

## IMPLEMENTASI MODEL *TRANSFER LEARNING* PADA KLASIFIKASI KESEHATAN TERUMBU KARANG BERBASIS CITRA DIGITAL

Azeslim<sup>1</sup>, Andi Tenriawaru<sup>2</sup>, Gunawan<sup>3\*</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Halu Oleo, Kendari

Email: <sup>1</sup>azeslim40@gmail.com, <sup>2</sup>andi.tenriawaru@uho.ac.id, <sup>3</sup>gunawan@uho.ac.id

\* Penulis Korespondensi

### Abstrak

Terumbu karang merupakan ekosistem laut yang rentan terhadap kerusakan dan membutuhkan pemantauan rutin terhadap kondisi kesehatannya. Namun, proses klasifikasi kesehatan terumbu karang secara manual cenderung memakan waktu. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk menghasilkan sebuah aplikasi yang mengimplementasikan model transfer learning dalam klasifikasi kesehatan terumbu karang berbasis citra digital. Penelitian ini menggunakan tiga arsitektur model *pretrained*, yaitu *DenseNet121*, *MobileNetV2*, dan *EfficientNet-B0*. Setiap model dilatih dan dievaluasi untuk mengukur kinerjanya dalam mengklasifikasikan citra terumbu karang. Model dengan kinerja terbaik yaitu *DenseNet121*, kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi mobile untuk klasifikasi secara langsung. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *DenseNet121* memperoleh akurasi terbaik dibandingkan *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0*. Akurasi data *training DenseNet121* sebesar 98,80% dan data *testing* sebesar 98,25%.

**Kata Kunci:** *Transfer Learning*, Klasifikasi, Terumbu Karang, Citra Digital, *DenseNet121*, Aplikasi.

### Abstract

*Coral reefs are marine ecosystems that are highly vulnerable to damage and require regular monitoring of their health conditions. However, the manual classification process of coral reef health tends to be time-consuming. Therefore, this research aims to develop an application that implements a transfer learning model for classifying coral reef health based on digital images. This study utilizes three pretrained model architectures: DenseNet121, MobileNetV2, and EfficientNet-B0. Each model is trained and evaluated to measure its performance in classifying coral reef images. The best-performing model, DenseNet121, is then integrated into a mobile application for real-time classification. The evaluation results show that DenseNet121 achieved the highest accuracy compared to MobileNetV2 and EfficientNet-B0. The training data accuracy of DenseNet121 reached 98.80%, and the testing data accuracy was 98.25%.*

**Keywords:** *Transfer Learning, Classification, Coral Reefs, Digital Image, DenseNet121, Application.*

## 1. PENDAHULUAN

Seiring dengan pesatnya perkembangan teknologi kecerdasan buatan, *Machine Learning* hadir sebagai salah satu pendekatan yang potensial dalam mendukung upaya konservasi fauna. Salah satu penerapannya dapat ditemukan dalam klasifikasi spesies hewan, terutama yang hidup di wilayah perairan Indonesia. Sebagai negara kepulauan, Indonesia dikenal sebagai negara maritim dengan lautan yang luas dan kaya akan sumber daya kelautan. Keanekaragaman hayati yang dimiliki lautan Indonesia juga menjadi magnet tersendiri bagi sektor pariwisata [1].

Terumbu karang merupakan ekosistem laut yang ada di perairan tropis, dikenal dengan tingkat produktivitasnya yang tinggi dan perannya yang vital

dalam menjaga kelestarian sumber daya pesisir. Ekosistem ini memiliki fungsi biofisik yang beragam, seperti menyediakan habitat, tempat berlindung, area mencari makan, serta lokasi berkembang biak bagi berbagai jenis biota laut. Selain itu, terumbu karang juga berfungsi sebagai pelindung alami dari abrasi pantai, penghasil sumber daya hayati bernilai ekonomi, serta menjadi daya tarik utama dalam sektor pariwisata [2].

*Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang secara spesifik dirancang untuk memproses data dengan format dua dimensi. Tergolong dalam kategori jaringan saraf dalam (*Deep Neural Network*), CNN memiliki struktur arsitektur yang rumit dan banyak diaplikasikan dalam pengolahan data citra [3].

Pada penelitian Ramadhan dkk., menggunakan algoritma CNN untuk mendeteksi karang *Healthy* dan karang *Bleaching* dengan dataset berupa 438 gambar terumbu karang yang *Healthy* dan 485 gambar terumbu karang *Bleaching* mendapatkan nilai akurasi pada *validation* model mencapai sekitar 0.75 untuk jumlah *training steps* sebesar 13 langkah [4]. Pada tahun 2024, penelitian ini mengimplementasikan algoritma CNN untuk klasifikasi terumbu karang menggunakan metode *Transfer Learning* dengan arsitektur *MobileNet*. Dataset yang digunakan terdiri dari 1582 citra terumbu karang dengan tiga kelas utama yaitu 720 *Bleaching*, 150 *dead*, dan 712 *healthy*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNet* mencapai akurasi 88% [5].

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, algoritma CNN sering digunakan oleh para peneliti dalam mengidentifikasi citra. Oleh karena itu, peneliti tertarik untuk mengeksplorasi penggunaan model *Transfer Learning* CNN dalam mengklasifikasikan kondisi terumbu karang, yaitu *Bleaching*, *dead*, dan *healthy*. Hal ini mendorong peneliti untuk mengusulkan judul penelitian “Implementasi Model *Transfer Learning* pada Klasifikasi Kesehatan Terumbu Karang Berbasis Citra *Digital*”.

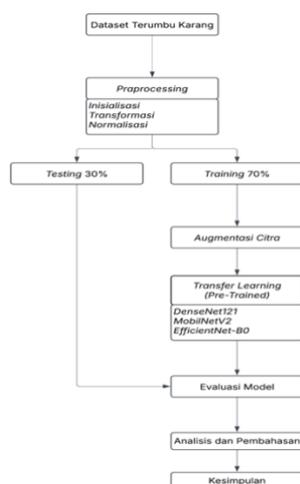
## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini akan dilakukan pada bulan Maret sampai Mei 2025. Penelitian dilaksanakan di Balai Taman Nasional Wakatobi, Kota Bau-Bau, Provinsi Sulawesi Tenggara.

### 2.2 Tahap Penelitian

Penelitian ini terdiri dari 7 tahapan, Gambar 1 merupakan gambaran penelitian dilakukan



Gambar 1 Tahap Penelitian

#### a. Preprocessing

Pemrosesan foto terumbu karang dimulai dengan inisialisasi parameter utama, yaitu jumlah *Epoch* (100), laju pembelajaran (0,0001), dan ukuran batch (64). Selanjutnya, gambar di-*resize* ke ukuran

224x224x3 agar sesuai dengan arsitektur model yang digunakan. Setelah itu, dilakukan normalisasi dengan mengubah rentang nilai piksel dari 0-255 menjadi 0-1, kemudian dikonversi ke dalam bentuk *array*.

#### b. Pembagian Data

Setelah itu data gambar dibagi 70:30 antara *training* dan *testing*. Ada 1400 foto dalam set *training* dan 600 gambar dalam set *testing*.

#### c. Augmentasi Citra

Pada data *training* dilakukan *Augmentasi* citra dengan tujuan mengurangi *overfitting*, Agar model tidak terlalu sensitif terhadap data ideal, penambahan ini menciptakan data dengan *noise*.

#### d. Training Model

Setelah dataset diproses, kemudian masuk tahap *training* model CNN yang terdiri dari ekstraksi fitur dan klasifikasi. Penelitian ini menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur *DenseNet121*, *MobileNetV2*, dan *EfficientNet-B0*.

#### e. Analisis Model

Analisis model akan dilakukan melalui *testing* dengan data *testing*. Analisis kinerja model akan didasarkan pada perhitungan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* yang bersumber dari *Confusion Matrix*. Selanjutnya, kurva AUC-ROC akan digunakan sebagai indikator kemampuan model dalam melakukan klasifikasi.

#### f. Analisis dan Pembahasan

Analisis dan pembahasan dilakukan setelah penerapan model dan desain aplikasi. Pada tahap ini, peneliti akan memeriksa hasil aplikasi seluler yang dihasilkan serta model arsitektur *DenseNet121*, *MobileNetV2*, dan *EfficientNet-B0*.

#### g. Kesimpulan

Setelah analisis dan pembahasan selesai, langkah berikutnya adalah merumuskan kesimpulan berdasarkan temuan yang diperoleh dari analisis dan pembahasan tersebut.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Dataset Terumbu Karang

Dataset yang digunakan berupa citra terumbu karang. Data tersebut didapatkan dari dua sumber utama yaitu langsung dari pihak Balai Taman Nasional Wakatobi dan pada situs Kaggle yang terdiri dari 3 kelas yaitu *Bleaching*, *Dead* dan *Healthy*. Format citra terumbu karang adalah *.png* dan *.jpg* yang diambil dengan berbagai jenis kamera dengan total 2000 gambar. Tabel 1 menampilkan jenis dan jumlah dataset terumbu karang.

Tabel 1 Dataset Terumbu Karang

No	Kesehatan Karang	Terumbu	Jumlah Citra
1	<i>Bleaching</i>		700
2	<i>Dead</i>		600
3	<i>Healthy</i>		700

### 3.2 Preprocessing

Tahapan *preprocessing* pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2, yang menunjukkan bahwa proses inialisasi dilakukan.

Tabel 1 Inialisasi *Hyperparameter*

Arsitektur	Epoch	Learning rate	Batch size	Input size
<i>DenseNet121</i>	100	0,0001	64	224×224×3
<i>MobileNetV2</i>	100	0,0001	64	224×224×3
<i>EfficientNet-BO</i>	100	0,0001	64	224×224×3

Setelah dilakukan Inialisasi hyperparameter, selanjutnya yaitu *resize* citra *input*. Gambar 2 merupakan ilustrasi hasil *resize* dengan input 224×224.



Gambar 2 Ilustrasi pada Model

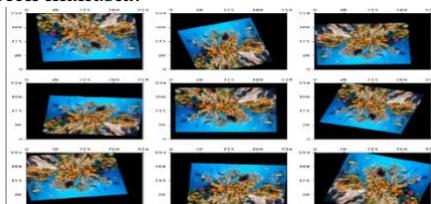
Setelah proses *resize* selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah normalisasi. Tujuan dari normalisasi ini adalah untuk memanfaatkan seluruh rentang nilai *grayscale* sehingga menghasilkan citra yang tampak lebih jelas dan tajam secara visual.

### 3.3 Pembagian Data

Dataset yang digunakan berjumlah 2000 citra terumbu karang yang dibagi 70% *training* dan 30% untuk *testing* dengan masing-masing jumlah 1400 untuk *training* dan jumlah citra untuk *testing* sebanyak 600 citra.

### 3.4 Augmentasi Citra

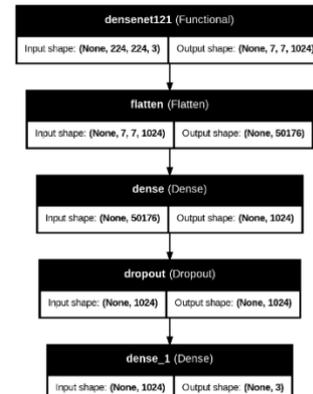
Setelah proses *resize* dan pembagian data, tahap selanjutnya adalah *Augmentasi* pada data citra pelatihan. *Augmentasi* citra merupakan teknik umum dalam klasifikasi *machine learning*, baik teks maupun gambar, untuk menghasilkan variasi data baru. Tujuannya adalah memodifikasi gambar agar dikenali berbeda oleh komputer, namun tetap terlihat sama oleh manusia.



Gambar 3 Citra Hasil *Augmentasi*

## 3.5 Implementasi Arsitektur

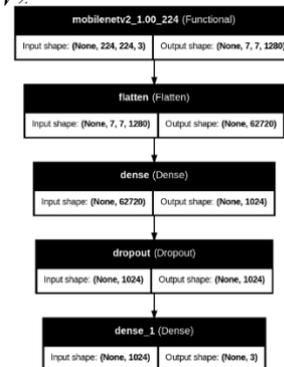
### a. *DenseNet121*



Gambar 4 Arsitektur *DenseNet121*

Gambar 4 menunjukkan ringkasan arsitektur dari model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini, yang berbasis pada arsitektur *DenseNet121*. Model ini menerima *input* berupa gambar berwarna RGB dengan resolusi 224×224×3 piksel.

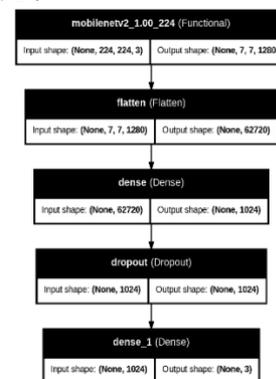
### b. *MobileNetV2*



Gambar 5 Arsitektur *MobileNetV2*

Gambar 5 menunjukkan ringkasan arsitektur dari model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini, yang berbasis pada arsitektur *MobileNetV2*. Model ini menerima *input* berupa gambar berwarna RGB dengan resolusi 224×224×3 piksel.

### c. *EfficientNet-BO*



Gambar 6 Arsitektur *EfficientNet-BO*

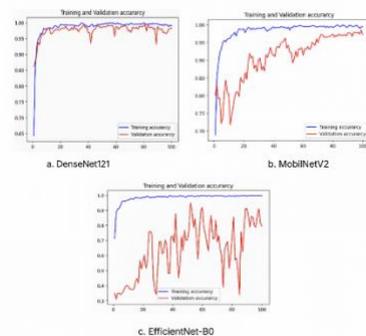
Gambar 6 menunjukkan ringkasan arsitektur dari model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian

ini, yang berbasis pada arsitektur *EfficientNet-B0*. Model ini menerima *input* berupa gambar berwarna RGB dengan resolusi 224×224×3 piksel.

### 3.7 Analisis Model

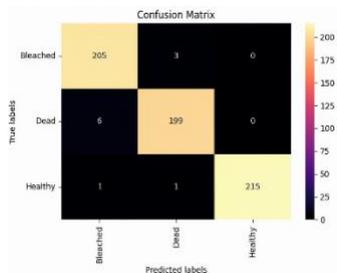
#### a. Akurasi

Gambar 7 memperlihatkan kurva akurasi data pelatihan (*train*) dan data pengujian (*validation*) dari masing-masing model yang digunakan. Model *DenseNet121*, *MobileNetV2*, dan *EfficientNet-B0*, dilatih selama 100 epoch. Akurasi pelatihan pada model *DenseNet121* sebesar 98.80% dan akurasi validasinya mencapai 98.25%. Akurasi pelatihan pada model *MobileNetV2* sebesar 97.77% dan akurasi validasi sebesar 97.18%. Akurasi pelatihan pada model *EfficientNet-B0* sebesar 80%, dan akurasi validasinya sebesar 79.50%.



Gambar 7 Akurasi Arsitektur

#### b. Confusion Matrix



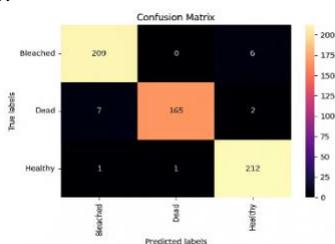
Gambar 8 Confusion Matrix *DenseNet121*

Tabel 3 Menampilkan hasil evaluasi model *DenseNet121* berupa *precision*, *Recall* dan *f1-score*.

Tabel 3 Hasil Evaluasi Arsitektur *DenseNet121*

Kelas	Precision	Recall	F1-score
<i>Bleaching</i>	0.97	0.99	0.98
<i>Dead</i>	0.98	0.97	0.98
<i>Healthy</i>	1.00	0.99	0.98

Berikut gambar confusion matrix untuk model *MobileNetV2*.



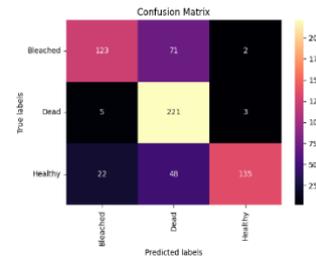
Gambar 9 Confusion Matrix *MobileNetV2*

Tabel 4 Menampilkan hasil evaluasi model *MobileNetV2* berupa *precision*, *Recall* dan *f1-score*.

Tabel 4 Hasil Evaluasi Arsitektur *MobileNetV2*

Kelas	Precision	Recall	F1-score
<i>Bleaching</i>	0.96	0.97	0.97
<i>Dead</i>	0.99	0.95	0.97
<i>Healthy</i>	0.96	0.99	0.98

Berikut gambar confusion matrix untuk model *EfficientNet-B0*.



Gambar 10 Confusion Matrix *EfficientNet-B0*

Tabel 5 Menampilkan hasil evaluasi model *EfficientNet-B0* berupa *precision*, *Recall* dan *f1-score*.

Tabel 5 Hasil Evaluasi Arsitektur *EfficientNet-B0*

Kelas	Precision	Recall	F1-score
<i>Bleaching</i>	0.82	0.63	0.71
<i>Dead</i>	0.65	0.99	0.78
<i>Healthy</i>	0.96	0.66	0.78

### 3.8 Model Terbaik

Model terbaik ditentukan berdasarkan hasil eksperimen dari ketiga arsitektur yang digunakan, yaitu *DenseNet121*, *MobileNetV2*, dan *EfficientNet-B0*. Bisa dilihat pada table 4.7 merupakan kinerja dari masing-masing model yang dihasilkan.

Tabel 6 Akurasi Model

Model	Akurasi Pelatihan	Akurasi Testing
<i>DenseNet121</i>	98.80%	98.25%
<i>MobileNetV2</i>	97.77%	97.18%
<i>EfficientNet-B0</i>	99.00%	76.3%

Pada Tabel 6 akurasi pelatihan pada model *DenseNet121* menunjukkan hasil yang paling tinggi dibandingkan dengan model *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0*. Nilai akurasi validasi pada *DenseNet121* juga tetap lebih tinggi dibandingkan kedua model lainnya, yang menunjukkan bahwa model ini tidak hanya mampu mempelajari data pelatihan dengan baik, tetapi juga memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali data baru. Akurasi sendiri mencerminkan seberapa baik model memahami data pelatihan, sedangkan akurasi validasi menggambarkan kemampuan model dalam mengenali data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengimplementasikan metode *transfer learning* untuk klasifikasi kesehatan terumbu karang berbasis citra digital. Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode *transfer learning* memiliki potensi yang besar dalam memudahkan proses klasifikasi kesehatan terumbu karang secara otomatis. Dalam penelitian ini, dilakukan pengujian terhadap tiga model *pre-trained CNN*, dan hasil eksperimen menunjukkan bahwa model *DenseNet121* merupakan model dengan performa terbaik dengan mendapatkan akurasi validasi *training* 98.80% dan akurasi validasi *testing* sebesar 98.25%. Hasil ini menunjukkan bahwa *DenseNet121* mampu melakukan klasifikasi Kesehatan terumbu karang dengan tingkat akurasi tinggi.

#### 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Eka Okta Putra, K. Queena Fredlina, and I. N. Yudi Anggara Wijaya, "Implementasi Transfer Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Penyu," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 1077–1082, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8929.
- [2] M. Rafli, Z. Zulkifli, and T. Thamrin, "Kondisi tutupan terumbu karang dan kelimpahan ikan karang famili Pomacentridae di perairan Pulau Talam Kabupaten Tapanuli Tengah Provinsi Sumatera Utara," *J. Zo.*, vol. 6, no. 2, pp. 99–109, 2022, doi: 10.52364/zona.v6i2.65..
- [3] M. Rafli, Z. Zulkifli, and T. Thamrin, "Kondisi tutupan terumbu karang dan kelimpahan ikan karang famili Pomacentridae di perairan Pulau Talam Kabupaten Tapanuli Tengah Provinsi Sumatera Utara," *J. Zo.*, vol. 6, no. 2, pp. 99–109, 2022, doi: 10.52364/zona.v6i2.65.
- [4] M. Rafli, Z. Zulkifli, and T. Thamrin, "Kondisi tutupan terumbu karang dan kelimpahan ikan karang famili Pomacentridae di perairan Pulau Talam Kabupaten Tapanuli Tengah Provinsi Sumatera Utara," *J. Zo.*, vol. 6, no. 2, pp. 99–109, 2022, doi: 10.52364/zona.v6i2.65.
- [5] H. P. Hadi, E. H. Rachmawanto, and C. A. Sari, "Klasifikasi Terumbu Karang Menggunakan Cnn Mobilenet," *Semnas Ristek (Seminar Nas. Ris. dan Inov. Teknol.)*, vol. 8, no. 01, pp. 326–332, 2024, doi: 10.30998/semnasristek.v8i01.7177.