

PERBANDINGAN BEBERAPA MODEL ARSITEKTUR DEEP LEARNING CNN DALAM MENGIDENTIFIKASI TIPE DAN KESEHATAN TERUMBU KARANG

Muhammad Aidan Daffa Junaidi
1906300800

Dosen Pembimbing:
Prof. Dr. Ir. Riri Fitri Sari., S.T., M.Sc., MM., IPU.

Topik bahasan

1. Pendahuluan
2. Landasan Teori
3. Perancangan Sistem
4. Pengujian dan Analisis
5. Kesimpulan & Saran

Pendahuluan

Latar Belakang

- Kerusakan terhadap laut yang disebabkan oleh **alam** dan **manusia**, banyak **terumbu karang** yang **mati** dan mengalami **pemutihan (Bleaching)**.
- Tren tindakan manusia yang menimbulkan polusi tidak berubah dan tren perubahan iklim kerap terjadi, maka menurut para ahli **50% terumbu karang** akan **rusak** pada tahun **2030**.
- Penelitian Pengklasifikasian **kesehatan terumbu karang** berdasarkan **grafik warna** yang dibuat oleh lembaga **CoralWatch**.
- Perkembangan AI yang kian meningkat, menjadi alasan dilakukan penelitian **AI** terhadap **pengklasifikasian tipe dan kesehatan terumbu karang**

Rumusan Masalah

- Bagaimana cara **pengimplementasian** deep learning untuk **pengaplikasian identifikasi tipe dan kesehatan** terumbu karang?
- Bagaimana **pengaruh** penerapan deep learning terhadap **hasil** pengklasifikasian kesehatan terumbu karang berdasarkan grafik CoralWatch?
- Bagaimana **pengaruh** penerapan deep learning terhadap **keefektifan** dalam pengklasifikasian tipe dan kesehatan terumbu karang?
- **Arsitektur** CNN apa yang bisa mendukung **peforma** dari hasil pengklasifikasian tipe dan kesehatan terumbu karang berdasarkan grafik coralwatch?

Tujuan Umum Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan pengklasifikasian tipe dan kesehatan terumbu karang berdasarkan grafik CoralWatch dengan memanfaatkan deep learning dengan metode Convolutional Neural Network (CNN).

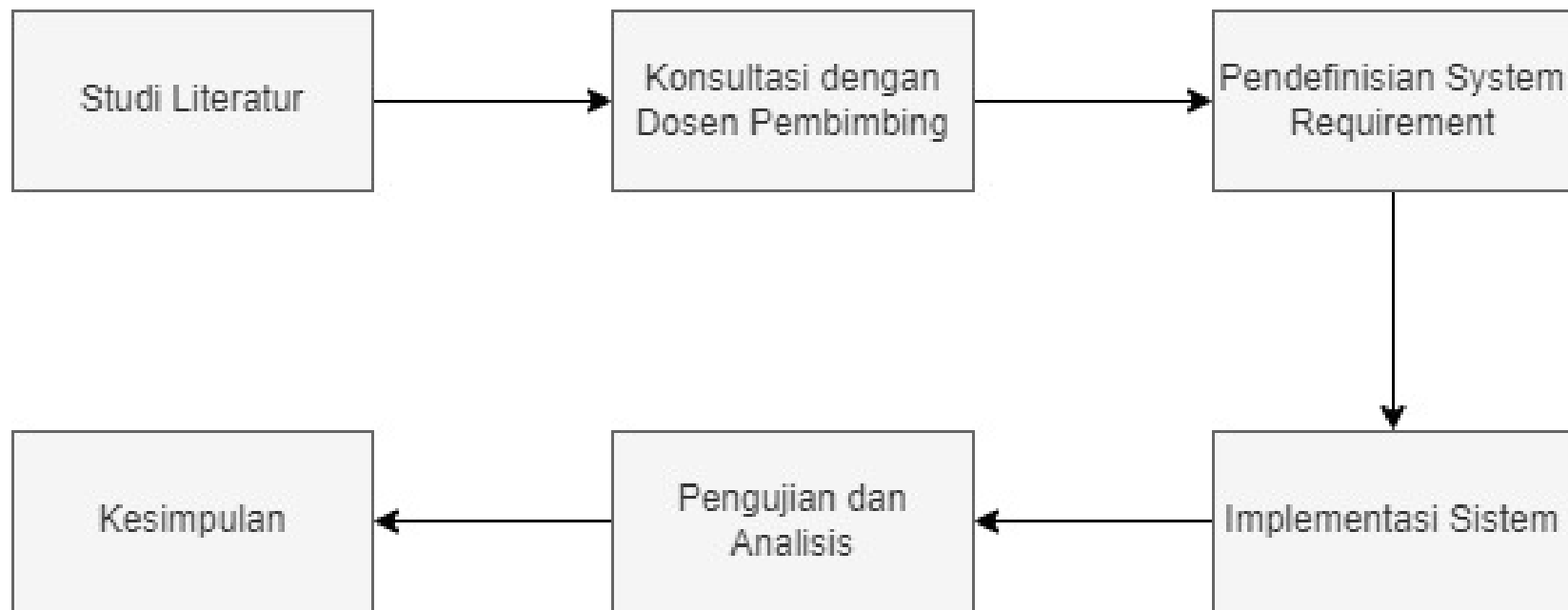
Tujuan Khusus Penelitian

- Mencari Arsitektur CNN yang paling cocok untuk pengembangan model untuk mengklasifikasikan tipe dan kesehatan terumbu karang berdasarkan grafik CoralWatch.
- Mencari parameter terbaik untuk pengembangan model untuk mengklasifikasikan tipe dan kesehatan terumbu karang berdasarkan grafik CoralWatch.
- Melakukan analisis terhadap warna dan bentuk terumbu karang yang merupakan fitur untuk mendeteksi tipe dan kesehatan terumbu karang.
- Melakukan klasifikasi gambar terhadap gambar terumbu karang.

Batasan Masalah

- Metode deep learning yang digunakan adalah convolutional neural network (CNN).
- Arsitektur CNN yang digunakan adalah MobileNetV2, DenseNet, ResNet-152, dan VGG19.
- Output dari hasil klasifikasi penelitian ini adalah terdapat model untuk mengklasifikasi tipe terumbu karang yang dapat diklasifikasikan menjadi 3 tipe, yaitu boulder, branching, dan table.
- Output dari hasil klasifikasi penelitian ini adalah terdapat model untuk mengklasifikasi tingkat kesehatan yang akan diklasifikasikan menjadi 6 level, tingkat kesehatan karang akan diurutkan dari level 1 yang artinya paling kritis hingga level 6 yang artinya paling sehat.

Metodologi Penelitian



Landasan Teori

Terumbu Karang

- Karang adalah hewan invertebrata yang termasuk dalam filum Cnidaria dibawah kingdom Animalia
- Terumbu Karang merupakan kumpulan atau sebuah koloni dari ratusan hingga ribuan individu koral yang disebut polip
- Tujuh bentuk morfologi pertumbuhan umum karang, yaitu bercabang (branching), masif (massive), Plate (tabulate), lembaran (foliose), soliter (free living), submasif (submassive), serta mengerak (encrusting)

Coral Bleaching

- Coral Bleaching adalah fenomena pemutihan karang karena hilangnya Zooxanthellae dalam jaringan karang.
- Perubahan suhu air (baik naik maupun turun) dengan kisaran 2-3°C selama 1-2 minggu akan menunjukkan tanda-tanda terjadinya bleaching pada karang
- Namun, karang yang mengalami bleaching masih berpotensi untuk pulih kembali

Coral Health Chart

- Merupakan metode pemantauan coral bleaching yang dikembangkan oleh Siebeck dkk pada tahun 2002.
- Mengukur kerapatan dan warna simbion berdasarkan kecerahan warna karang

BOULDER (BO)



BRANCHING (BR)



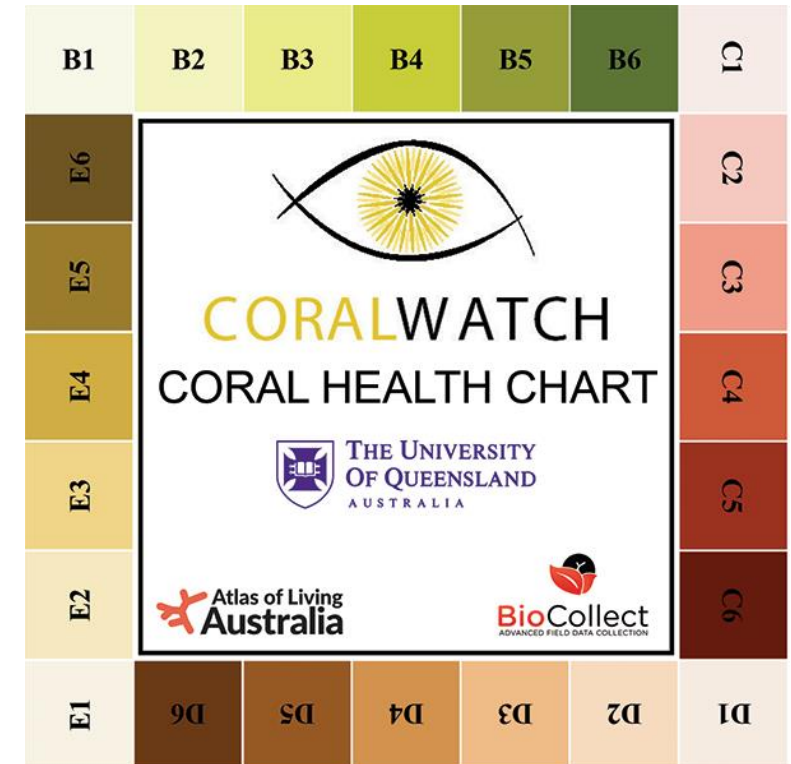
PLATE (PL)



SOFT (SO)



Coral Types
(Sumber: CoralWatch.org)



Deep Learning

Deep learning merupakan sub bidang machine learning dan artificial intelligence yang algoritmanya terinspirasi dari struktur otak manusia. Struktur tersebut dinamakan Artificial Neural Networks atau disingkat ANN. Pada dasarnya, Deep learning merupakan jaringan saraf yang memiliki tiga atau lebih layer. **Semakin banyak lapisan atau layer pada neural network** maka semakin banyak fitur yang dihubungkan untuk melakukan pengenalan pada sebuah objek.

CNN

Convolutional neural network (CNN/ConvNet) adalah kelas deep neural networks, yang paling sering diterapkan untuk menganalisis citra visual. CNN menggunakan teknik khusus yang disebut Konvolusi.

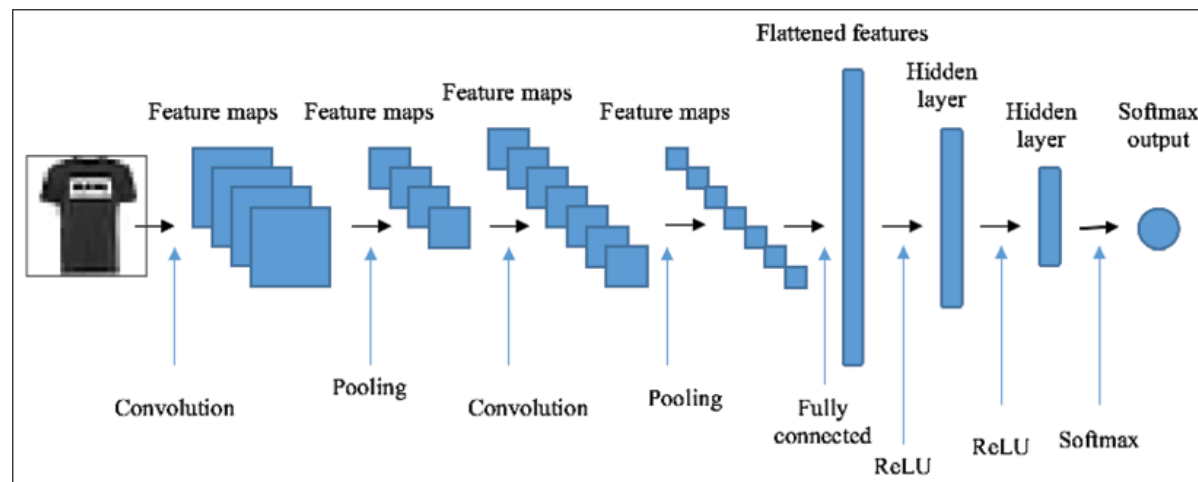


Image Classification

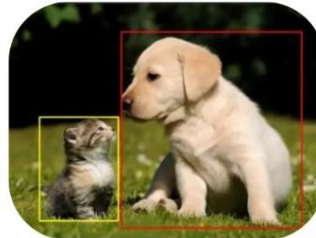
Image classification merupakan proses pengkategorian dan pemberian label pada kelompok piksel atau vektor dalam sebuah gambar berdasarkan aturan yang ditentukan.

Is this a dog?



Image Classification

What is there in image
and where?



Object Detection

Which pixels belong to
which object?

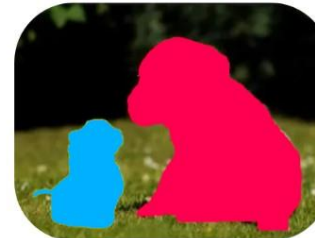


Image Segmentation

Kinerja

Skenario perbandingan performa:

- Membandingkan hasil klasifikasi terhadap arsitektur CNN yang digunakan

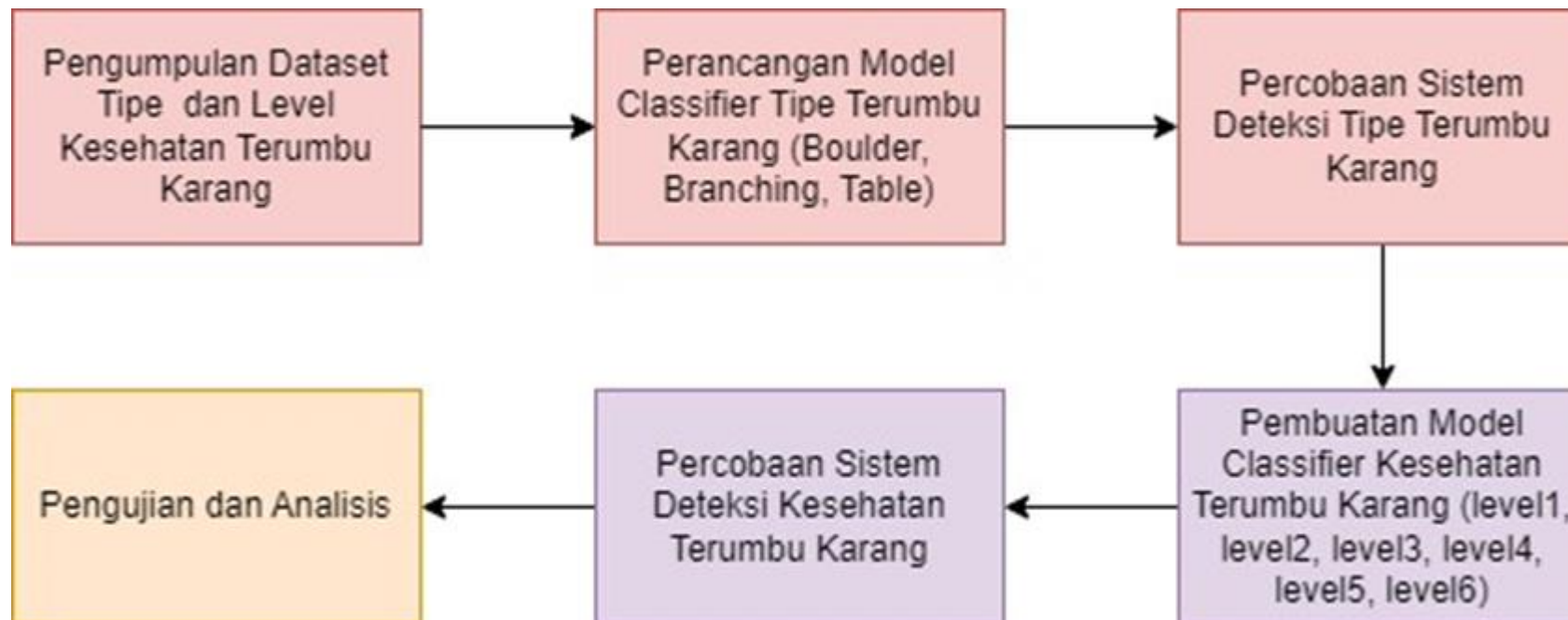
State-of-the-art: Perbandingan model arsitektur CNN untuk menyelesaikan permasalahan identifikasi kesehatan terumbu karang yang didasarkan grafik CoralWatch.

Perancangan Sistem

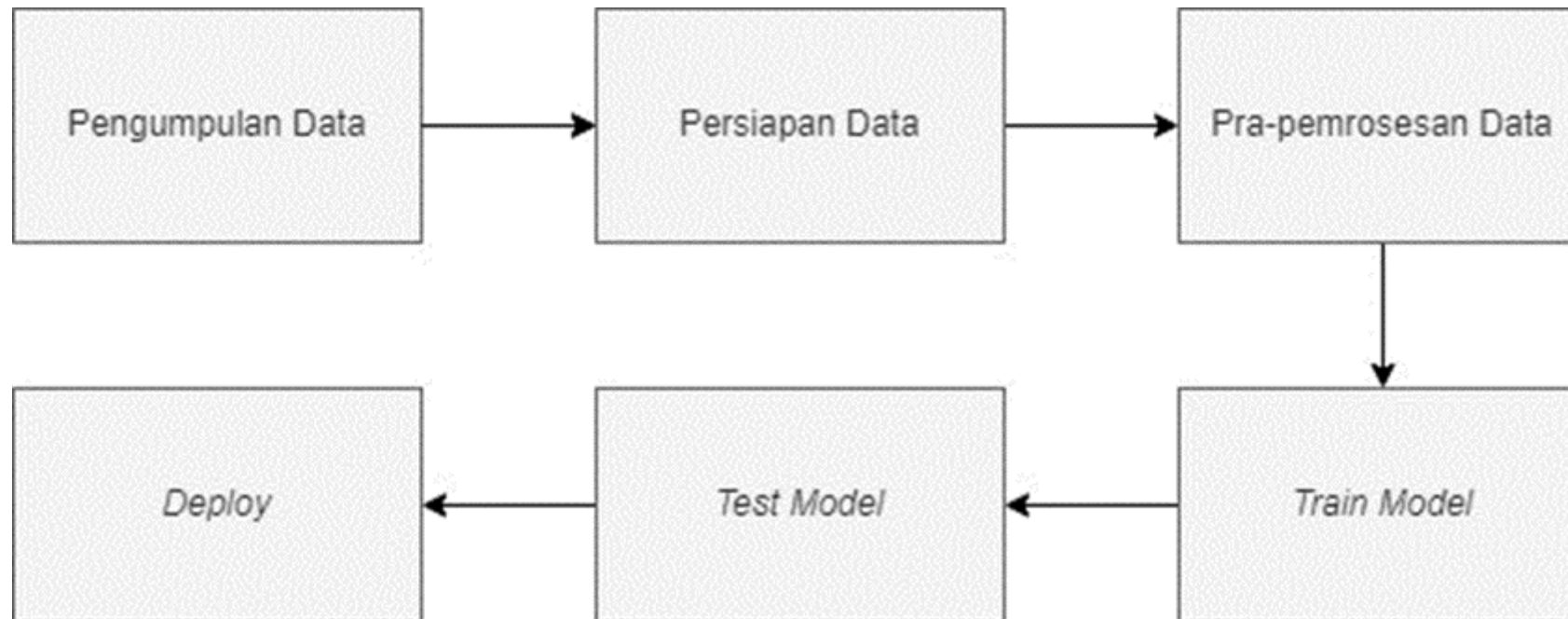
Gambaran Umum

- Penelitian ini merupakan penelitian yang dilakukan untuk membuat model dengan memanfaatkan algoritma CNN. Platform yang digunakan adalah google colab yang nantinya akan disimpan didalam cloud google drive.
- Arsitektur CNN yang diuji adalah sebagai berikut:
 - MobileNetV2
 - DenseNet
 - ResNet
 - VGG19

Gambaran Alur Sistem



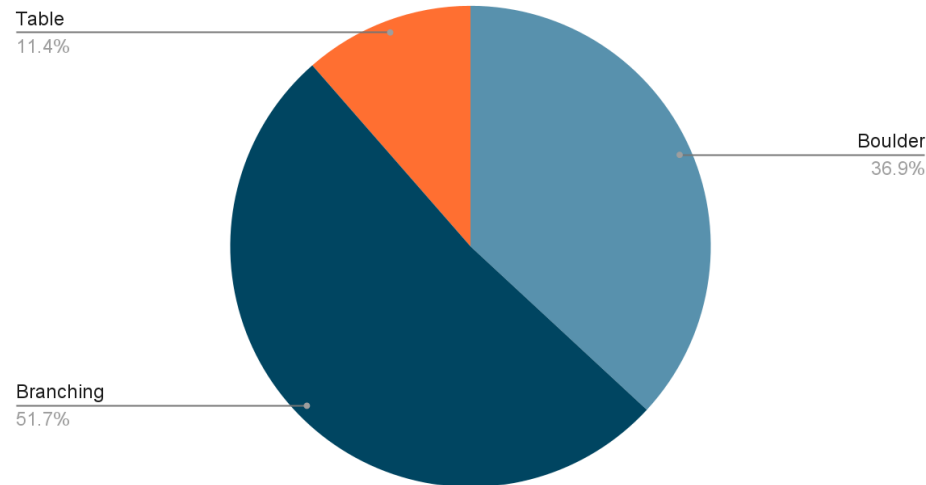
Gambaran Sistem Langkah Penelitian



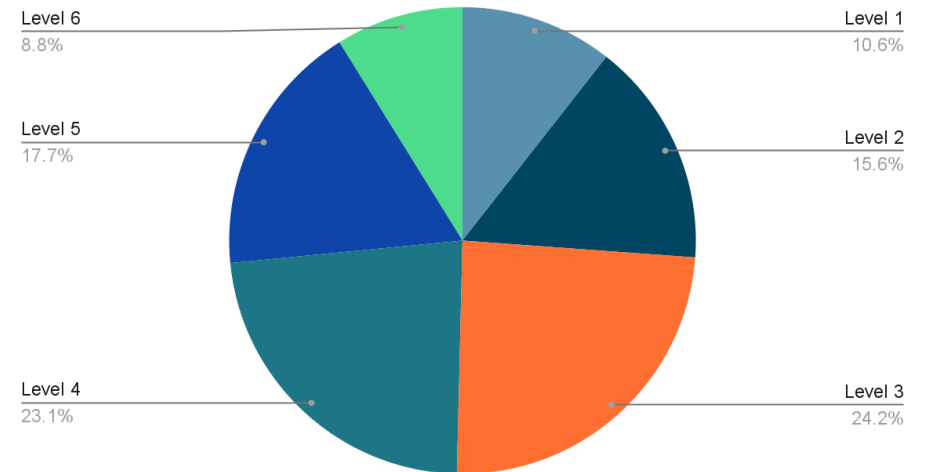
Pengumpulan data

- Asal dataset adalah dataset terumbu karang StructuredRMAS, Kaggle, Google Gambar, dan pengambilan data terumbu karang secara langsung.
- Jumlah data untuk mengklasifikasi tipe ada 507 gambar.
- Jumlah data untuk mengklasifikasi kesehatan ada 520 gambar.

Data Tipe Terumbu Karang



Data Level Kesehatan Terumbu Karang



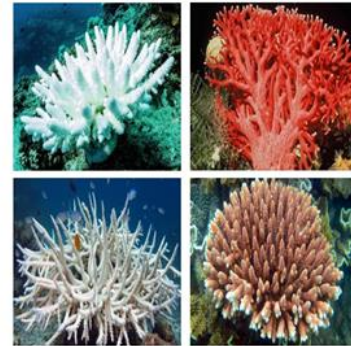
Data Terumbu Karang yang Dikumpulkan

Tipe Terumbu Karang		Level Kesehatan Terumbu Karang	
Database	Persentase	Database	Persentase
StructuredRMAS	17.75%	StructuredRMAS	17.31%
Google Gambar	20.71%	Google Gambar	20.19%
Pulau Seribu	53.06%	Pulau Seribu	52.88%
Kaggle	8.48%	Kaggle	9.61%

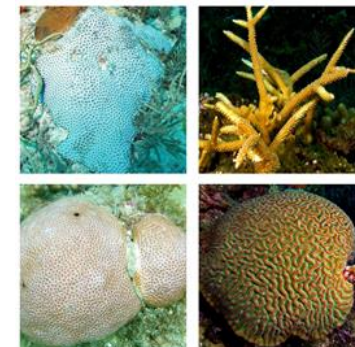
Dataset Kepulauan Seribu



Dataset Kaggle



Dataset StructuredRMAS



Dataset Google Gambar

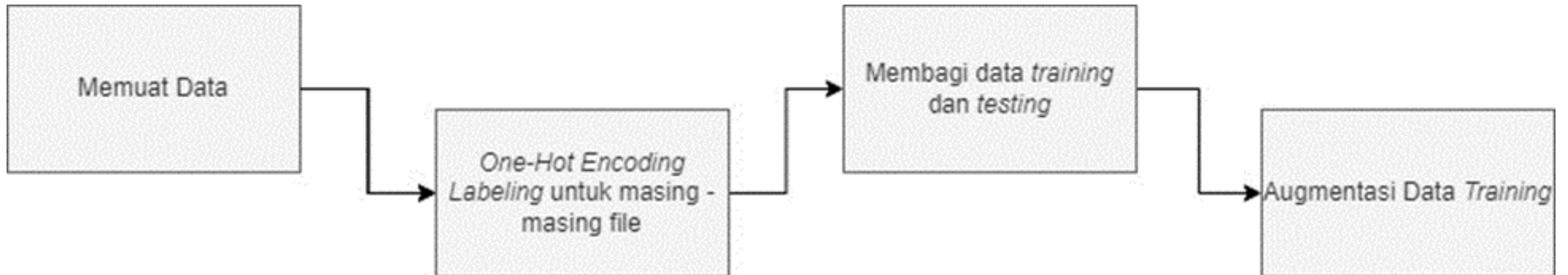


Pembagian Data per Class

Tipe Terumbu Karang	Jumlah
<i>Boulder</i>	187
<i>Branching</i>	262
<i>Table</i>	58

Level Kesehatan Terumbu Karang	Jumlah
Level 1	55
Level 2	81
Level 3	126
Level 4	120
Level 5	92
Level 6	46

Data Pre-Preprocessing



Parameter - Parameter Training

- Lr = 0.001
- BS = 8
- Epoch = 20
- Test Size = 0.2

Parameter augmentasi data

```
aug = ImageDataGenerator(  
    rotation_range=20,  
    zoom_range=0.15,  
    width_shift_range=0.2,  
    height_shift_range=0.2,  
    shear_range=0.15,  
    horizontal_flip=True,  
    fill_mode="nearest",)
```

MobileNetV2

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
mobilenetv2_1.00_224 (Functional)	(None, 7, 7, 1280)	2257984
average_pooling2d (AveragePooling2D)	(None, 3, 3, 1280)	0
flatten (Flatten)	(None, 11520)	0
dense (Dense)	(None, 512)	5898752
dropout (Dropout)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 50)	25650
dropout_1 (Dropout)	(None, 50)	0
dense_2 (Dense)	(None, 3)	153
Total params: 8,182,539		
Trainable params: 6,337,355		
Non-trainable params: 1,845,184		

ResNet

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
resnet152 (Functional)	(None, 7, 7, 2048)	58370944
average_pooling2d (AveragePooling2D)	(None, 2, 2, 2048)	0
flatten (Flatten)	(None, 8192)	0
dense (Dense)	(None, 1024)	8389632
dropout (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dense_2 (Dense)	(None, 512)	524800
dropout_1 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_3 (Dense)	(None, 3)	1539

=====
Total params: 68,336,515

Trainable params: 11,020,291

Non-trainable params: 57,316,224

DenseNet

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====	=====	=====
densenet121 (Functional)	(None, 7, 7, 1024)	7037504
average_pooling2d (AveragePooling2D)	(None, 3, 3, 1024)	0
flatten (Flatten)	(None, 9216)	0
dense (Dense)	(None, 512)	4719104
dropout (Dropout)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 3)	1539

=====

Total params: 11,758,147
 Trainable params: 4,759,555
 Non-trainable params: 6,998,592

VGG19

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
vgg19 (Functional)	(None, 7, 7, 512)	20024384
average_pooling2d (AveragePooling2D)	(None, 3, 3, 512)	0
flatten (Flatten)	(None, 4608)	0
dense (Dense)	(None, 512)	2359808
dropout (Dropout)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 50)	25650
dropout_1 (Dropout)	(None, 50)	0
dense_2 (Dense)	(None, 3)	153

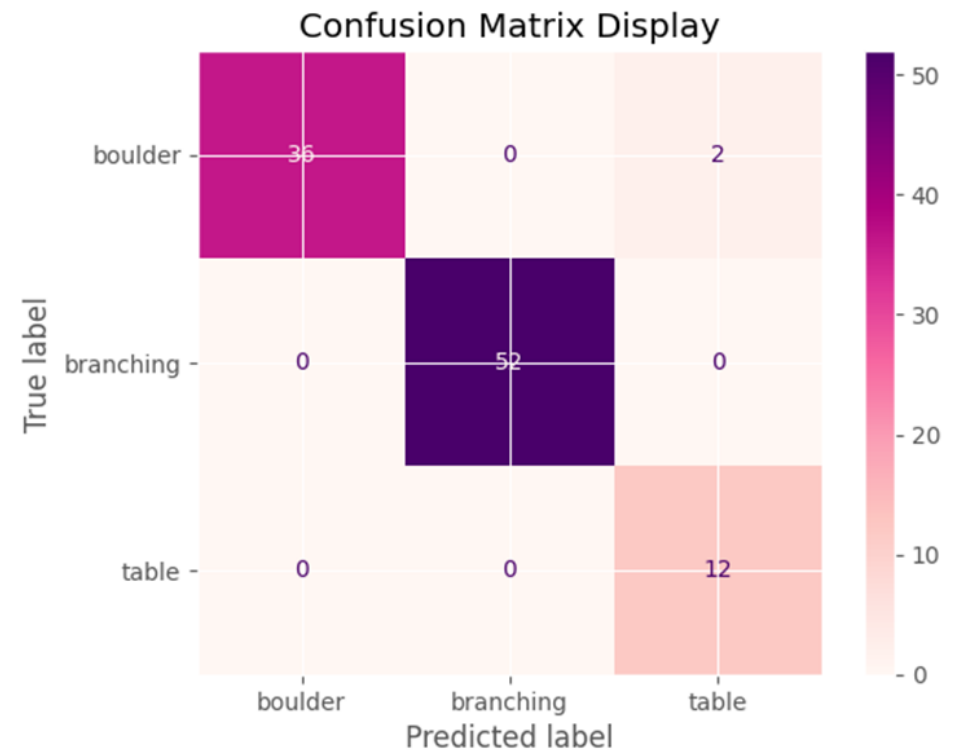
=====
 Total params: 22,409,995
 Trainable params: 9,465,035
 Non-trainable params: 12,944,960

Pengujian dan Analisis

Hasil Testing MobileNetV2

Klasifikasi Tipe Terumbu Karang

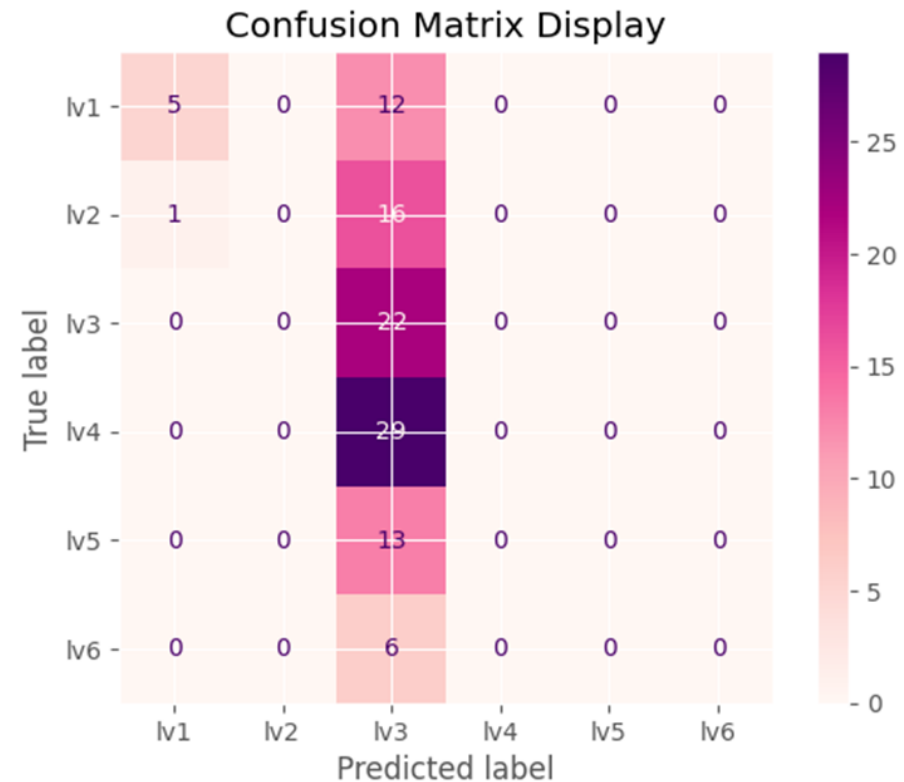
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1 - Score	Aku rasi	Waktu <i>Training</i> per Epoch
<i>Boulder</i>	1.00	0.95	0.97	0.98	5 detik
<i>Branchin g</i>	1.00	1.00	1.00		
<i>Table</i>	0.86	1.00	0.92		



Hasil Testing MobileNetV2

Klasifikasi Level Kesehatan Terumbu Karang

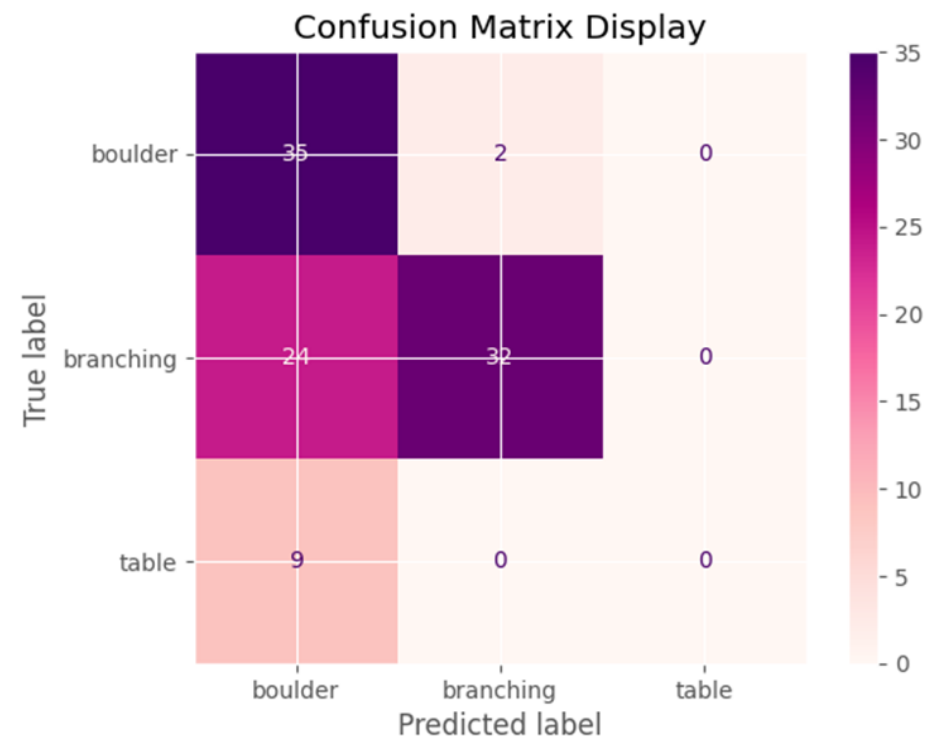
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1 - Score	Akurasi	Waktu <i>Training</i> per Epoch
Level 1	0.83	0.29	0.43	0.26	20 detik
Level 2	0.00	0.00	0.00		
Level 3	0.22	1.00	0.37		
Level 4	0.00	0.00	0.00		
Level 5	0.00	0.00	0.00		
Level 6	0.00	0.00	0.00		



Hasil Testing Resnet

Klasifikasi Tipe Terumbu Karang

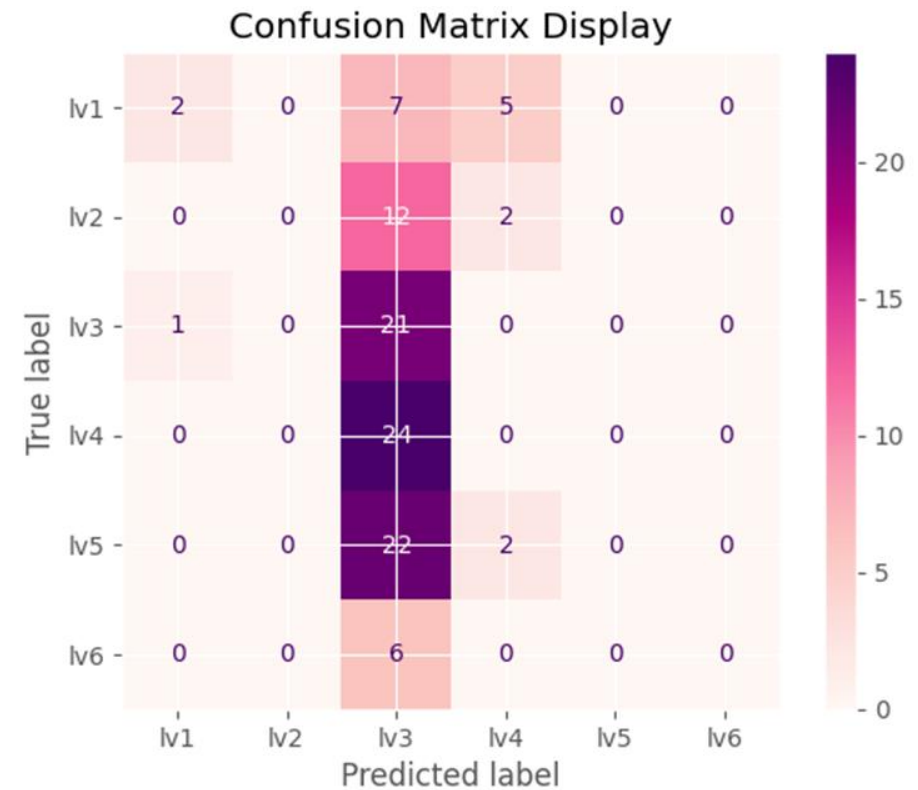
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1 - Score	Akuras i	Waktu <i>Training</i> per Epoch
<i>Boulder</i>	0.71	0.12	0.21	0.66	12 detik
<i>Branching</i>	0.53	1.00	0.69		
<i>Table</i>	0.00	0.00	0.00		



Hasil Testing Resnet

Klasifikasi Level Kesehatan Terumbu Karang

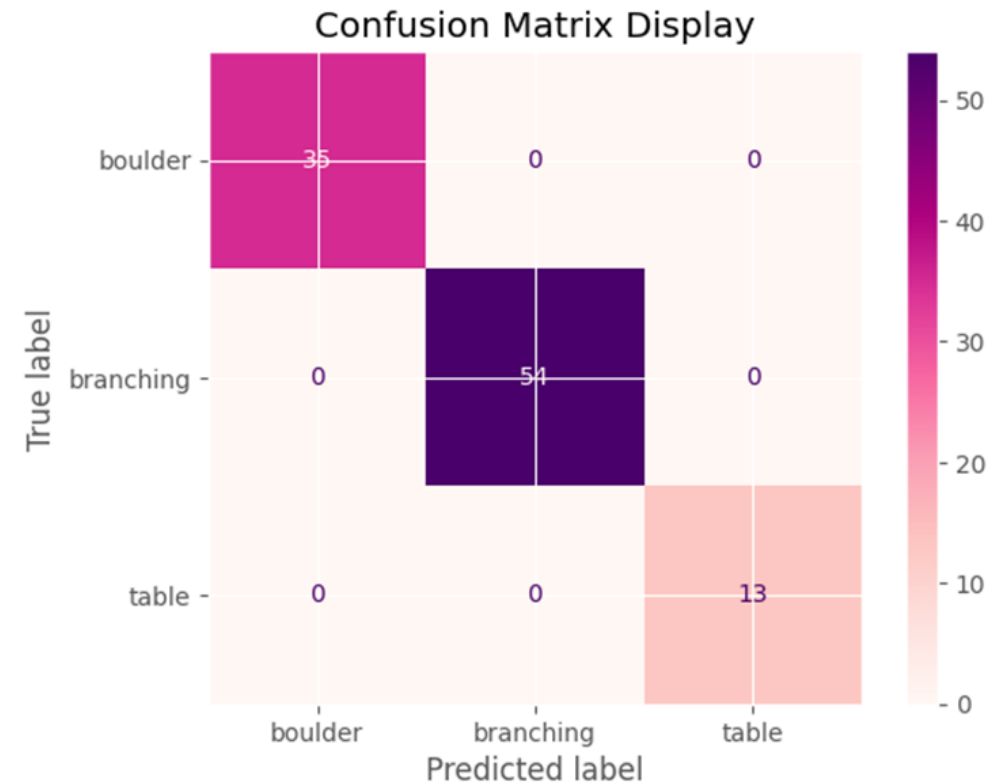
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1 - Score	Akurasi	Waktu <i>Training</i> per Epoch
Level 1	0.67	0.14	0.24	0.22	33 detik
Level 2	0.00	0.00	0.00		
Level 3	0.23	0.95	0.37		
Level 4	0.00	0.00	0.00		
Level 5	0.00	0.00	0.00		
Level 6	0.00	0.00	0.00		



Hasil Testing DenseNet

Klasifikasi Tipe Terumbu Karang

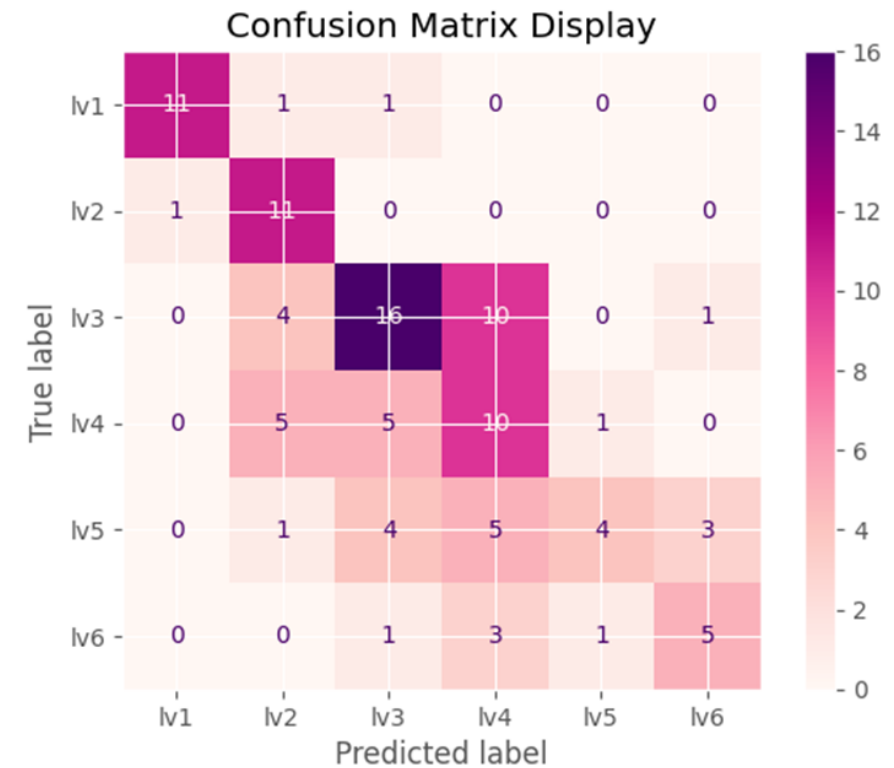
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1 - Score	Akuras i	Waktu <i>Training</i> per Epoch
<i>Boulder</i>	1.00	1.00	1.00	1.00	13 detik
<i>Branching</i>	1.00	1.00	1.00		
<i>Table</i>	1.00	1.00	1.00		



Hasil Testing DenseNet

Klasifikasi Level Kesehatan Terumbu Karang

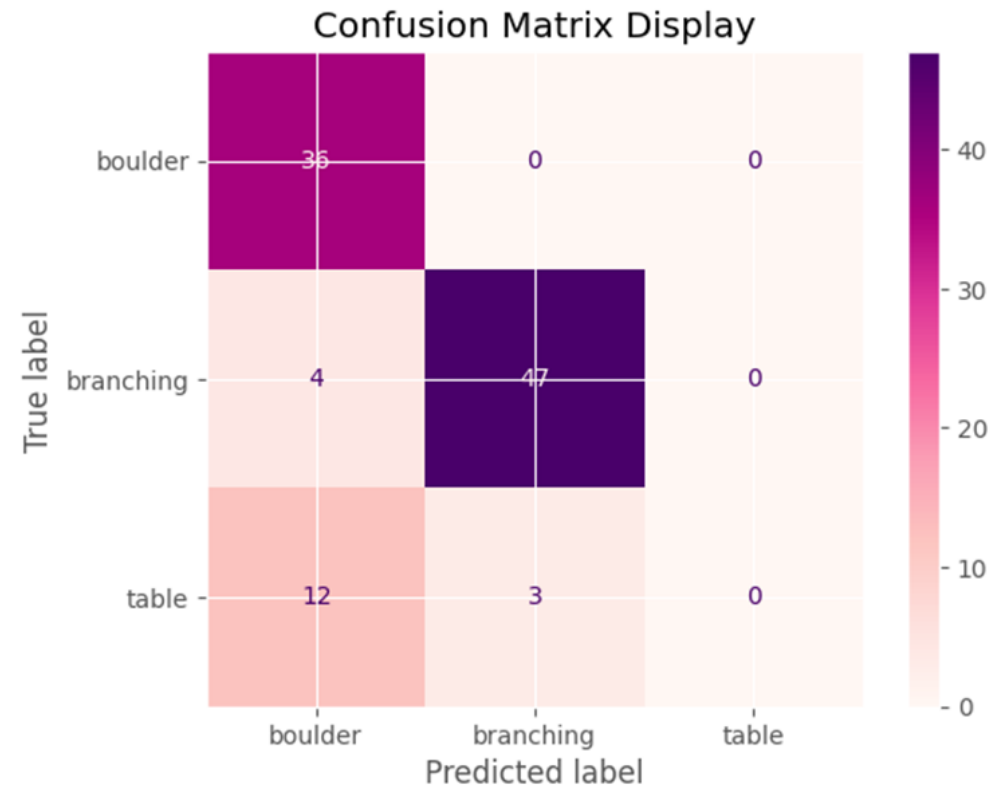
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1 - Score	Akurasi	Waktu <i>Training</i> per Epoch
Level 1	0.92	0.85	0.88	0.55	36 detik
Level 2	0.50	0.92	0.65		
Level 3	0.59	0.52	0.55		
Level 4	0.36	0.48	0.41		
Level 5	0.67	0.24	0.35		
Level 6	0.56	0.50	0.53		



Hasil Testing VGG19

Klasifikasi Tipe Terumbu Karang

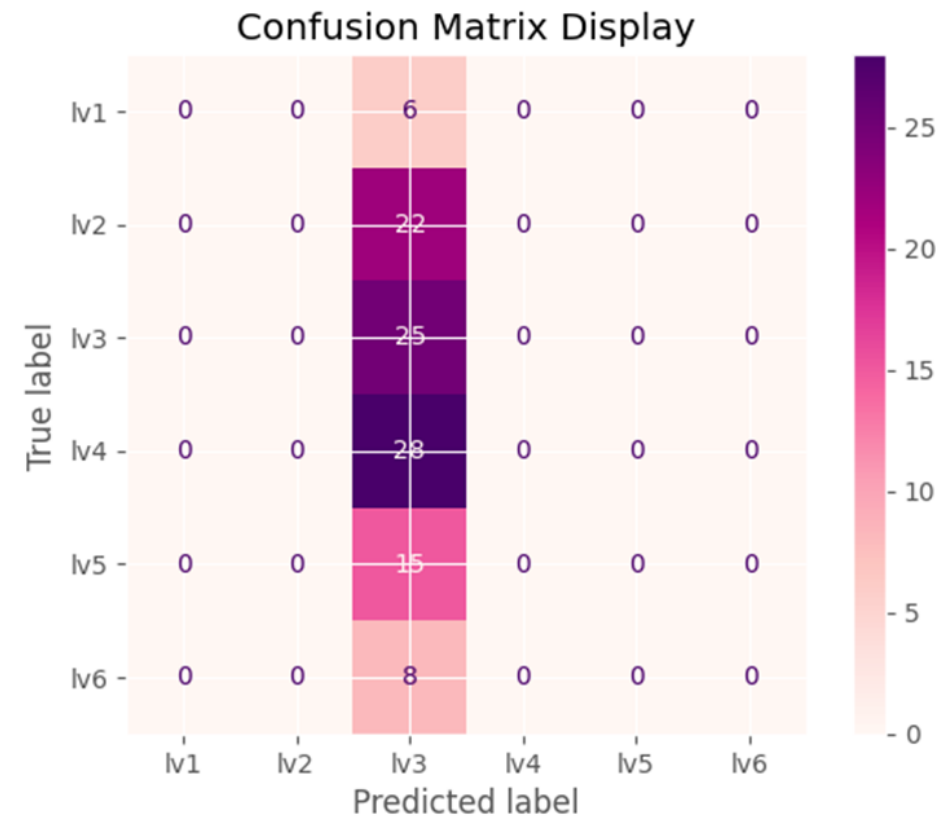
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1 - Score	Akur asi	Waktu Training per Epoch
<i>Boulder</i>	0.69	1.00	0.82	0.81	26 detik
<i>Branching</i>	0.94	0.92	0.93		
<i>Table</i>	0.00	0.00	0.00		



Hasil Testing VGG19

Klasifikasi Tipe Terumbu Karang

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1 - Score	Akurasi	Waktu Training per Epoch
Level 1	0.00	0.00	0.00	0.24	28 detik
Level 2	0.00	0.00	0.00		
Level 3	0.24	1.00	0.39		
Level 4	0.00	0.00	0.00		
Level 5	0.00	0.00	0.00		
Level 6	0.00	0.00	0.00		



Perbandingan Akurasi dan Waktu Training per Epoch

Model	Klasifikasi Tipe Terumbu Karang		Klasifikasi Kesehatan Terumbu Karang	
	Akurasi	Waktu Per Epoch	Akurasi	Waktu Per Epoch
MobileNetV2	0.98	5 detik	0.26	20 detik
DenseNet	1.00	13 detik	0.55	36 detik
ResNet	0.66	12 detik	0.22	33 detik
VGG19	0.81	24 detik	0.24	28 detik

- Untuk permasalahan identifikasi tipe dan level kesehatan arsitektur DenseNet memiliki hasil akurasi terbaik
- Jika dibandingkan dari segi kecepatan waktu training per epoch maka arsitektur MobileNetV2 memegang hasil terbaik di kedua permasalahan klasifikasi tipe terumbu karang dan klasifikasi kesehatan terumbu karang.

Analisis Hasil

Model Arsitektur	Alasan
MobileNetV2	MobileNetV2 adalah model arsitektur yang cocok diterapkan pada keadaan dengan tugas dengan kompleksitas rendah.
DenseNet	DenseNet memberikan hasil terbaik di kasus yang memiliki dataset kecil hingga menengah. DenseNet merupakan arsitektur yang efektif dalam mempelajari fitur-fitur yang sangat kompleks dan abstrak. DenseNet juga cocok digunakan untuk kasus dengan kompleksitas komputasi tinggi
ResNet	ResNet-152 kurang cocok untuk dataset yang kecil.
VGG19	VGG19 kurang cocok untuk dataset yang kecil.

Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan

1. Penelitian ini menghasilkan 8 model. 4 untuk klasifikasi tipe terumbu karang dan 4 untuk klasifikasi kesehatan terumbu karang.
2. Model MobileNetV2, DenseNet, ResNet152, dan VGG19 yang telah dilatih dapat digunakan untuk melakukan prediksi tipe dan level kesehatan terumbu karang.
3. Perancangan model klasifikasi tipe terumbu karang terbaik didapat dengan model arsitektur DenseNet dengan akurasi 1.0 dan diikuti dengan model arsitektur MobileNetV2 dengan akurasi 0.98. Jika dilihat dari waktu training maka hasil terbaik dimiliki oleh model arsitektur MobileNetV2 dengan rata - rata durasi training per epoch 5 detik.

Kesimpulan

4. Perancangan model klasifikasi level kesehatan terumbu karang terbaik didapat dengan model arsitektur DenseNet dengan akurasi 0.55. Jika dilihat dari waktu training maka hasil terbaik dimiliki oleh model arsitektur MobileNetV2 dengan rata - rata durasi training per epoch 20 detik.
5. Hasil akurasi pada klasifikasi level kesehatan terumbu karang yang masih kurang baik disebabkan oleh kurangnya variasi dan jumlah data yang menyebabkan ketidakmampuan model mempelajari pola dan fitur yang ada dalam data pelatihan dengan cukup baik.

Saran

1. Memperbanyak variasi dan jumlah dataset yang digunakan, hal ini diperlukan terlebih lagi untuk permasalahan klasifikasi level kesehatan. Pada permasalahan klasifikasi level kesehatan sangat diperlukan variasi karena ada 4 warna dasar terumbu karang dan ada 3 tipe terumbu karang, sehingga dapat meningkatkan akurasi dan ketepatan model ketika digunakan.
2. Melakukan riset dan percobaan lebih jauh terhadap model arsitektur lainnya. Dengan alasan ditemukannya model arsitektur yang dapat bekerja lebih baik dari keempat model arsitektur yang digunakan.

Saran

3. Pada dataset yang diambil di Pulau Seribu agar meningkatkan ketepatan pada saat proses labelling data maka perlu dibuat metode pengambilan gambar yang sistematis lagi. Contohnya adalah proses labeling dilakukan tepat saat pengambilan data.
4. Penelitian ini diharapkan dapat dikembangkan pada penelitian yang lebih dalam selanjutnya, sehingga dapat memiliki performa dan akurasi yang lebih baik.

Terima kasih