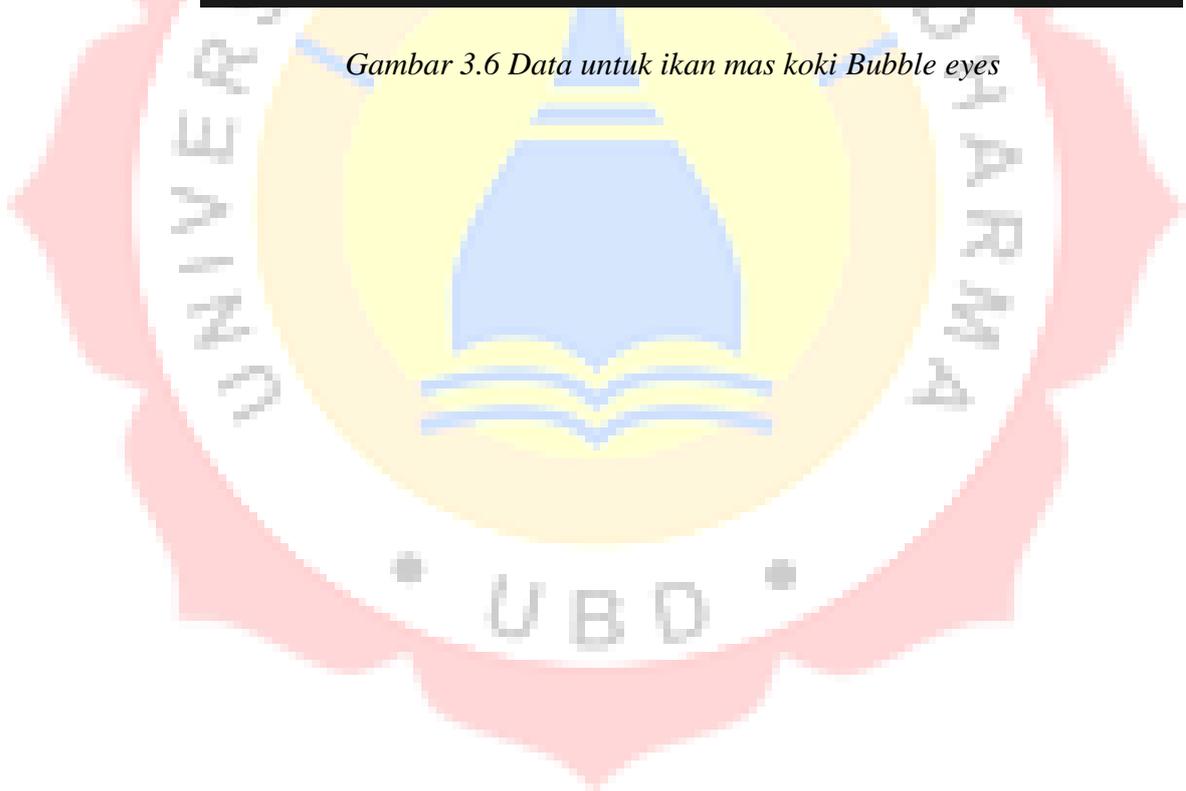
 bubble_eye	17/10/2023 01:22	File folder
 comet	16/10/2023 02:26	File folder
 oranda	16/09/2023 02:03	File folder
 pearlscale	26/12/2023 20:32	File folder
 ranchu	17/10/2023 01:21	File folder
 ryukin	26/12/2023 20:32	File folder

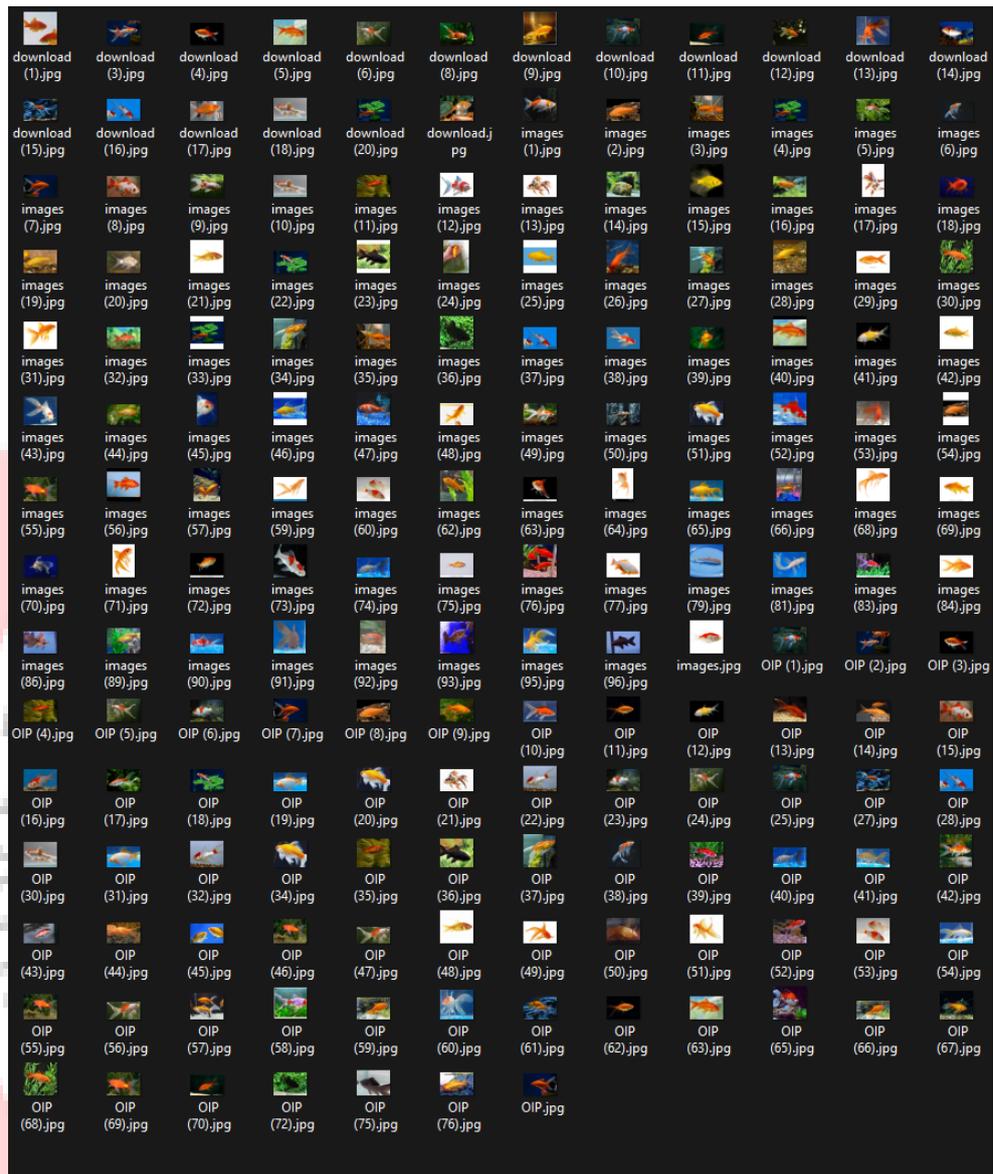
Gambar 3.5 Folder masing-masing variasi

Berikut adalah hasil dari pengumpulan data yang dijabarkan pada gambar 3.6 hingga gambar 3.11:

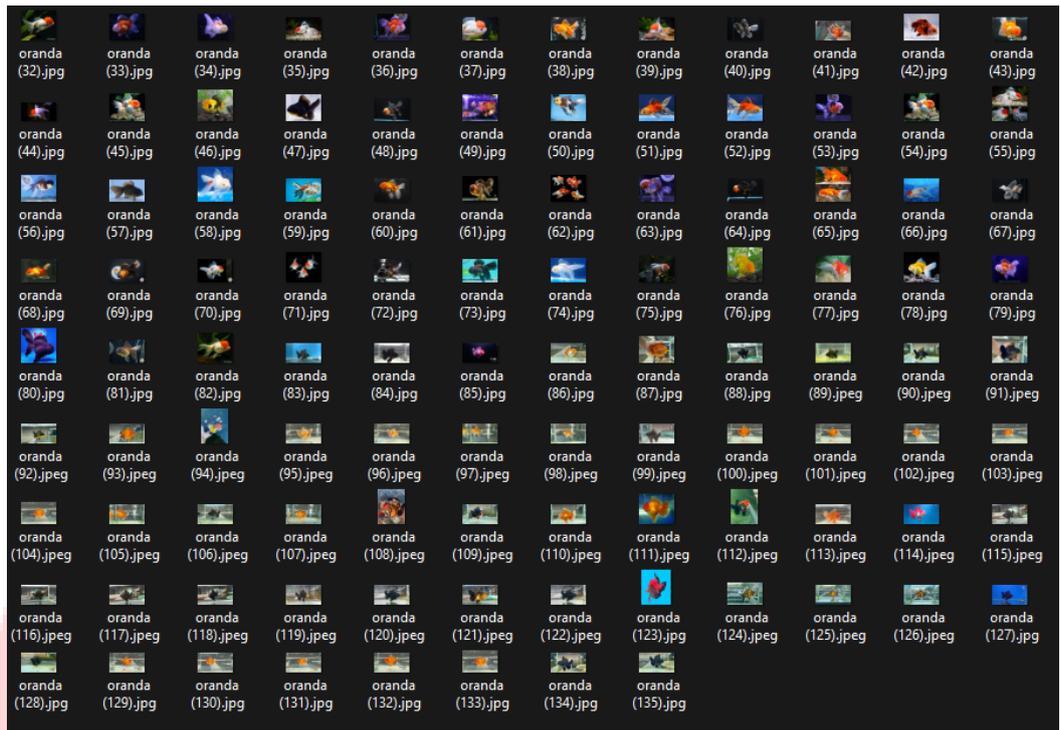


*Gambar 3.6 Data untuk ikan mas koki Bubble eyes*

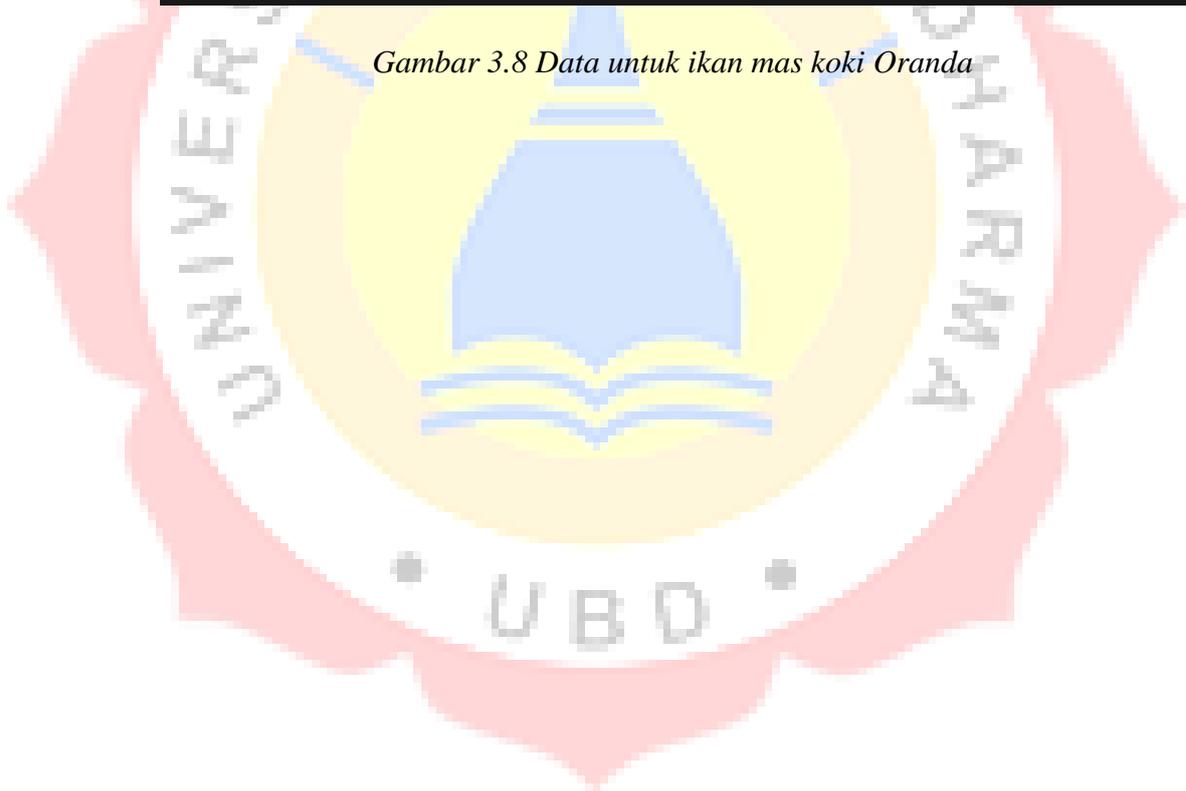




Gambar 3.7 Data untuk ikan mas koki Comet

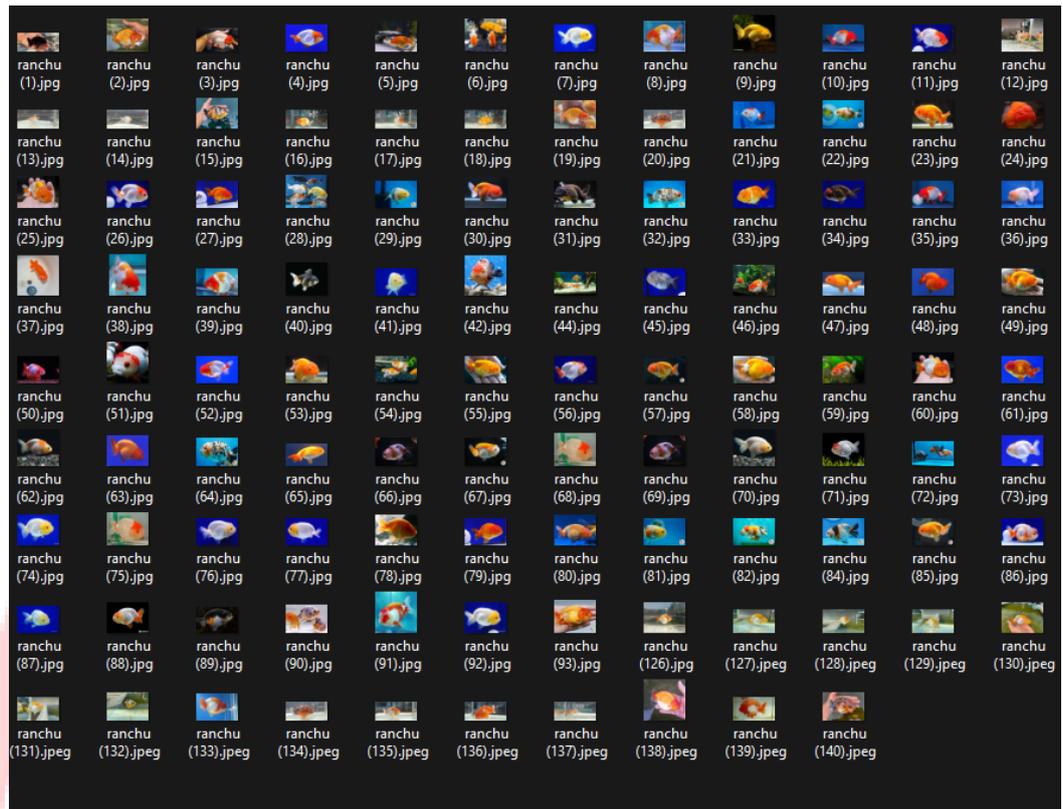


*Gambar 3.8 Data untuk ikan mas koki Oranda*

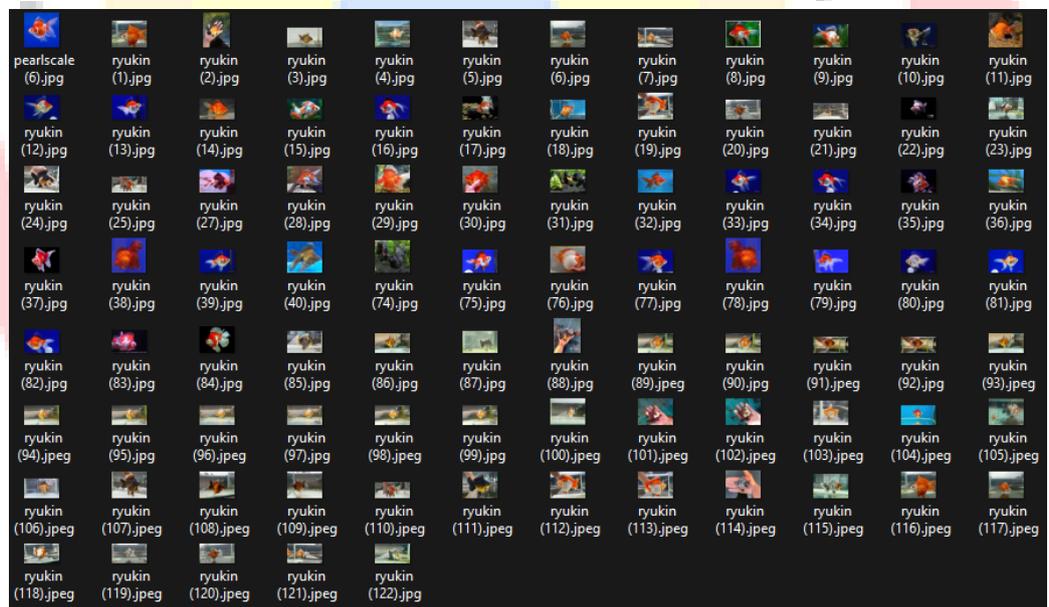




*Gambar 3.9 Data untuk ikan mas koki Pearlscale*



Gambar 3.10 Data untuk ikan mas koki Ranchu



Gambar 3.11 Data untuk ikan mas koki Ryukin

### 3.2.3 Pembagian Data

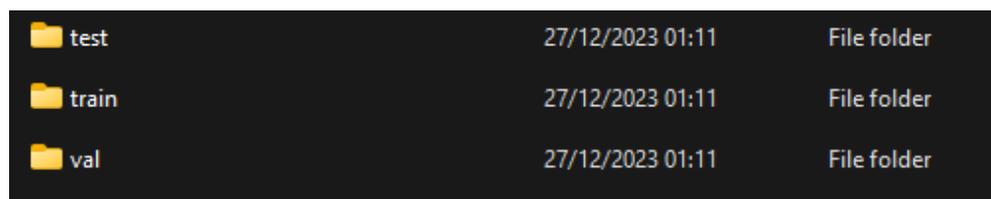
Data yang telah dikelompokkan berdasarkan variasi ikan mas kokinya akan dibagi menjadi tiga porsi, yaitu *training* untuk dataset yang digunakan

untuk pelatihan model *Convolutional Neural Network*, *validation* digunakan untuk memvalidasi hasil *training* model, dan *testing* digunakan untuk menguji performa model tersebut. Proses pembagian data dilakukan menggunakan *library SplitFolders*. Pembagian data dilakukan menggunakan fungsi *ratio* yang terdapat pada *SplitFolders* yang memungkinkan data untuk dibagi ke dalam porsi yang proporsional terhadap jumlah data keseluruhan. Rasio yang digunakan adalah 80% untuk data *training*, 10% untuk validasi, serta 10% untuk data *testing* (Chandel *et al.*, 2021). Adapun digunakannya parameter *seed* pada fungsi *ratio* untuk pembagian sampel data secara acak.

Tabel 3.2 Konfigurasi pembagian data menggunakan *SplitFolders*

Parameter	Nilai
Tipe pembagian	Ratio
Rasio <i>training</i>	0,8
Rasio <i>validation</i>	0,1
Rasio <i>testing</i>	0,1

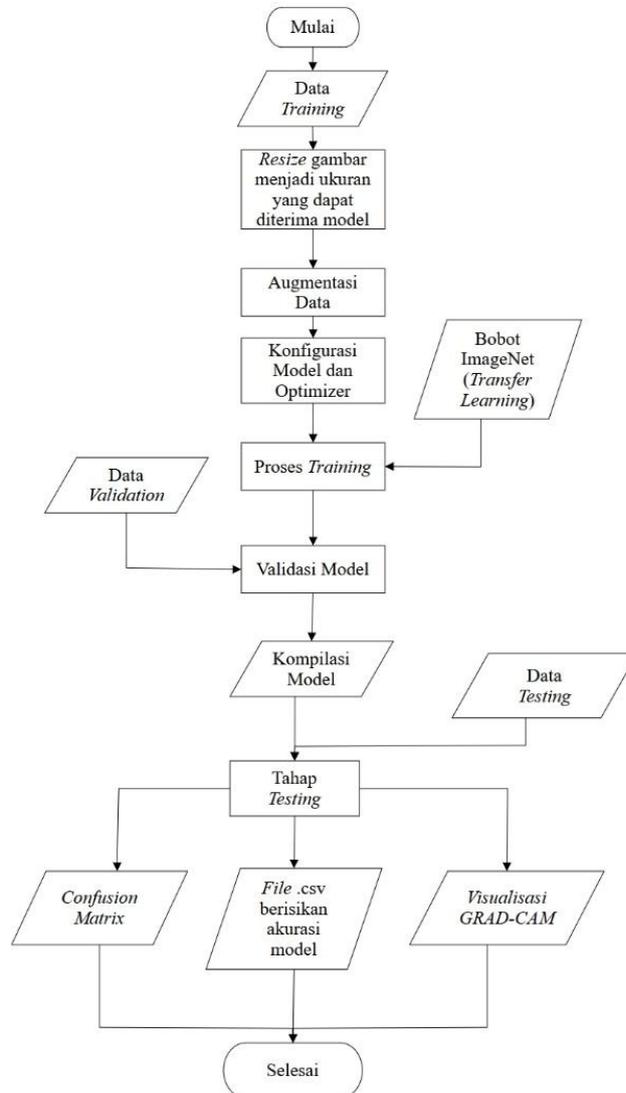
Hasil dari operasi pembagian folder menggunakan konfigurasi pada tabel 3.2 merupakan tiga folder bernama *train*, *val*, dan *test* dengan jumlah data sebanyak 610 buah data *training*, 73 buah data *validation*, serta 82 buah data *testing* yang terdistribusi secara proporsional terhadap semua kelas variasi ikan mas koki. Gambar 3.12 menunjukkan hasil dari pembagian dataset menggunakan *Splitfolders*.



Gambar 3.12 Folder yang telah dibagi menggunakan *Splitfolders*

### 3.3 Rincian Modelling

#### 3.3.1 Flowchart Pelatihan Model



Gambar 3.13 Flowchart Preprocessing dan Training Model

#### 3.3.2 Perangkat Keras

Perangkat keras (*hardware*) dibutuhkan untuk melatih *Convolutional Neural Network*. Spesifikasi perangkat keras akan menentukan kecepatan proses pelatihan model, semakin tinggi spesifikasi perangkat keras yang digunakan, maka semakin cepat juga proses pelatihan model. Khususnya pada

bidang *deep learning*, kartu grafis walau tidak diwajibkan, akan mengakselerasi proses *training* karena kartu grafis mampu melakukan komputasi secara paralel. Model akan dilatih menggunakan perangkat keras berspesifikasi pada tabel 3.3:

Tabel 3.3 Spesifikasi Perangkat Keras Pelatihan Model

Jenis perangkat keras	Nama perangkat keras
Processor	Intel core i5 – 12400
RAM	32 GB DDR4 3200 MHz
Kartu grafis	Nvidia GeForce RTX 3060 12 GB
Penyimpanan	SSD: 4 TB HDD: 4 TB
Peripheral	Keyboard Mouse Monitor 24 inch

### 3.3.3 Lingkungan Pengembangan Model

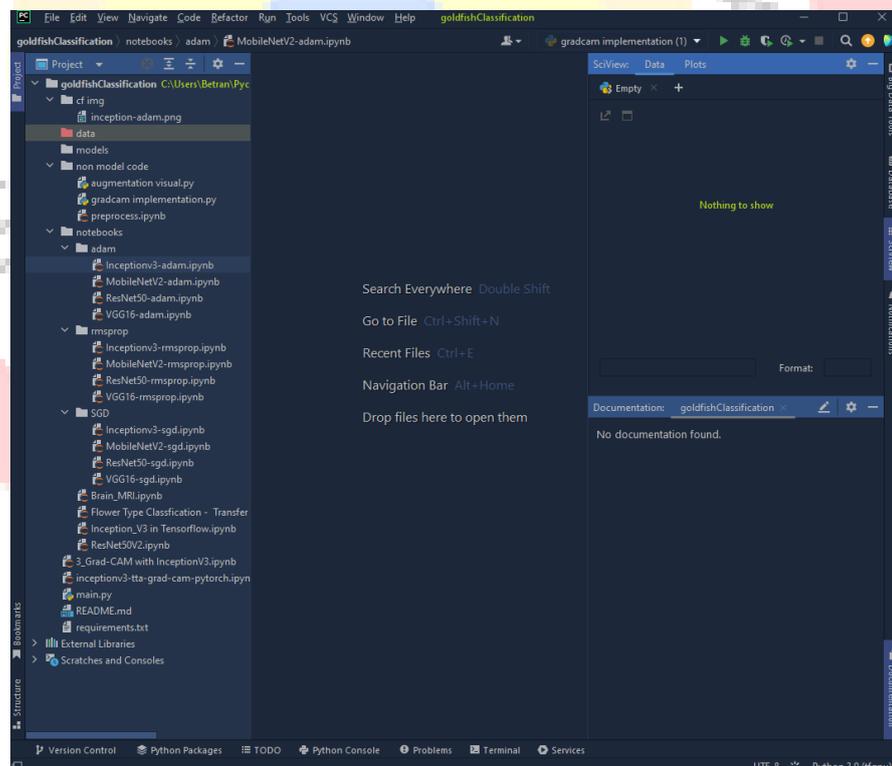
Pelatihan model *Convolutional Neural Network* dilakukan menggunakan *IDE Pycharm Professional 2022*. *PyCharm* adalah *Integrated Development Environment (IDE)* yang dirancang untuk bahasa pemrograman *Python*. *Pycharm* dikembangkan oleh *JetBrains* *IDE* ini memiliki fasilitas khusus pengaplikasian ilmiah seperti melatih model *machine learning*. Versi *Python* yang digunakan adalah *Python 3.9* untuk memprioritaskan stabilitas dan kompatibilitas *library* yang lengkap. *Tensorflow* versi 2.10 digunakan pada penelitian ini. *Tensorflow* adalah *library open-source* yang dikembangkan oleh *Google Brain Team*. *Library* ini menyediakan berbagai macam operasi komputasi numerik yang memungkinkan *TensorFlow* untuk melatih dan menjalankan *neural network* besar dengan efisien. Versi 2.10 digunakan pada

penelitian ini karena versi tersebut merupakan versi terakhir yang mendukung penggunaan kartu grafis pada sistem operasi *Windows*.

Model *Convolutional Neural Network* didapatkan dari *Keras*, yang merupakan *API* level tinggi yang dapat digunakan pada pustaka *machine learning* seperti *TensorFlow*, *PyTorch*, dan *JAX*. *Keras* menyajikan antarmuka yang mudah digunakan untuk menyelesaikan masalah *machine learning* dengan berfokus pada *deep learning* modern. *Keras* memfasilitasi tiap langkah dalam pengembangan *machine learning* yang memungkinkan eksperimentasi cepat. *Keras* sudah terintegrasi dengan *Tensorflow* secara *default*. Proses pengembangan model dilakukan dengan *Jupyter Notebook*, yang memungkinkan pengguna untuk membuat catatan interaktif dengan gabungan antara pemrograman dengan *formatting* berbasis *markdown* yang menciptakan lingkungan interaktif dan ramah dengan pengguna. *Jupyter Notebook* digunakan pada penelitian ini karena antarmuka yang mudah digunakan, serta integrasi secara langsung dengan *Pycharm*.

Selain itu, untuk pengembangan aplikasi web, digunakanlah *Flask* sebagai *framework* utama aplikasi web penelitian ini. *Flask* adalah *framework* web *open-source* ringan yang dikembangkan dengan bahasa pemrograman *Python*. *Flask* tidak memiliki dukungan bawaan untuk mengakses *database*, validasi formulir *web*, autentikasi, atau fitur level tinggi lainnya, melainkan *Flask* mengandalkan ekstensi yang dibuat oleh komunitas *Flask* yang besar dan aktif. Ekstensi ini dapat diintegrasikan ke dalam paket utama untuk memenuhi tugas-tugas tersebut. *Flask* digunakan pada penelitian ini karena telah terintegrasi secara langsung pada *Pycharm*.

Guna menyimpan data mengenai ikan mas koki, diperlukan sistem *database* untuk menampung informasi-informasi tersebut. *SQLite* digunakan dalam penelitian ini sebagai sistem *database* yang akan diintegrasikan pada aplikasi web. *SQLite* merupakan *Relational Database Management System (RDBMS)* berlisensi *open-source* yang populer digunakan hingga sekarang. *SQLite* menggunakan bahasa yang disebut *Structured Query Language (SQL)* untuk berkomunikasi dengan *database*. *SQL* menggunakan kata kunci berbahasa inggris yang sangat intuitif seperti *SELECT*, *INSERT*, *INTO*, dan *DELETE* untuk mengakses maupun memanipulasi sebuah *database*. *SQLite* merupakan *database management system* yang bersifat relasional yang berarti data disimpan secara terstruktur dan tabular. Gambar 3.14 menunjukkan tampilan antarmuka dari *Pycharm*.



Gambar 3.14 Tampilan Lingkungan Pengembangan Model pada *Pycharm*

Gambar 3.14 menunjukkan tampilan utama dari *IDE Pycharm*. Di panel sebelah kiri, terdapat struktur direktori *project* yang sedang dibuka. Panel sebelah kanan menyediakan alat-alat pengolahan data seperti *database* yang menyediakan *tools* untuk menghubungkan *project* ke sistem *database* yang diinginkan, serta mengolah *database* tersebut tanpa meninggalkan aplikasi *Pycharm*, panel *scishow* menampilkan informasi-informasi yang dikeluarkan oleh alat pengolahan data seperti *pandas*, *numpy*, dan *scikit learn* sebagai output, serta *big data tools* yang menyajikan *tools-tools* yang digunakan dalam pengolahan data bervolume besar.

Pada panel bawah yang tersemat, terdapat beberapa alat-alat yang berguna untuk manajemen *project* yang sedang dikerjakan. *Version control* merupakan *tools* yang digunakan untuk manajemen versi. Fitur ini telah terintegrasi dengan *Git* secara langsung.

*Python package* adalah *repository* terpadu yang menyediakan berbagai jenis *framework* dan *library* untuk bahasa pemrograman *Python* yang sangat *user friendly* karena tidak menggunakan *terminal* dalam pengoperasian. Pengguna hanya perlu mencari nama *library* yang diinginkan, kemudian menekan tombol *download* untuk mengunduh *library* tersebut.

*Terminal* dan *Python console* adalah sepasang alat yang bertugas sebagai *console* bagi pengembang. Kedua *tools* ini memungkinkan pengguna untuk melihat *output* dari *script* yang sedang dijalankan, serta menerima *input* dari pengguna untuk menjalankan perintah-perintah menggunakan *syntax python*, maupun *shell*.

Panel *problem* menyediakan informasi mengenai kesalahan-kesalahan pada *script* yang sedang dikembangkan seperti kesalahan pada pengetikan,

fungsi-fungsi yang tidak valid, dan *library* yang tidak digunakan, namun diimpor ke *script* tersebut.

### 3.4 Metode Evaluasi

Evaluasi model merupakan bagian penting dalam melatih sebuah model *machine learning* sebagai tolak ukur performa dari model tersebut. Ada 3 metode evaluasi yang akan digunakan dalam penelitian ini. Masing-masing metode memiliki peran yang berbeda untuk mengukur kemampuan sebuah model *Convolutional Neural Network* dari berbagai aspek.

#### 3.4.1 *Confusion Matrix*

*Confusion Matrix* adalah matriks  $N \times N$  (dengan  $N$  adalah jumlah kelas). *Confusion Matrix* menggambarkan performa sebuah model klasifikasi pada sekelompok data ke dalam bentuk matriks. Dalam penelitian ini, *Confusion Matrix* didapatkan dengan cara menguji model *Convolutional Neural Network* dengan data *testing*. Terdapat dua *array* yang akan digunakan untuk membuat *confusion matrix*, yaitu *predicted class* yang menyimpan nilai prediksi dari model tersebut, dan *actual class* yang merupakan kelas asli dari sampel *testing*. Model akan diuji menggunakan seluruh data *testing* dan *array* yang terisi akan disajikan kedalam bentuk matriks di mana *predicted class* sebagai sumbu x dan *actual class* sebagai sumbu y.

Matriks ini kemudian akan dijadikan visual menggunakan *library matplotlib* agar *confusion matriks* lebih mudah dipahami. *Matplotlib* merupakan *library* yang dirancang khusus untuk membuat grafik dua dimensi maupun tiga dimensi. Beberapa tahun belakangan, *library* ini menjadi sangat populer dalam kalangan ilmuwan dan *engineering*. *Matplotlib* didesain untuk

mereplikasi lingkungan pengembangan yang menyerupai *MATLAB* dari segi sintaks maupun grafis.

### 3.4.2 Akurasi Klasifikasi

Akurasi klasifikasi merupakan metode pengukuran yang paling sederhana, namun sangatlah berguna dalam mengevaluasi performa sebuah model *Convolutional Neural Network*. Akurasi klasifikasi menggunakan empat variabel penting dalam kalkulasinya, *True positive* dan *true negative* merupakan jumlah klasifikasi yang terbilang benar dan merupakan klasifikasi yang akurat, sedangkan *false positive* dan *false negative* merupakan jumlah klasifikasi yang dilakukan model yang terbilang salah. Dari keempat variabel ini, akan didapatkan 4 tolak ukur akurasi sebuah model, yang terdiri dari:

a. Akurasi

Akurasi merupakan probabilitas sebuah model mengklasifikasi sebuah unit dengan benar.

b. Presisi

Presisi adalah tolak ukur mengenai seberapa seringnya model tersebut mengklasifikasikan sesuatu sebagai “positif”.

c. *Recall*

*Recall* mengukur akurasi sebuah model dalam mengklasifikasi sebuah objek positif.

e. *F1 Score*

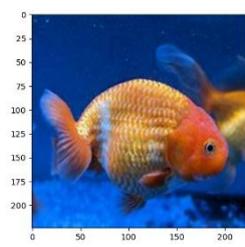
*F1 score* adalah rata-rata harmonis dari presisi dan *recall*, yang artinya *F1 score* memberikan bobot yang seimbang kepada presisi dan *recall*. Rentang nilai *F1 score* adalah 0 hingga 1, di mana nilai 1 merupakan nilai terbaik.

### 3.4.3 Visualisasi Menggunakan *GRAD-CAM*

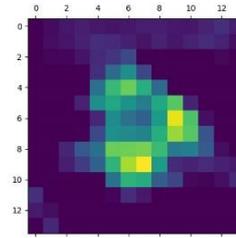
*GRAD-CAM* memungkinkan visualisasi terhadap persepsi model menggunakan *heatmap*. Visualisasi ini akan memberikan informasi mengenai ciri visual yang dianggap relevan bagi model tersebut dalam melakukan klasifikasi. Ciri visual ini dapat berupa bentuk tubuh, tekstur, ciri khusus tiap variasi ikan mas koki, dan lain sebagainya.

Visualisasi *GRAD-CAM* dilakukan dengan cara memuat model *Convolutional Neural Network* dan gambar sampel lalu mengubah ukuran gambar menjadi resolusi input tiap model seperti yang telah dijabarkan pada tabel 3.4, kemudian gambar tersebut diubah menjadi sebuah *array*. Dimensi tambahan diberikan kepada *array* tersebut agar gambar kompatibel dengan input model *Convolutional Neural Network*.

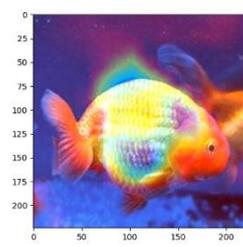
Setelah *pre-processing* gambar selesai, model akan melakukan klasifikasi terhadap gambar tersebut dengan nama kelas dengan probabilitas tertinggi sebagai *outputnya*. Selanjutnya, dilakukan komputasi *gradient* untuk mendapatkan *Class Activation Map (CAM)* yang merupakan visualisasi persepsi model yang berupa *heatmap*. Hal ini dilakukan dengan cara mengambil rata-rata dimensi gambar dan mengalikannya dengan *convolutional layer* terakhir pada model tersebut. Kemudian, hasil kalkulasi dinormalisasikan agar *output* terdiri dari nilai 0 dan 1 saja. Kemudian resolusi *heatmap* diubah menjadi 14x14 agar dapat divisualisasikan menggunakan *library matplotlib*. Gambar 3.13 menunjukkan contoh dari visualisasi *GRAD-CAM* pada satu sampel ikan mas koki.



Gambar Asli



Heatmap GRAD-CAM



Kombinasi

*Gambar 3.15 Contoh Visualisasi GRAD-CAM*

