# DOKUMENTASI PROJEK KLASIFIKASI TERUMBU KARANG HIAS

RIFKY MAULANA ISKANDAR MOUSA KHALIL MOUSA AYESH

## 1. PENDAHULUAN

## 1.1. Latar Belakang

Terumbu karang adalah salah satu ekosistem laut yang memiliki peran penting dalam kestabilan lingkungan dan masa depan makhluk laut. Selain menjadi rumah bagi ribuan spesies laut, karang juga memiliki nilai ekonomi tinggi, terutama dalam industri perdagangan ornamen. Namun, penggunaan terumbu karang sebagai komoditas ornamen sering menghadirkan tantangan tersendiri.

Salah satu tantangan yang dihadapi oleh masyarakat yang berusaha berbisnis di terumbu karang adalah identifikasi spesies karang. Karang memiliki kemiripan yang tinggi antara spesiesnya dan sejumlah spesies berbeda seringkali secara kolektif disebut di bawah satu spesies tanpa pengetahuan yang memadai dan alat yang sesuai. Ini menjadi kendala besar, terutama bagi pemula di industri ini.

Lebih dari itu, tidak semua karang dapat diperdagangkan secara bebas. Banyak di antaranya dilindungi oleh regulasi nasional dan internasional terhadap pemanfaatan berlebihan, serta kerusakan pada ekosistem. Tanpa alat yang diperlukan, operator berisiko melanggar regulasi tersebut, yang dapat mengakibatkan hukuman legal dan kerugian finansial.

Melihat permasalahan ini, diperlukan sebuah solusi yang dapat membantu masyarakat mengidentifikasi jenis terumbu karang dengan cepat, akurat, dan efisien. Proyek ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi terumbu karang dengan memanfaatkan pendekatan tradisional dan deep learning. Sistem ini tidak hanya mampu mengenali jenis terumbu karang, tetapi juga memberikan informasi tentang status legalitasnya sesuai dengan regulasi yang berlaku. Dengan demikian, proyek ini diharapkan dapat mendukung praktik perdagangan yang berkelanjutan dan bertanggung jawab di industri terumbu karang.

## 1.2. Tujuan & Manfaat

## **1.2.1.** Tujuan

Pengembangan Sistem Klasifikasi yang Efisien

- Merancang dan mengimplementasikan sistem klasifikasi terumbu karang yang dapat bekerja secara cepat
- Menghasilkan hasil klasifikasi dengan tingkat akurasi tinggi
- O Menciptakan sistem yang dapat diakses dengan mudah melalui upload gambar

## Peningkatan Akurasi Identifikasi

- Mengurangi tingkat kesalahan dalam proses identifikasi jenis karang
- Meminimalkan bias yang sering terjadi dalam proses identifikasi manual
- o Mengembangkan standarisasi dalam proses klasifikasi terumbu karang

## **Dukungan Konservasi**

- o Membantu mengidentifikasi jenis karang yang dilindungi
- o Mencegah perdagangan ilegal terumbu karang
- Mendukung upaya pelestarian ekosistem laut

#### 1.2.2. Manfaat

## Efisiensi Operasional

- Menghemat waktu dalam proses identifikasi karang
- Mengurangi biaya operasional dalam proses klasifikasi
- Meningkatkan produktivitas dalam pengelolaan terumbu karang

## Peningkatan Kualitas Perdagangan

- Meningkatkan transparansi dalam proses jual beli terumbu karang
- o Memberikan kepastian legal dalam transaksi
- Membangun kepercayaan antara penjual dan pembeli

## Kontribusi Lingkungan

- Mendukung upaya pelestarian ekosistem laut
- Membantu monitoring populasi terumbu karang
- Berkontribusi pada keberlanjutan ekosistem marine

#### Edukasi dan Penelitian

- Menyediakan data untuk keperluan penelitian
- Membantu proses pembelajaran tentang terumbu karang
- Mendukung pengembangan ilmu pengetahuan tentang ekosistem laut

#### 2. LITERATURE REVIEW

## 2.1. Coral reef image classification employing Improved LDP for feature extraction

Penelitian ini menghadirkan terobosan penting dalam metode ekstraksi fitur untuk klasifikasi gambar terumbu karang dengan beberapa keunggulan:

## • Keunggulan Teknis:

- o Mampu menangkap fitur tekstur diagonal dengan lebih detail
- Mencakup seluruh piksel dalam proses analisis
- o Mempertahankan detail gambar lebih baik dibandingkan metode konvensional

## • Implementasi:

- o Digunakan bersama dengan metode klasifikasi KNN, CNN, dan SVM
- Menghasilkan peningkatan signifikan dalam akurasi klasifikasi
- Menunjukkan waktu eksekusi yang lebih efisien

#### • Performa:

- Menunjukkan konsistensi akurasi dalam berbagai kondisi pencahayaan
- Mampu beradaptasi dengan berbagai orientasi gambar
- Memberikan hasil yang stabil dalam berbagai kondisi pengambilan gambar

## 2.2. Plant leaf disease classification using EfficientNet deep learning model

Studi ini memberikan wawasan berharga tentang kemampuan EfficientNet dalam klasifikasi gambar:

## • Hasil Pengujian:

- EfficientNet B5 mencapai akurasi 99,91%
- EfficientNet B4 mencapai akurasi 99,97%
- o Presisi tertinggi mencapai 99,39%

## • Keunggulan Model:

- Menggunakan jumlah parameter yang lebih sedikit
- Menghasilkan akurasi yang sangat tinggi
- Menunjukkan efisiensi komputasi yang superior

#### • Implikasi:

- Mendemonstrasikan potensi besar untuk implementasi di berbagai bidang
- Membuka peluang untuk pengembangan sistem diagnosis otomatis

• Menjadi benchmark untuk pengembangan model klasifikasi gambar

# 2.3. Multi-class Image Classification Using Deep Learning Algorithm

Penelitian ini mengeksplorasi kemampuan CNN dalam konteks klasifikasi multi-kelas:

#### • Temuan Utama:

- o CNN mengungguli metode klasifikasi tradisional
- o Menunjukkan performa superior dibanding super-vector coding
- Memberikan hasil lebih baik dibanding SVM konvensional

## 2.4. Multiclass Classification Using Random Forest Classifier

Studi ini memberikan perspektif penting tentang penggunaan Random Forest:

## • Metodologi:

- Evaluasi pada dataset gambar bunga dan burung
- o Perbandingan dengan metode klasifikasi lainnya
- o Analisis performa dalam berbagai kondisi

## 2.5. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks

Penelitian ini menjelaskan konsep dasar dan implementasi EfficientNet:

#### • Kontribusi:

- Memperkenalkan metode scaling yang efisien
- Menyediakan implementasi yang dapat diakses publik
- Membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut

# 2.6. Support Vector Machine Versus Random Forest for Remote Sensing Image Classification: A Meta-Analysis and Systematic Review

Meta-analisis ini memberikan pemahaman mendalam tentang perbandingan dua metode populer:

## • Hasil Meta-analisis:

- o Pemilihan algoritma harus disesuaikan dengan karakteristik dataset
- O Diperlukan penelitian lanjutan untuk peningkatan akurasi
- Masing-masing metode memiliki kelebihan dalam kondisi tertentu

## 2.7. Detection of COVID-19 Using MobileNetV2 and ResNet101V2

Kontribusi Metodologis:

- Implementasi ResNet101V2 untuk klasifikasi gambar medis
- Perbandingan dengan arsitektur Transfer Learning

## Hasil Penting:

- Performa ResNet101V2 dalam klasifikasi gambar kompleks
- Faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi:
  - Preprocessing data
  - Arsitektur model
  - Strategi training

## Implikasi untuk Klasifikasi Terumbu Karang:

- Adaptabilitas arsitektur untuk domain spesifik
- Pentingnya preprocessing yang tepat
- Strategi optimasi model

## Sintesis dan Implikasi:

- 1. Tren Metodologi:
- Pergeseran dari metode tradisional ke deep learning
- Pentingnya preprocessing dan feature extraction
- Kebutuhan akan model yang efisien dan akurat
- 2. Gap Penelitian:
- Optimasi untuk dataset terumbu karang spesifik
- Kebutuhan akan metode yang robust terhadap variasi lingkungan
- Integrasi multiple modalities dalam klasifikasi
- 3. Arah Pengembangan:
- Hybrid approaches yang menggabungkan berbagai metode
- Fokus pada efisiensi komputasi
- Peningkatan interpretabilitas model
- 4. Rekomendasi Praktis:
- Pemilihan arsitektur berdasarkan karakteristik dataset
- Implementasi preprocessing yang komprehensif
- Strategi validasi yang robust

#### 3. METHOD

#### 3.1 Dataset

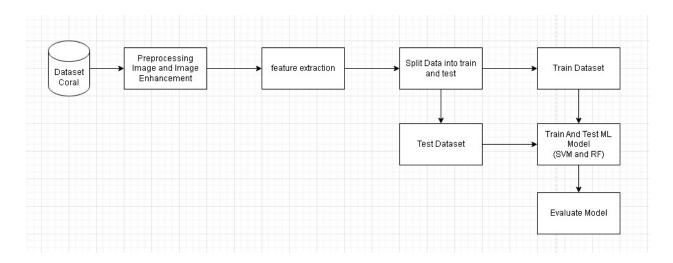
Dataset yang digunakan dalam proyek ini adalah dataset terumbu karang yang diambil dari platform Hugging Face. Dataset ini tersedia secara publik melalui tautan berikut: <a href="https://huggingface.co/datasets/tdros/corals">https://huggingface.co/datasets/tdros/corals</a>. Dataset tersebut terdiri dari 30 kelas terumbu karang dengan berbagai variasi jenis dan karakteristik visua yang berjumlah 3,757 gambar.

Namun, dataset ini tidak menyediakan informasi mengenai legalitas setiap kelas terumbu karang untuk diperjualbelikan. Oleh karena itu, dilakukan penelusuran lebih lanjut terhadap 30 kelas tersebut untuk mengidentifikasi kelas-kelas yang tergolong ilegal berdasarkan regulasi yang berlaku. Dari hasil penelusuran ini, ditemukan bahwa 6 dari 30 kelas terumbu karang merupakan jenis yang ilegal untuk diperjualbelikan.

Selain itu, dilakukan analisis terhadap kesesuaian gambar dengan kelasnya. Selama proses ini, ditemukan beberapa gambar yang tidak relevan dengan kelas terumbu karang, seperti gambar objek lain yang secara keliru dimasukkan ke dalam dataset. Untuk memastikan kualitas dataset, setiap gambar diperiksa secara manual guna mengeliminasi ketidaksesuaian tersebut.

Setelah melalui tahap pengecekan dan analisis kualitas, hanya 11 kelas terumbu karang yang dipilih karena memenuhi kriteria kualitas gambar yang berjumlah 1,128 gambar. Dari 11 kelas tersebut, 4 diantaranya merupakan jenis terumbu karang yang ilegal untuk diperjualbelikan. Hasil seleksi ini menjadi dasar untuk langkah-langkah berikutnya dalam pengembangan model klasifikasi terumbu karang.

#### 3.2 Metode Tradisional



## 3.2.1 Dataset Coral

Dataset yang digunakan merupakan kumpulan gambar terumbu karang yang terdiri dari beberapa kelas (penjelasan ada di poin 3.1). Dataset ini menjadi dasar untuk melatih dan menguji model machine learning.

Sebelum digunakan, gambar dalam dataset mengalami tiga proses utama yaitu Preprocessing Image, Feature extraction, dan Split Data Into Train and test.

## 3.2.2 Preprocessing Image

Pada proses preprocessing image, image pada dataset akan di resizing ukuran (224x224) kemudian image akan dibuat menjadi grayscale. grayscale disini bertujuan agar image bisa digunakan untuk CLAHE. CLAHE sendiri berfungsi Untuk meningkatkan kontras gambar dan mengurangi masalah pencahayaan yang buruk.

## 3.2.3 Feature Extraction

Pada bagian ini, dilakukan pengujian untuk setiap *feature extractor* yang berbeda, serta penggabungan dari beberapa *feature extractors* dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi model. Selain itu, juga dilakukan perbandingan menggunakan model pre-trained untuk *feature extractor* guna mengetahui apakah batasan kinerja yang ada disebabkan oleh model itu sendiri atau oleh *feature extractor* yang digunakan.

Berikut adalah beberapa kombinasi feature extractors yang diuji:

- Individu Feature Extractors:
  - HOG (Histogram of Oriented Gradients)
  - LBP (Local Binary Patterns)
  - o GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)
  - Gabor Filters
  - Color Histogram
- Gabungan Feature Extractors:
  - Gabor Filters + Color Histogram + HOG
  - $\circ$  LBP + HOG + GLCM
  - LBP + Gabor + Color Histogram
  - HOG + LBP + Color Histogram
  - LBP + Color Histogram

Selain itu, juga dilakukan pengujian menggunakan model pre-trained sebagai *feature extractor*, antara lain:

- VGG16
- ResNet50
- EfficientNet

## 3.2.4Split Data into Train and Test

Dataset dibagi menjadi dua subset untuk proses pelatihan dan pengujian model:

- 1. Training Set:
  - Digunakan untuk melatih model, agar model dapat mempelajari pola dan karakteristik dalam data yang ada.
- 2. Test Set:
  - Digunakan untuk mengevaluasi performa model setelah proses pelatihan selesai, dengan tujuan untuk mengukur akurasi atau efektivitas model dalam menggeneralisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Proses pembagian data dilakukan dengan menggunakan *train-test split*, dimana data dibagi dengan rasio 80% untuk training set dan 20% untuk test set.

## 3.3 Metode Deep Learning

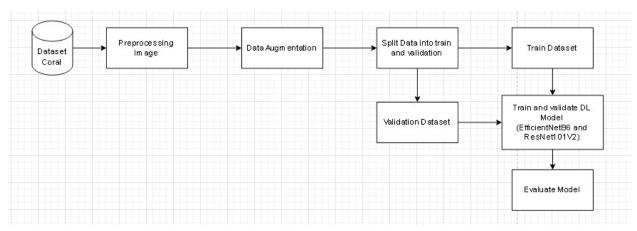


Fig. 1. alur proses pelatihan metode deep learning

Metode deep learning yang digunakan dalam proyek ini bertujuan untuk mengklasifikasikan gambar terumbu karang berdasarkan dataset yang telah disiapkan. Proses alur kerja metode ini mengikuti langkah-langkah seperti pada gambar diatas (Fig.1).

## 3.3.1 Dataset Coral

Dataset yang digunakan merupakan kumpulan gambar terumbu karang yang terdiri dari beberapa kelas (penjelasan ada di poin 3.1). Dataset ini menjadi dasar untuk melatih dan menguji model deep learning.

Sebelum digunakan, gambar dalam dataset mengalami tiga proses utama yaitu Preprocessing Image, Data Augmentation, dan Split Data Into Train and validation dilakukan menggunakan ImageDataGenerator:

```
train_datagen = ImageDataGenerator(
   rotation range = 40,
   width shift range = .2,
   height_shift_range = .2,
    shear range = .2,
    zoom_range = .2,
   horizontal_flip=True,
   fill mode = 'nearest',
    validation_split = .2
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    PATH,
   target_size=(img_height,img_width),
   batch_size=64,
   class mode='categorical',
    subset='training'
val_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    PATH,
   target_size=(img_height,img_width),
   batch_size=64,
    class mode='categorical',
   subset='validation',
    shuffle=False
```

Fig.2. Penggunaan ImageDataGenerator

## 3.3.2 Preprocessing Image

Sebelum digunakan dalam pelatihan model, gambar-gambar dalam dataset diproses terlebih dahulu untuk memastikan kualitas dan konsistensi. Proses preprocessing dilakukan dengan **ImageDataGenerator** (Fig. 2), yang meliputi:

• **Resizing:** Gambar diubah ukurannya menjadi 224 x 224 piksel agar sesuai dengan kebutuhan input model deep learning.

## 3.3.3 Data Augmentation

Untuk meningkatkan variasi dalam dataset tanpa menambah jumlah gambar secara manual, dilakukan augmentasi data menggunakan **ImageDataGenerator** (Fig.2). Proses augmentasi mencakup:

- Rotasi: Memutar gambar antara -40 hingga 40 derajat.
- **Height Shift:** Menggeser gambar secara vertikal sebesar 0–20% dari tinggi gambar.
- Width Shift: Menggeser gambar secara horizontal sebesar 0–20% dari lebar gambar.
- Horizontal Flip: Membalik gambar secara horizontal.

## 3.3.4 Split Data into Train and Validation

Dataset dibagi menjadi dua subset:

- Training set: Digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola dalam data.
- Validation set: Digunakan untuk mengevaluasi performa model selama proses pelatihan dan menghindari overfitting.

Proses pembagian data dilakukan menggunakan **ImageDataGenerator** (Fig.2) dengan rasio 80% untuk training dan 20% untuk validation.

## 3.3.5 Train and Validate DL Model (EfficientNetB6 and ResNet101V2)

Dua arsitektur model deep learning digunakan dalam proyek ini, yaitu EfficientNetB6 dan ResNet101V2:

## 3.3.5.1 EfficientNetB6

EfficientNetB6 adalah salah satu model dalam keluarga EfficientNet, yang terkenal karena keberhasilannya dalam menyeimbangkan efisiensi komputasi dan akurasi. Arsitektur ini menggunakan pendekatan compound scaling (Fig.3) untuk mengoptimalkan tiga aspek utama model, yaitu resolusi gambar, kedalaman jaringan, dan lebar jaringan, secara bersamaan. Pendekatan ini dirancang untuk memastikan bahwa peningkatan performa model tidak membutuhkan lonjakan eksponensial dalam jumlah parameter atau komputasi. EfficientNetB6 mengadopsi blok MBConv (Fig.4) yang merupakan pengembangan dari blok convolution klasik, dengan penambahan fitur seperti depthwise separable convolution dan squeeze-and-excitation untuk mengurangi beban komputasi tanpa mengorbankan akurasi.

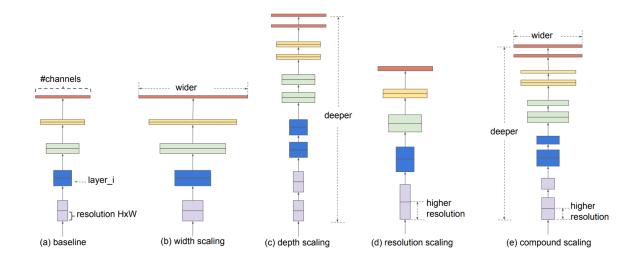


Fig.3. Bentuk Compound Scaling

# **EfficientNet Architecture**

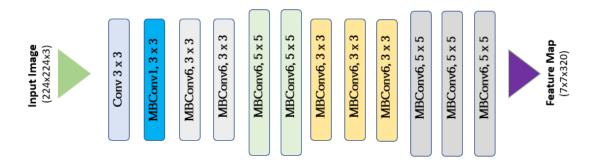


Fig.4. Arsitektur EfficientNet

#### 33.5.2 ResNet101V2

ResNet101V2 menggunakan residual connections untuk mengatasi masalah vanishing gradient pada jaringan yang sangat dalam. Model ini memungkinkan pembelajaran yang lebih efektif dengan menambahkan shortcut connections (Fig.5).

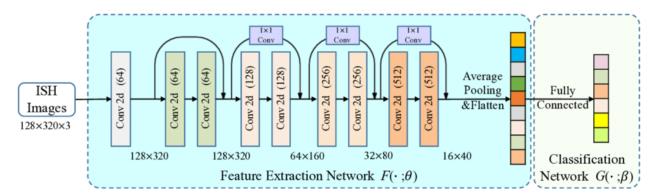


Fig.5 Arsitektur ResNet

Alur dari Model deep learning yang kami gunakan adalah sebagai berikut:

- Pretrained Model: Model ini dimulai dari bobot yang telah dilatih pada dataset ImageNet.
- GlobalAveragePooling: Digunakan untuk mereduksi dimensi fitur dan menangkap informasi penting dari seluruh fitur.
- Batch Normalization: Untuk menstabilkan distribusi data selama pelatihan.
- **Dense Layer:** Terdiri dari 512 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU untuk menangkap hubungan non-linear antara fitur.
- **Dropout:** Sebesar 0.7 untuk mencegah overfitting.
- **Output Layer:** Terdiri dari 11 neuron (jumlah kelas) dengan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas prediksi untuk setiap kelas.

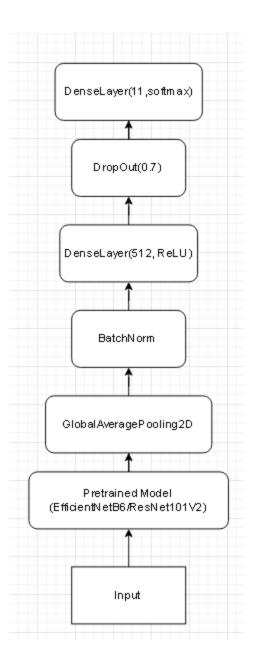


Fig. 7. Arsitektur Model Klasifikasi

Berikut adalah komponen pembelajaran dan hyperparameter yang kami gunakan:

- Loss Function: Categorical Crossentropy.
- Optimizer: Adam.Metric: Accuracy.
- Callbacks:
  - EarlyStopping: Dengan patience 8 untuk menghentikan pelatihan jika performa model tidak meningkat.
  - Step Decay: Dengan factor 0.9 untuk menurunkan learning rate secara bertahap.
  - Checkpoint: Untuk menyimpan model dengan performa terbaik selama pelatihan.
- Hyperparameter:

Epoch: 100.Batch size: 64.

#### 3.3.6 Evaluate Model

Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan metrik berikut:

- Accuracy: Mengukur persentase prediksi yang benar.
- Precision: Menilai ketepatan model dalam memprediksi kelas tertentu.
- Recall: Menilai kemampuan model dalam mengenali semua instance dari kelas tertentu.
- **F1-Score:** Menggabungkan precision dan recall dalam satu metrik untuk evaluasi yang lebih komprehensif.

## 4. EXPERIMENT

Pada bagian ini, hasil dari eksperimen yang dilakukan untuk mengklasifikasikan terumbu karang menggunakan berbagai metode akan ditampilkan dan dianalisis berdasarkan metrik yang telah ditentukan. Berikut adalah rincian hasil yang diperoleh:

## 4.1. Akurasi Model

## 4.1.1 Perbandingan Features Extractor Machine Learning

## Random Forest:

Features Extractor	Accuracy
HOG	31,56
LBP	32,79
GLCM	27,46
Gabor Filters	30,33
Color Histogram	31

Combined Features	Accuracy
Gabor Filters+Color Histogram+HOG	41,39
LBP+HOG+GLCM	37,3
LBP+GABOR+Color Histogram	41,8
HOG+LBP+Color Histogram	43,03
LBP+Color Histogram	41

Pre trained	Accuracy
VGG16	78,69
RESNET50	76,64
EFFICIENT NET	81,2

# SVM:

Combined Features	Accuracy
Gabor Filters+Color Histogram+HOG	23,36
LBP+HOG+GLCM	16,8
LBP+GABOR+Color Histogram	23,36
HOG+LBP+Color Histogram	43,44
LBP+Color Histogram	44,67

Pre trained	Accuracy
VGG16	42,62
RESNET50	74,18
EFFICIENT NET	45,08

Hasil pengukuran terhadap model-model yang digunakan dengan metrik **accuracy** adalah sebagai berikut:

Model	Accuracy
SVM	44,67%
Random Forest	43.03%
ResNet101V2	89.91%
EfficientNetB6	92.6%

Dari hasil ini, terlihat bahwa terdapat perbedaan yang sangat signifikan antara model tradisional atau Machine Learning (SVM dan Random Forest) dengan model Deep Learning (EfficientNetB6 dan ResNet101V2). Model Deep Learning secara konsisten menunjukkan performa yang lebih baik dalam mengklasifikasikan gambar terumbu karang. Di antara kedua model Deep Learning, **EfficientNetB6** memiliki akurasi tertinggi, yaitu 92.6%, menunjukkan bahwa model ini lebih andal dalam memprediksi dengan benar.

## 4.2. Evaluasi pada Kelas Terumbu Karang Ilegal

Untuk metrik **Precision**, **Recall**, dan **F1-score**, fokus evaluasi diarahkan pada kelas-kelas terumbu karang yang ilegal untuk diperjualbelikan, yaitu:

- Acropora Cervicornis
- Dendrogyra cylindrus
- Diploria Strigosa
- Euphyllia

Hal ini dilakukan karena metrik-metrik ini memberikan gambaran lebih mendalam tentang ketepatan model dalam memprediksi serta kekurangan model dalam klasifikasi. Berikut adalah hasil evaluasi pada kelas-kelas terumbu karang ilegal:

## **Precision**

	SVM	Random Forest	EfficientNetB6	ResNet101V2
Acropora Cervicornis	0.57	0.38	0.96	0.96
Diploria Strigosa	0.42	0.43	1.0	1.0
Euphyllia	0.36	0.34	0.83	0.76
Dendrogyra cylindrus	0.5	0.59	0.94	0.89

# Recall

	SVM	Random Forest	EfficientNetB6	ResNet101V2
Acropora Cervicornis	0.59	0.55	1.0	0.96
Diploria Strigosa	0.74	0.43	0.97	1.0
Euphyllia	0.32	0.34	0.87	0.83
Dendrogyra cylindrus	0.39	0.59	0.94	1.0

## F1-Score

	SVM	Random Forest	EfficientNetB6	ResNet101V2
Acropora Cervicornis	0.43	0.45	0.98	0.96
Diploria Strigosa	0.53	0.57	0.98	1.0
Euphyllia	0.34	0.36	0.85	0.79
Dendrogyra cylindrus	0.39	0.59	0.94	0.94

## 4.3 Analisis Hasil

Dari hasil evaluasi, dapat disimpulkan bahwa:

- 1. Model Deep Learning (EfficientNetB6 dan ResNet101V2) menunjukkan performa yang jauh lebih baik dibandingkan model tradisional (SVM dan Random Forest).
- 2. Untuk kelas-kelas terumbu karang ilegal, **EfficientNetB6** memberikan hasil terbaik dalam metrik Precision, khususnya pada kelas *Diploria Strigosa* dengan nilai Precision sempurna (1.0). Hal ini menunjukkan bahwa model ini sangat andal dalam mengklasifikasikan terumbu karang yang tidak boleh diperjualbelikan.

3. Performa yang tinggi pada metrik-metrik lain seperti Recall dan F1-score semakin menguatkan keandalan model dalam menangani tugas klasifikasi dengan kompleksitas tinggi.

Hasil ini menjadi landasan dalam menyimpulkan keunggulan metode Deep Learning untuk pengklasifikasian terumbu karang dibandingkan metode tradisional.

## Source Code:

- EfficientNetB6:

https://drive.google.com/file/d/1j\_RCIvnvAuDjAL4XKVBS77D70v\_W84\_m/view?usp=sharing - ResNet101V2:

https://colab.research.google.com/drive/1CFvE35MbplmAPim7akQckq7nYEhUkT7h?usp=sharing

## RF TraditionalMethod:

https://colab.research.google.com/drive/1PSDsVeUtjktF5CKixiAXBOjVyZ6k0jtH?usp=sharing RF\_Pre-Trained:

https://drive.google.com/file/d/17cUIYrjGJ6As4OPojiEdePAw0EFegO7e/view?usp=sharing SVM:

https://drive.google.com/file/d/1 pRXGsHyhtPwAGN4gWj2dfZsvLCfyK 0/view?usp=sharing

## Demo program

https://drive.google.com/file/d/1TqhjG GIxEwMoKqWDFZ TsFQdjO9bq-D/view?usp=sharing