

## PERBANDINGAN MOBILENETV2 DAN DENSENET121 PADA KLASIFIKASI TERUMBU KARANG MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Ahmad Agung Utomo<sup>1\*</sup>, Sri Mulyono<sup>2</sup>  
Universitas Islam Sultan Agung<sup>1,2</sup>  
[agoengutomo@gmail.com](mailto:agoengutomo@gmail.com)<sup>1\*</sup>, [sri.m@unissula.ac.id](mailto:sri.m@unissula.ac.id)<sup>2</sup>

Received: 15-01-2025

Revised: 27-01-2025

Approved: 11-02-2025

### ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi citra terumbu karang menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan perbandingan antara dua arsitektur, yaitu MobileNetV2 dan DenseNet121. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Kaggle dan terdiri dari dua kelas, yaitu bleached (karang mengalami pemutihan) dan unbleached (karang sehat). Penelitian ini melibatkan beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan dataset, preprocessing data, pembagian data (training dan validasi), pelatihan model, pengujian model, serta evaluasi performa dan efisiensi model. Evaluasi dilakukan dengan mempertimbangkan akurasi, precision, recall, F1-score, confusion matrix, serta efisiensi dalam waktu pelatihan dan penggunaan memori. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki akurasi pengujian sebesar 93%, dengan precision dan recall yang tinggi untuk kedua kelas. Model ini mampu mengklasifikasikan terumbu karang dengan baik dan menunjukkan efisiensi dalam hal komputasi. DenseNet121 juga memberikan hasil yang kompetitif, namun memerlukan sumber daya komputasi yang lebih besar dibandingkan MobileNetV2. Simpulan, bahwa MobileNetV2 lebih optimal untuk diterapkan pada perangkat dengan keterbatasan daya komputasi, sementara DenseNet121 dapat digunakan untuk skenario yang membutuhkan akurasi lebih tinggi dan memiliki sumber daya yang memadai.

**Kata Kunci:** Pemutihan Terumbu Karang, CNN, MobileNetV2, DenseNet121, Klasifikasi Citra

### PENDAHULUAN

Terumbu karang adalah ekosistem laut yang memiliki keanekaragaman hayati yang tinggi dan berfungsi penting dalam menjaga keseimbangan ekosistem perairan. Kesehatan dan produktivitas terumbu karang memiliki peran yang penting dalam berbagai aspek, seperti keberlanjutan ekosistem laut, pengelolaan sumber daya perikanan, pengembangan sektor wisata, serta pelestarian keanekaragaman hayati. Untuk mendukung pengelolaan terumbu karang secara berkelanjutan, diperlukan pemahaman yang mendalam mengenai kondisi terumbu karang di suatu wilayah (Permatasari et al., 2023). Kondisi terumbu karang di dunia mengalami penurunan kualitas akibat fenomena terumbu karang yang mengalami pemutihan, yang terjadi ketika suhu laut meningkat secara drastis. Peningkatan suhu air laut memicu stres pada karang dan menyebabkan kerusakan pada fotosintesis alga simbiotik (*zooxanthellae*), yang menyediakan nutrisi bagi karang. Mengingat pentingnya terumbu karang dalam menjaga ekosistem laut dan mendukung keanekaragaman hayati, pemantauan dan pengklasifikasian kondisi terumbu karang yang efektif menjadi sangat penting.

Kualitas terumbu karang di dunia menurun akibat pemutihan yang disebabkan oleh kenaikan suhu laut secara drastis. Peningkatan suhu ini menimbulkan stres pada karang dan merusak proses fotosintesis alga simbiotik (*zooxanthellae*) yang menjadi sumber nutrisi bagi karang. Kehilangan alga tersebut membuat jaringan karang transparan dan tampak putih akibat kerangka karang yang terlihat. Jika pemutihan ini berlangsung lama tanpa pemulihan suhu, karang berisiko mengalami kematian (Sully et al., 2019). Terumbu karang memiliki peran penting dalam menjaga ekosistem laut dan

keanekaragaman hayati, sehingga pemantauan dan klasifikasi kondisi karang menjadi krusial. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penerapan Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi citra karang sehat dan yang mengalami bleaching dapat mempercepat dan meningkatkan akurasi pemantauan, mendukung upaya konservasi secara lebih efektif melalui pengolahan citra otomatis (S. Wang et al., 2024).

MobileNet dipilih karena efisiensinya dalam pemrosesan citra pada perangkat dengan kinerja terbatas, berkat arsitekturnya yang optimal. Di sisi lain, DenseNet-121 dipilih karena menggunakan struktur yang menghubungkan setiap lapisan ke setiap lapisan berikutnya, mengoptimalkan pembelajaran fitur dan meningkatkan efisiensi penggunaan parameter (Hadi, Rachmawanto, & Ali, 2024). Penelitian sebelumnya yang menggunakan CNN untuk klasifikasi terumbu karang telah menunjukkan hasil yang menjanjikan, namun masih terdapat peluang untuk mengeksplorasi performa arsitektur yang berbeda dalam konteks efisiensi dan akurasi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan MobileNetV2 dan DenseNet121 dalam hal akurasi dan efisiensi komputasi dalam tugas klasifikasi *coral bleached* dan *unbleached*. Penelitian sebelumnya telah banyak memanfaatkan algoritma CNN dalam klasifikasi biota laut, termasuk terumbu karang. Klasifikasi terumbu karang dalam penelitian ini dilakukan dengan metode *transfer learning* menggunakan arsitektur MobileNet. Dataset yang digunakan mencakup total 1.582 citra terumbu karang, yang terbagi menjadi tiga kelas utama, yaitu 720 citra *bleached*, 150 citra *dead*, dan 712 citra *healthy*. Setelah melalui proses pengujian, penelitian tersebut berhasil mencapai akurasi sebesar 88% (Hadi, Rachmawanto, & Sari, 2024).

Penelitian sebelumnya yang membandingkan arsitektur MobileNetV2 dan DenseNet121 digunakan untuk klasifikasi jenis tanaman rempah. Selama proses pelatihan, MobileNetV2 menunjukkan peningkatan akurasi yang cepat pada *epoch* awal, namun mengalami *overfitting* pada *epoch* berikutnya. Sebaliknya, DenseNet121 tidak mengalami masalah ini, dengan akurasi yang terus meningkat secara konsisten hingga mencapai *epoch* ke-30. Berdasarkan evaluasi akhir, DenseNet121 menunjukkan kinerja yang lebih baik daripada MobileNetV2 dalam mengidentifikasi lima jenis rempah pada dataset empon-empon. (Hatur & Sabri, 2024). Penelitian sebelumnya telah mengidentifikasi kondisi terumbu karang menggunakan teknik *deep learning* berbasis CNN, di mana citra diklasifikasikan menjadi dua kategori utama: terumbu karang Sehat dan Tertekan. Terumbu karang Tertekan adalah kondisi menengah antara terumbu karang yang sehat dan yang mengalami pemutihan. Dalam penelitian ini, model pra-pelatihan ResNet50 dan Inception V3 digunakan untuk mengklasifikasikan citra. Hasil klasifikasi dari Inception V3 dan ResNet50 meningkat menjadi 70% dan 55% setelah dilakukan penyesuaian terhadap *hyperparameter*, seperti *dropout* dan normalisasi *batch*. Dengan penyetelan yang sesuai, model CNN yang baru dikembangkan ini berhasil mencapai akurasi maksimal hingga 90% (Thamarai & Aruna, 2023).

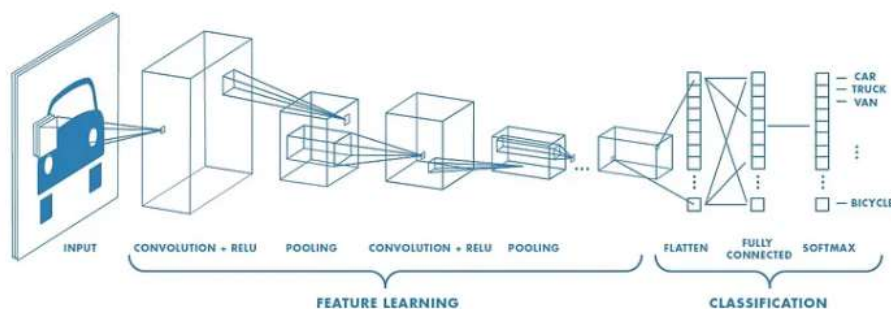
Penelitian terdahulu membahas penerapan pengolahan citra dalam mengenali pola penyakit pada daun kentang menggunakan model CNN. Studi ini membandingkan kinerja dua arsitektur, DenseNet121 dan MobileNet, dalam klasifikasi citra penyakit. Hasilnya menunjukkan bahwa MobileNet lebih unggul dengan akurasi mencapai 98%, mengindikasikan kinerjanya yang lebih baik dibandingkan DenseNet121 untuk tugas tersebut (Khultsum & Taufik, 2023). Penelitian sebelumnya memanfaatkan berbagai arsitektur CNN untuk menilai kelayakan ban. Kinerja model dievaluasi menggunakan nilai fungsi rugi cross-entropy dan tingkat akurasi, yang merepresentasikan persentase citra ban yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dari total data uji. Dari lima

percobaan yang dilakukan, DenseNet-121 memberikan hasil terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 92,62%, diikuti oleh MobileNetV2, InceptionV3, dan ResNet-50 (Listyalina et al., 2022).

## KAJIAN TEORI

### Pemutihan Terumbu Karang dan Klasifikasinya

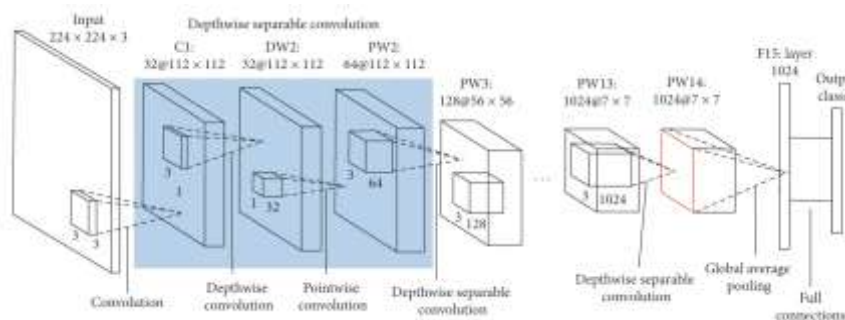
Coral bleaching terjadi ketika terumbu karang kehilangan warna akibat stres lingkungan. Fenomena ini, yang pernah diamati di Taman Laut Bunaken, Sulawesi Utara—destinasi wisata bawah laut terkenal—berdampak negatif pada pariwisata, mengurangi perlindungan alami pantai, dan merugikan nelayan yang bergantung pada ekosistem terumbu karang (Sulfa et al., 2024). Pemutihan terumbu karang dapat terjadi karena perubahan iklim dan suhu. Selain itu, suhu bumi yang meningkat juga mengakibatkan klasifikasi terumbu karang mengalami penurunan (Suryatini & Rai, 2020). *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk pemrosesan gambar, seperti klasifikasi, identifikasi, dan pengenalan pola. CNN efektif dalam memahami detail gambar karena arsitekturnya meniru cara otak manusia memproses informasi visual. Data yang diolah biasanya berupa data dua dimensi, seperti gambar atau suara, menggunakan operasi konvolusi dengan kernel berbentuk matriks empat dimensi. Oleh karena itu, CNN hanya dapat diterapkan pada data berstruktur dua dimensi (I Wayan Suartika E. P, 2016).



Gambar 1. Arsitektur CNN (ANHAR & PUTRA, 2023)

### MobileNetV2

MobileNetV2 ialah arsitektur CNN yang dirancang untuk menangani keterbatasan daya komputasi pada sistem. Arsitektur ini meakai kombinasi depthwise convolution dan pointwise convolution untuk meningkatkan efisiensi dalam tugas seperti deteksi objek menggunakan deep learning (Baay et al., 2021). MobileNetV2 dirancang untuk efisiensi komputasi dan ringan, serta dioptimalkan untuk perangkat dengan sumber daya terbatas, seperti perangkat mobile (Andika Maulana et al., 2024).

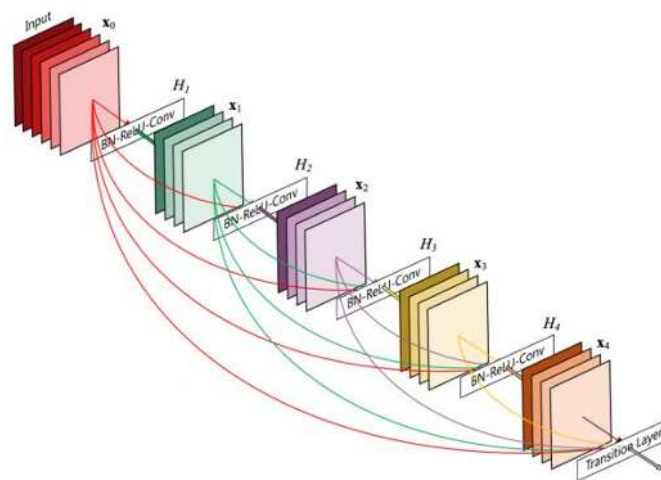


Gambar 2. Arsitektur MobileNetV2 (W. Wang et al., 2020)

Arsitektur dasar MobileNetV2, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2, terdiri dari depthwise separable convolution dan lapisan fully-connected. MobileNetV2 juga mengintegrasikan fitur seperti bottlenecks dan lapisan residual untuk meningkatkan efisiensi daya (Zhou et al., 2020).

### DenseNet121

DenseNet121 adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional di mana setiap lapisan terhubung langsung dengan semua lapisan setelahnya. Pendekatan ini dirancang untuk memperkuat aliran data antar lapisan dalam jaringan (Vellaichamy et al., 2021). Model ini berkinerja tinggi dalam pengolahan data yang efisien melalui teknik augmentasi dan memiliki fleksibilitas tinggi dalam menyesuaikan diri dengan Transformasi visual yang terus-menerus (Lisa & Putri, 2025).



**Gambar 3.** Arsitektur DenseNet121 (Saputra et al., 2023)

### METODE PENELITIAN

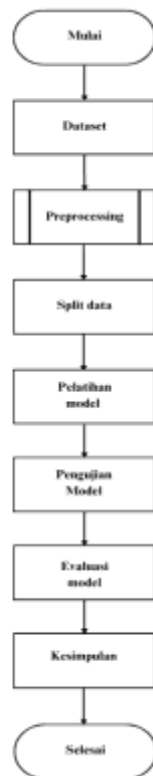
Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan adalah citra terumbu karang (*coral*) yang diperoleh dari Kaggle. Dataset tersebut kemudian diproses melalui beberapa tahap, yaitu perubahan ukuran citra, pembagian data, pelatihan model, dan pengujian model. Setelah itu, dilakukan evaluasi terhadap model, implementasi model menggunakan MobileNetV2 dan DenseNet121, dan bagian terakhir adalah analisis hasil. Adapun tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1) Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari citra karang yang terbagi dalam dua kelas, yaitu terumbu karang yang mengalami pemutihan (bleached) dan yang tidak (unbleached). Kelas Bleached : Terdapat 184 citra dan memiliki ukuran 227 x 227 piksel. Kondisi terumbu karang yang kehilangan warna dan terlihat putih. Akibat dari peningkatan suhu air, pemanasan global, polusi, atau perubahan salinitas. Kelas Unbleached : Terdapat 158 citra dan memiliki ukuran 227 x 227 piksel. Kondisi terumbu karang yang sehat dan tidak mengalami pemutihan (berwarna-warni).

2) Perancangan Model

Tahapan perancangan model pada penelitian ini ditunjukkan pada *flowchart* Gambar 4 berikut :



**Gambar 4.** *Flowchart Perancangan Sistem*

Proses dalam perancangan model ini, secara umum memiliki 6 tahap yang akan diuraikan sebagai berikut :

1) *Preprocessing Data*



**Gambar 5.** *Flowchart Data Preprocessing*

Pada Gambar 5 merupakan tahap *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan data agar dapat digunakan oleh model. Langkah pertama yaitu menormalisasi nilai piksel agar berada pada rentang (0, 1). Kemudian dilakukan rotasi citra secara acak dalam satuan derajat, menggeser citra secara acak lebar atau tinggi citra untuk membuat model lebih Tangguh terhadap variasi objek dalam citra. Selanjutnya, menerapkan shear transformasi (*distorting miring*) untuk membuat model lebih adaptif terhadap perubahan sudut kemiringan objek, kemudian memperbesar atau memperkecil citra secara acak. Setelah itu, membalik citra secara horizontal secara acak, serta memisahkan beberapa persen dari data sebagai data validasi.

2) *Split Data*

Pada tahap ini, untuk memuat dan membagi dataset menjadi data pelatihan dan validasi secara langsung. Mengubah ukuran citra menjadi 224x224 piksel sesuai dengan input yang dibutuhkan oleh MobileNetV2 dan DenseNet121, dan mengatur jumlah sampel dalam satu batch yang akan diproses sekaligus.

3) Pelatihan Model

Pada tahap ini, dua arsitektur CNN, yaitu MobileNetV2 dan DenseNet121 dilatih menggunakan data training. Sehingga model dapat mempelajari fitur-fitur penting yang membedakan antara kondisi terumbu karang yang mengalami pemutihan (*bleached*) dan yang tidak (*unbleached*).

4) Pengujian Model

Untuk memastikan kinerja dari model yang sudah dilatih, perlu dilakukan pengujian model dengan menggunakan data validasi. Hasil dari pengujian ini dapat dijadikan bahan untuk analisa dan evaluasi model, yang dapat dilihat melalui, kurva pelatihan dan validasi pada akurasi dan *loss*, nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, *confusion matrix*, serta waktu pelatihan dan ukuran modelnya.



5) Evaluasi Model

Evaluasi Perbandingan kedua model dilakukan dengan 2 paramater yaitu performa dan efisiensi. Evaluasi Performa yang pertama adalah kurva pelatihan dan validasi pada akurasi membantu memvisualisasikan perubahan akurasi model selama pelatihan pada data latih dan validasi, sehingga kita bisa melihat kemampuan model dalam belajar dan menangani data baru. Kurva pelatihan dan validasi pada *loss* digunakan untuk melacak penurunan kesalahan (*loss*) model selama pelatihan, yang penting untuk mendeteksi apakah model sudah optimal atau justru mengalami *overfitting* atau *underfitting*. Selanjutnya akurasi digunakan untuk mengukur persentase prediksi yang benar. Lalu, *precision*, *recall*, dan *F1-score* digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan antara prediksi positif dan negatif. Kemudian, *confusion matrix* digunakan untuk memahami bagaimana model mendistribusikan prediksinya pada setiap kelas. Setelah melakukan evaluasi performa dari kedua model, dilakukan juga evaluasi efisiensi dalam hal waktu pelatihan dan ukuran model/penggunaan memori.

### HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan algoritma CNN dengan perbandingan arsitektur MobileNetV2 dan DenseNet121. Penelitian ini melakukan beberapa pengujian kurva *training* dan *validation*, *classification report*, dan *confusion matrix*.

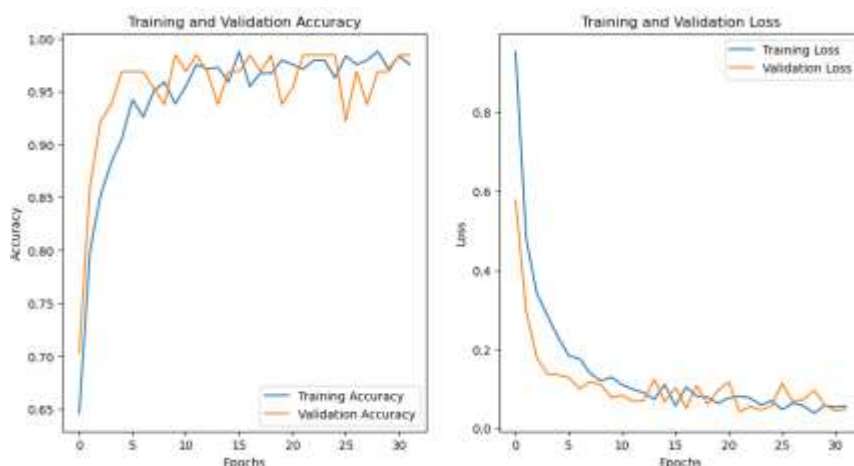
**Tabel 1.**  
**Sampel Dataset Terumbu Karang**

Kelas	Sample Citra
Bleached	
Unbleached	

Pada Tabel 1 merupakan sampel dataset yang digunakan dalam penelitian ini. Dataset tersebut terbagi menjadi dua kelas, yaitu kelas *bleached* dan *unbleached*. Pada dataset ini terdapat 342 citra yang akan diklasifikasikan dalam dua kelas tersebut.

### Pengujian MobileNetV2

Pengujian model ini dilakukan menggunakan data validasi. Pengujian meliputi performa dan efisiensi. Berikut pengujian yang dilakukan pada model MobileNetV2.



**Gambar 6.** Kurva *Training* dan *Validation* MobileNetV2

Kurva pada Gambar 6 menunjukkan hasil pengujian MobileNetV2 dengan akurasi pelatihan meningkat secara stabil hingga mencapai 1.0 (100%). Akurasi validasi juga meningkat tajam pada awal pelatihan dan mengikuti pola pelatihan, meskipun fluktuasi

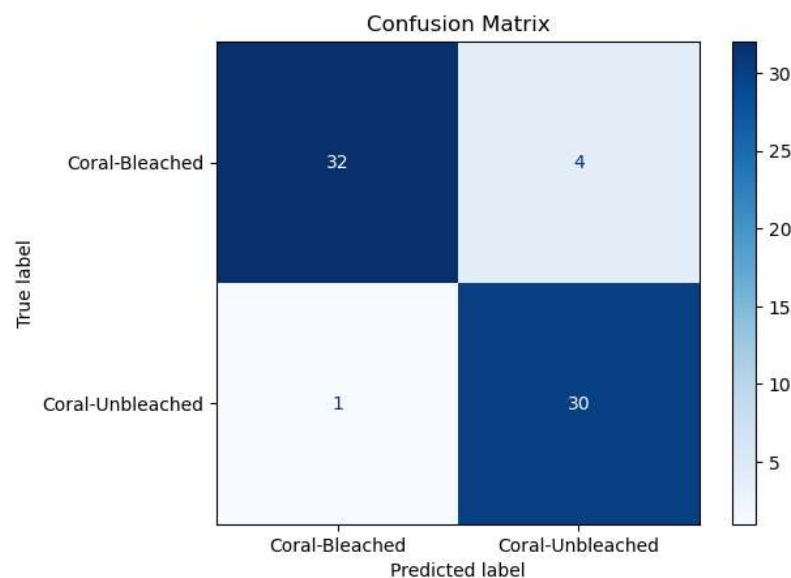
kecil terlihat di sekitar akhir pelatihan. *Loss* pelatihan menurun secara signifikan hingga mendekati nol seiring bertambahnya *epoch*. *Loss* validasi juga turun secara cepat pada awal pelatihan dan tetap stabil mendekati *training loss*, meskipun ada sedikit fluktuasi di beberapa titik.

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Coral-Bleached	0.97	0.89	0.93	36
Coral-Unbleached	0.88	0.97	0.92	31
accuracy			0.93	67
macro avg	0.93	0.93	0.93	67
weighted avg	0.93	0.93	0.93	67

**Gambar 7.** Classification Report MobileNetV2

Pada Gambar 7 menunjukkan bahwa hasil *classification report* pada model MobileNetV2 cukup tinggi dalam hal *precision* dan *recall* untuk kedua kelas. *F1-score* juga menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* dengan skor 93% untuk kelas *Coral Bleached* dan 92 untuk kelas *Coral Unbleached*. Akurasi model pengujian ini sebesar 93% yang berarti model benar-benar dapat mengklasifikasikan sebagian besar data validasi dengan baik.

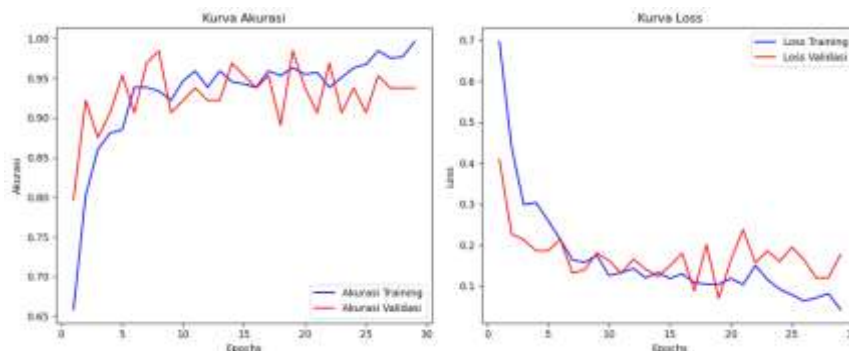


**Gambar 8.** Confusion Matrix MobileNetV2

Gambar 8 Menunjukkan hasil dari pengujian dengan 32 data dengan label sebenarnya *coral bleached* yang diprediksi dengan benar, 30 data dengan label sebenarnya *coral unbleached* yang diprediksi dengan benar, 4 data dengan label sebenarnya *coral bleached* yang diprediksi salah sebagai *coral unbleached*, dan 1 data dengan label sebenarnya *coral unbleached* yang diprediksi salah sebagai *coral bleached*.

### Pengujian DenseNet121

Pengujian model ini dilakukan menggunakan data validasi. Pengujian meliputi performa dan efisiensi. Berikut pengujian yang dilakukan pada model DenseNet121.



**Gambar 9.** Kurva *Training* dan *Validation* DenseNet121

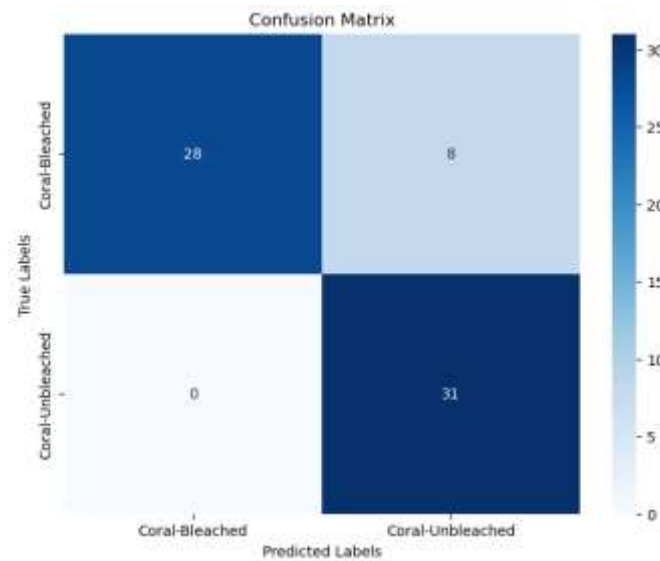
Kurva pada Gambar 9 menunjukkan bahwa akurasi model pada data training meningkat secara signifikan pada beberapa epoch pertama dan mendekati nilai maksimum (~1.0) setelah sekitar 10-15 *epoch*. Akurasi validasi juga menunjukkan peningkatan signifikan pada awal pelatihan, meskipun terlihat lebih fluktuatif dibandingkan akurasi *training*. Nilai akurasi validasi stabil di akhir pelatihan tetapi sedikit lebih rendah dibandingkan akurasi *training*, menandakan kemungkinan adanya sedikit *overfitting*. *Loss* pada data *training* menurun secara konsisten selama pelatihan, dengan penurunan yang tajam pada beberapa *epoch* pertama.

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Coral-Bleached	1.00	0.78	0.88	36
Coral-Unbleached	0.79	1.00	0.89	31
accuracy			0.88	67
macro avg	0.90	0.89	0.88	67
weighted avg	0.91	0.88	0.88	67

**Gambar 10.** Classification Report DenseNet121

Pada Gambar 10 menunjukkan bahwa model memiliki *precision* tinggi pada kelas *coral bleached* (1.00) dan *recall* tinggi pada kelas "Coral-Unbleached" (1.00), menunjukkan kemampuan mendeteksi kelas-kelas ini dengan sangat baik. *F1-score* untuk kedua kelas hampir seimbang (~0.88-0.89), yang menunjukkan performa yang stabil. Akurasi model DenseNet121 sebesar 88%, yang berarti model sudah sangat bagus mengklasifikasikan sebagian besar data validasi dengan baik.



**Gambar 11.** Confusion Matrix DenseNet121

Pada Gambar 11 menunjukkan hasil dari pengujian kinerja model DenseNet121 dalam mengklasifikasi data ke dalam dua kelas dengan 28 Data dengan label sebenarnya *Coral-Bleached* yang diprediksi dengan benar sebagai *Coral-Bleached* (*True Positive*), 31 Data dengan label sebenarnya *Coral-Unbleached* yang diprediksi dengan benar sebagai *Coral-Unbleached* (*True Negative*), 8 Data dengan label sebenarnya *Coral-Bleached* yang diprediksi salah sebagai *Coral-Unbleached* (*False Positive*), 0 Data dengan label sebenarnya *Coral-Unbleached* yang diprediksi salah sebagai *Coral-Bleached* (*False Negative*).

### Evaluasi Model

asil perbandingan evaluasi pada kedua model yaitu pada kurva pelatihan dan validasi MobileNetV2 lebih konsisten, stabil, dan efisien dalam pelatihan dibandingkan dengan DenseNet121. Model ini tidak hanya memberikan akurasi tinggi, tetapi juga menunjukkan generalisasi yang lebih baik tanpa indikasi *overfitting*. Meskipun DenseNet121 juga sangat baik, sedikit fluktuasi dan *overfitting* ringan pada kurva validasinya. Pada *Classification Report* MobileNetV2 memiliki performa yang lebih baik secara keseluruhan dengan akurasi 93%, *precision* dan *recall* yang tinggi serta seimbang untuk kedua kelas, menghasilkan *F1-score* yang konsisten (93 untuk *Coral-Bleached* dan 92 untuk *Coral-Unbleached*). Model ini menunjukkan keseimbangan dan kemampuan generalisasi yang sangat baik. Sedangkan DenseNet121 memiliki akurasi 88%, dengan keunggulan *precision* tinggi pada kelas *Coral-Bleached* (1.00) dan *recall* tinggi pada kelas *Coral-Unbleached* (1.00). Namun, model ini kurang seimbang dibandingkan MobileNetV2, dengan *F1-score* yang sedikit lebih rendah (~0.88-0.89). Pada *Confusion Matrix* MobileNetV2 memiliki keunggulan dalam memprediksi kedua kelas secara konsisten dan seimbang, dengan hanya 4 kesalahan pada kelas *Coral-Bleached* dan 1 kesalahan pada kelas *Coral-Unbleached*, sehingga total kesalahan model ini sangat rendah. Sementara Densenet121 memiliki performa sangat baik dengan tidak membuat kesalahan pada kelas *Coral-Unbleached*, tetapi memiliki 8 kesalahan pada kelas *Coral-Bleached*, menunjukkan adanya bias model terhadap salah satu kelas.

## **KESIMPULAN**

Bahwa MobileNetV2 menunjukkan performa yang lebih baik dan stabil serta konsisten dibandingkan DenseNet121. MobileNetV2 mencapai akurasi 92,54% dengan *loss* 0,1280, sedangkan DenseNet121 mencapai akurasi 88,06% dengan *loss* 0,3691. MobileNetV2 lebih seimbang dengan nilai tinggi untuk kedua kelas, sementara DenseNet121 menunjukkan ketidakseimbangan performa. MobileNetV2 juga lebih efisien dengan waktu pelatihan yang lebih cepat dan penggunaan memori yang lebih rendah dibandingkan DenseNet121.

## **DAFTAR PUSTAKA**

- Andika Maulana, S., Husna Batubara, S., Permata Putri Pasaribu, Y., Syahputra, H., & Ramadhani, F. (2024). Deteksi Burung Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Dengan Model Arsitektur Mobilenetv2. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 6108–6114. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10126>
- ANHAR, A., & PUTRA, R. A. (2023). Perancangan dan Implementasi Self-Checkout System pada Toko Ritel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 11(2), 466. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v11i2.466>
- Baay, M. N., Irfansyah, A. N., & Attamimi, M. (2021). Sistem Otomatis Pendeteksi Wajah Bermasker Menggunakan Deep Learning. *Jurnal Teknik ITS*, 10(1). <https://doi.org/10.12962/j23373539.v10i1.59790>
- Hadi, H. P., Rachmawanto, E. H., & Ali, R. R. (2024). Comparison of DenseNet-121 and MobileNet for Coral Reef Classification. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 23(2), 333–342. <https://doi.org/10.30812/matrik.v23i2.3683>
- Hadi, H. P., Rachmawanto, E. H., & Sari, C. A. (2024). Klasifikasi Terumbu Karang Menggunakan Cnn Mobilenet. *Semnas Ristek (Seminar Nasional Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 8(01), 326–332. <https://doi.org/10.30998/semnasristek.v8i01.7177>
- Hatur, Y., & Sabri, A. (2024). Perbandingan Arsitektur MobileNetV2 dan DenseNet121 untuk Klasifikasi. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 23(1), 67–74. <https://doi.org/10.32409/jikstik.23.1.3502>
- I Wayan Suartika E. P, A. Y. W. dan R. S. (2016). *Jurnal Teknik ITS Vol. 5, No. 1, (2016) ISSN: 2337-3539 (2301-9271 Print). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101, Vol. 5, No(1), 1–2.*
- Khulsum, U., & Taufik, G. (2023). Komparasi Kinerja DenseNet 121 dan MobileNet untuk Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kentang. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 10(2), 558. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v10i2.6047>
- Lisa, D., & Putri, R. (2025). *Klasifikasi Citra Jenis Hijab Menggunakan Densenet-121. 13(1).*
- Listyalina, L., Buyung, I., Munir, A. Q., Mustiadi, I., & Dharmawan, D. A. (2022). Conv-Tire: Tire Feasibility Assessment using Convolutional Neural Networks Conv-Tire: Asesmen Kelayakan Ban berbasis Convolutional Neural Network. *Jurnal Informatika Dan Teknologi Informasi*, 19(3), 323–336. <https://doi.org/10.31515/telematika.v19i3.7697>
- Permatasari, A., Yustisia, D., Alamsyah, R., & Fauzi, I. (2023). Kondisi Terumbu Karang Di Perairan Pulau Batanglampe Kabupaten Sinjai. *Sebatik*, 27(2), 651–656. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v27i2.2400>
- Saputra, A. D., Hindarto, D., & Santoso, H. (2023). Disease Classification on Rice Leaves

- using DenseNet121, DenseNet169, DenseNet201. *Sinkron*, 8(1), 48–55. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i1.11906>
- Sulfa, A. M. F., Zahirah, N. R. P., & Assidiq, F. M. (2024). Dampak Coral Bleaching Pada Masyarakat Lokal Di Kawasan Taman Laut Bunaken. *Riset Sains Dan Teknologi Kelautan*, 7(1), 22–27. <https://doi.org/10.62012/sensistek.v7i1.31626>
- Sully, S., Burkepille, D. E., Donovan, M. K., Hodgson, G., & van Woesik, R. (2019). A global analysis of coral bleaching over the past two decades. *Nature Communications*, 10(1), 1–5. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-09238-2>
- Suryatini, K. Y., & Rai, G. A. (2020). Potential for Recovery of Coral Reef Ecosystem : Positive Impact of The Covid-19 Pandemic on The Environment. *Jurnal Emasains: Jurnal Edukasi Matematika Dan Sains*, IX(2), 206–215.
- Thamarai, M., & Aruna, S. P. (2023). Stressed Coral Reef Identification Using Deep Learning CNN Techniques. *Journal of Electronic & Information Systems*, 5(2), 1–9. <https://doi.org/10.30564/jeis.v5i2.5808>
- Vellaichamy, A. S., Swaminathan, A., Varun, C., & S, K. (2021). Multiple Plant Leaf Disease Classification Using Densenet-121 Architecture. *International Journal of Electrical Engineering and Technology*, 12(5), 38–57. <https://doi.org/10.34218/ijeet.12.5.2021.005>
- Wang, S., Chen, N. L., Song, Y. D., Wang, T. T., Wen, J., Guo, T. Q., Zhang, H. J., Mo, L., Ma, H. R., & Xiang, L. (2024). ML-Net: A Multi-Local Perception Network for Healthy and Bleached Coral Image Classification. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(8). <https://doi.org/10.3390/jmse12081266>
- Wang, W., Li, Y., Zou, T., Wang, X., You, J., & Luo, Y. (2020). A novel image classification approach via dense-mobilenet models. *Mobile Information Systems*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/7602384>
- Zhou, D., Hou, Q., Chen, Y., Feng, J., & Yan, S. (2020). Rethinking Bottleneck Structure for Efficient Mobile Network Design. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12348 LNCS, 680–697. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-58580-8\\_40](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58580-8_40)