

## **KLASIFIKASI IMAGE JENIS UBUR UBUR MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)**

**Wildan Mufti Ma'arif<sup>1\*</sup>, Ramadhani Akbaru Rizqi<sup>1</sup>, Dwi Rolliawati<sup>1</sup>**

Universtias Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, Indonesia<sup>1</sup>

**E-mail:** [wildanmufti864@gmail.com](mailto:wildanmufti864@gmail.com)

### **Abstrak**

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan spesies ubur-ubur berdasarkan citra visual menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Tantangan utama yang dihadapi adalah kemiripan morfologi antarspesies yang membuat identifikasi manual rentan terhadap kesalahan. Metode penelitian ini menggunakan dataset gambar dari enam jenis ubur-ubur, yaitu Moon Jellyfish, Blue Jellyfish, Mauve Stinger Jellyfish, Compass Jellyfish, Barrel Jellyfish, dan Lion's Mane Jellyfish. Dataset tersebut diproses melalui teknik preprocessing meliputi normalisasi, penyesuaian dimensi, dan augmentasi citra. Model CNN yang dirancang terdiri dari lapisan konvolusi dan pooling untuk mengenali pola visual kompleks. Pengujian model dilakukan menggunakan dataset validasi dan uji, yang menghasilkan akurasi klasifikasi lebih dari 90%. Hasil ini menunjukkan efektivitas metode CNN dalam mengatasi tantangan identifikasi spesies laut secara otomatis. Penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi pada konservasi keanekaragaman hayati laut dan mendukung pengembangan teknologi berbasis AI untuk pengelolaan ekosistem laut. Implikasinya mencakup penerapan yang lebih luas dalam identifikasi spesies laut dan pelestarian lingkungan.

**Kata Kunci:** Convolutional Neural Network; Deep Learning; Klasifikasi Ubur-Ubur.

### **Abstract**

*This study aims to classify jellyfish species based on visual images using the Convolutional Neural Network (CNN) method. The main challenge lies in the morphological similarities between species, making manual identification prone to errors. This research employs a dataset containing images of six jellyfish species: Moon Jellyfish, Blue Jellyfish, Mauve Stinger Jellyfish, Compass Jellyfish, Barrel Jellyfish, and Lion's Mane Jellyfish. The dataset undergoes preprocessing techniques such as normalization, dimension adjustment, and image augmentation. The designed CNN model consists of convolutional and pooling layers to recognize complex visual patterns. Model testing was conducted using validation and test datasets, achieving a classification accuracy of over 90%. These results demonstrate the effectiveness of the CNN method in addressing the challenges of automatic marine species identification. This study is expected to contribute to marine biodiversity conservation and support the development of AI-based technologies for ecosystem management. The implications include broader applications in marine species identification and environmental preservation.*

**Keywords:** Convolutional Neural Networks; Deep Learning; Jellyfish Classification.

---

*Submitted: 2024-12-15. Revision: 2025-01-28. Accepted: 2025-02-05. Publish: 2025-04-01.*

---

## PENDAHULUAN

Ubur-ubur merupakan organisme laut dengan karakteristik unik, baik dari segi bentuk, ukuran, hingga pola pergerakannya. Keanekaragaman spesiesnya, seperti *Aurelia aurita* dan *Cyanea capillata*, memberikan kontribusi signifikan dalam penelitian ekologi laut. Di perairan pesisir, ubur-ubur sering kali dianggap sebagai tangkapan sampingan tanpa nilai ekonomi dan dibuang, meskipun memiliki keistimewaan biologis dan peran ekologis yang penting, termasuk sebagai indikator kondisi ekosistem dan bagian integral dalam siklus energi laut. Selain menjadi indikator kesehatan ekosistem, beberapa spesies ubur-ubur juga memiliki peran penting dalam siklus energi laut (Rupawan, 2018). Namun, klasifikasi spesies ini sering kali menjadi tantangan akibat kemiripan visual yang tinggi, terlebih di lingkungan laut yang dinamis dan sering kali dipengaruhi oleh kondisi seperti pencahayaan yang rendah atau turbulensi air.

Dalam dekade terakhir, perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) memberikan solusi inovatif untuk mengatasi tantangan ini. *Convolutional Neural Networks* (CNN) adalah jenis jaringan neural dalam *deep learning* yang dibangun menggunakan prinsip *Multi-Layer Perceptron* (Iskandar Mulyana et al., 2022). CNN banyak diterapkan pada aplikasi *computer vision*, seperti klasifikasi citra, deteksi objek, dan pengenalan wajah manusia. Dibandingkan dengan *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN), CNN lebih efektif

dalam pengolahan data berbentuk citra karena menggunakan kernel untuk mengekstraksi fitur dari data masukan melalui operasi konvolusi. Dengan kemampuannya dalam mengenali pola visual yang kompleks, CNN telah terbukti berhasil dalam berbagai aplikasi, termasuk dalam klasifikasi spesies biota laut seperti ubur-ubur.

Klasifikasi adalah pengelompokan data atau objek baru ke dalam kelas atau label berdasarkan atribut-atribut tertentu (Azzahra Nasution et al., 2019). Proses ini melibatkan pembelajaran dari dataset yang berisi contoh-contoh dengan label kelas tertentu. Model yang dihasilkan dapat digunakan untuk memprediksi kelas dari data baru yang belum diberi label. Menurut Han, Kamber, dan Pei dalam buku *Data Mining: Concepts and Techniques*, klasifikasi merupakan salah satu metode utama dalam data mining, yang sering digunakan untuk analisis pola, deteksi anomali, dan prediksi tren masa depan.

Klasifikasi gambar spesies ubur-ubur menggunakan CNN melibatkan proses yang kompleks, termasuk pengumpulan dan pemrosesan dataset citra yang mencakup berbagai spesies seperti Moon jellyfish dan Barrel jellyfish. Dataset ini kemudian diolah untuk melatih model CNN agar mampu mengklasifikasikan spesies dengan tingkat akurasi tinggi. Dibandingkan model lainnya, seperti ANN dan RNN, CNN lebih unggul dalam pengolahan data berbentuk citra karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual tanpa memerlukan proses pra-pemrosesan yang signifikan. Salah satu

contoh penerapan metode CNN yang menarik adalah dalam mengklasifikasikan jenis-jenis ubur-ubur, seperti Ubur-Ubur Biru, Ubur-Ubur Kompas, dan Ubur-Ubur Bulan, dengan memanfaatkan kekuatan algoritma CNN untuk mengekstrak fitur visual yang penting (Sandy Andika Maulana et al., 2023).

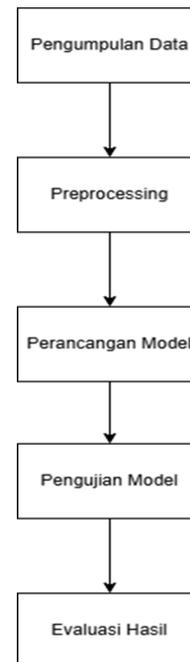
Selain itu, CNN memungkinkan klasifikasi yang lebih cepat dan lebih akurat dibandingkan metode klasifikasi tradisional. CNN juga mengurangi ketergantungan pada teknik pra-pemrosesan data yang rumit, memungkinkan pemrosesan citra dalam jumlah besar secara efisien. Dalam bentuk asli, data gambar dapat menjadi berisik, tidak konsisten, dan mengandung artefak yang menghambat proses pembelajaran CNN. Kebisingan yang muncul saat menerima atau mengirimkan gambar dapat mengaburkan karakteristik penting dan menyesatkan jaringan. Selain itu, kondisi pencahayaan yang tidak merata dan perbedaan kontras dapat menghambat ekstraksi fitur yang tepat (Tribuana et al., 2024). Akibatnya, kemampuan model untuk membedakan kelas yang berbeda dapat terganggu, oleh karena itu sebelum melakukan pembentukan model diperlukannya tahap *pre-processing*.

Metode CNN telah terbukti menghasilkan akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan gambar penyakit kulit, lebih unggul dibandingkan metode machine learning lainnya, serta memungkinkan deteksi penyakit kulit dengan kecepatan dan ketepatan yang lebih baik (Febriyanti, 2024). Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja CNN dalam mengklasifikasikan spesies ubur-ubur berdasarkan akurasi,

presisi, dan efisiensi waktu komputasi. Hasilnya diharapkan tidak hanya mendukung konservasi laut tetapi juga menjadi langkah awal dalam pengembangan sistem otomatis untuk studi keanekaragaman hayati laut. Dengan kontribusi tersebut, penelitian ini berpotensi memperkuat pendekatan ilmiah dalam manajemen ekosistem laut sekaligus mempercepat inovasi di bidang teknologi AI.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan yang terstruktur. Tahapan-tahapan tersebut meliputi pengumpulan data, preprocessing, perancangan model, pengujian model, serta evaluasi hasil. Proses lengkapnya digambarkan dalam Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Flowchart Klasifikasi

Pada gambar 1 menjelaskan setiap urutan untuk melakukan klasifikasi ubur-ubur menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN).

## A. Pengumpulan Data

Sebelum melakukan input data kami melakukan pencarian data terlebih dahulu di website *Kaggle*. Kami menggunakan aplikasi tambahan dari google collab untuk melakukan klasifikasi data berupa gambar ubur-ubur dengan bahasa python.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa file ZIP yang memuat gambar enam jenis ubur-ubur, yaitu Moon Jellyfish, Blue Jellyfish, Mauve Stinger Jellyfish, Compass Jellyfish, Barrel Jellyfish, dan Lion's Mane Jellyfish. Gambar dari setiap jenis ubur-ubur dikelompokkan ke dalam folder terpisah sebagai representasi kelasnya masing-masing. Dataset ini kemudian diekstrak ke dalam direktori lokal untuk mempermudah proses pengolahan.

## B. Preprocessing

Preprocessing data merupakan proses penting dalam analisis data mining yang bertujuan untuk membersihkan, mengubah format, dan mempersiapkan data agar lebih mudah dan akurat dalam proses analisis. (Agung et al., 2023)

Proses preprocessing dilakukan untuk menyiapkan data supaya sesuai dengan kebutuhan model pembelajaran. Langkah-langkahnya meliputi:

1. Pembacaan Gambar dan Konversi Warna: Gambar dibaca menggunakan library OpenCV (cv2), lalu warna gambar dikonversi dari format BGR ke RGB untuk memenuhi format standar input model deep learning.

2. Penyesuaian Dimensi: Ukuran setiap gambar diubah menjadi 224x224 piksel untuk memastikan dimensi yang seragam.
3. Normalisasi Nilai Piksel: Nilai piksel gambar dinormalisasi ke rentang [0, 1] dengan membagi setiap nilai dengan 255. Proses ini membantu mempercepat proses pelatihan model.
4. Encoding Label Kelas: Nama kelas diubah menjadi angka menggunakan teknik Label Encoding, sehingga setiap kelas memiliki label numerik unik.

## C. Perancangan Model (CNN)

Perancangan model (CNN) merupakan tahapan penting untuk melatih data setelah tahap preprocessing dengan menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) (Azmi et al., 2023). Dalam perancangan ini, dataset yang telah diproses diolah menjadi dua elemen utama, yaitu array images (gambar) dan array labels (label). Kedua elemen ini memegang peran penting dalam pelatihan serta validasi model CNN karena merepresentasikan data masukan (gambar) dan data keluaran (label) yang ingin diprediksi.

Setelah data melalui tahapan konvolusi, pooling, dan fully connected, langkah terakhir dalam CNN adalah memanfaatkan fungsi softmax. Fungsi ini digunakan untuk mengubah logit (output mentah) menjadi distribusi probabilitas bagi setiap kelas. Rumus fungsi softmax adalah:

$$P(y = c|\mathbf{x}) = \frac{e^{z_c}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}}$$

Keterangan:

$P(y=c|\mathbf{x})$ : Probabilitas bahwa input  $x$  termasuk dalam kelas  $c$ .

$Z_c$ : Logit (nilai keluaran linear) untuk kelas  $c$

$K$ : Jumlah total kelas.

$e^{z_c}$ : Eksponensial dari logit untuk kelas  $c$ .

Fungsi ini memastikan bahwa keluaran berupa probabilitas yang terdistribusi dengan benar untuk setiap kelas. CNN kemudian memilih kelas dengan probabilitas tertinggi sebagai hasil prediksi. Dengan pendekatan ini, CNN mampu mempelajari pola dalam data masukan dan memberikan prediksi yang akurat sesuai dengan label yang diberikan selama proses pelatihan maupun validasi.

Sebelum memulai pelatihan model, visualisasi dataset dilakukan sebagai bagian dari persiapan data. Langkah ini bertujuan untuk memastikan bahwa dataset telah disusun dengan benar dan mencakup beberapa aspek penting berikut:

### 1. Keberagaman Data

Visualisasi dataset memungkinkan pemeriksaan keberagaman gambar pada setiap kelas secara proporsional. Keberagaman data ini penting untuk mencegah bias pada model, misalnya model yang lebih sering memprediksi kelas tertentu karena jumlah gambar yang tidak seimbang. Visualisasi membantu memastikan bahwa seluruh kelas, seperti jenis ubur-ubur *Blue Jellyfish* dan *Mauve Stinger Jellyfish*, terwakili secara adil.

### 2. Verifikasi Label

Visualisasi membantu memverifikasi pelabelan data. Dengan menampilkan gambar beserta labelnya, kita dapat memastikan bahwa tidak ada kesalahan pelabelan, seperti gambar ubur-ubur dari kelas tertentu yang diberi label kelas lain.

### 3. Kualitas Data

Langkah ini juga memungkinkan identifikasi gambar yang rusak atau tidak sesuai. Hal ini memastikan bahwa semua data siap digunakan untuk pelatihan model tanpa kendala teknis.

## D. Pengujian Model

Pengujian model adalah proses evaluasi kinerja model pembelajaran mesin pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (data uji) (Raschka, 2018). Tahap ini dilakukan untuk melihat tingkat akurasi dari sebuah data yang diklasifikasikan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN).

## E. Evaluasi Hasil

Evaluasi hasil merupakan proses tahap akhir dari sebuah klasifikasi data yang bertujuan untuk memperbaiki kekurangan dari hasil pengujian model yang telah dilakukan pada tahap sebelumnya.

Pada evaluasi ini mencari hasil dari sebuah *model accuracy* dan *model loss*. *Model Accuracy* adalah proporsi dari prediksi yang benar dibandingkan dengan total prediksi yang dibuat (Emmert-Streib & Dehmer, 2019) sedangkan *Model loss* adalah

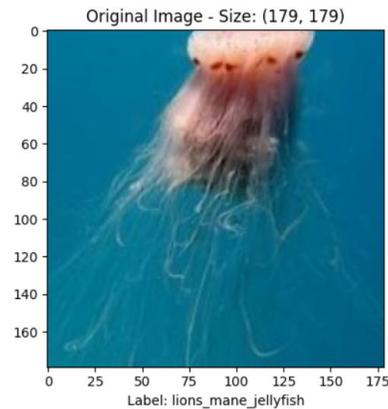
ukuran matematis yang digunakan dalam pembelajaran mesin untuk mengukur kesalahan antara hasil prediksi model dengan nilai sebenarnya yang diinginkan.

Untuk *penilaian* hasil kinerja model klasifikasi kami menggunakan *confusion matrix* sebagai alat evaluasi. *Confusion matrix* adalah suatu metode yang biasanya digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining (Rahman et al., 2017). Pada konteks ini, confusion matrix menggambarkan bagaimana model mengklasifikasikan berbagai jenis ubur-ubur. Matriks ini menunjukkan perbandingan antara prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas, memberikan wawasan mendalam mengenai seberapa efektif model dalam mengenali setiap spesies ubur-ubur dengan akurat.

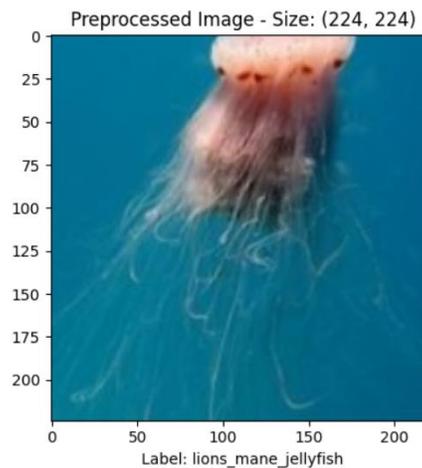
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Image preprocessing

Sebelum melakukan *preprocessing* data gambar, kami menampilkan gambar satu jenis ubur-ubur sebagai perbandingan. Tujuan dilakukannya *image preprocessing* supaya gambar-gambar yang digunakan dalam training memiliki format, ukuran, dan kualitas yang baik, hasilnya dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 2. Sebelum dilakukan preprocessing



Gambar 3. Setelah dilakukan preprocessing

Pada gambar 2 dan 3 merupakan hasil dari sebelum dan setelah dilakukannya *image preprocessing* seperti normalisasi, dan augmentasi. Augmentasi gambar menampilkan perbedaan dalam ukuran gambar, dapat dilihat melalui garis tepi yang terdapat dalam gambar.

### B. Perancangan CNN

Gambar-gambar dalam dataset, yang telah melalui tahapan seperti resizing dan normalisasi, disusun dalam bentuk array dengan dimensi seragam. Proses ini

memastikan bahwa setiap data gambar memiliki ukuran yang konsisten dan sesuai untuk diproses oleh CNN. Dataset ini terdiri dari 900 gambar yang masing-masing memiliki resolusi 224x224 piksel dan terdiri dari tiga saluran warna (RGB). Format ini dirancang agar model dapat memproses data secara efisien, tanpa mengorbankan detail visual yang penting.

Secara teknis, array gambar dalam dataset memiliki dimensi (900, 224, 224, 3). Angka ini menunjukkan bahwa terdapat 900 gambar, di mana setiap gambar memiliki dimensi 224x224 piksel dengan tiga saluran warna untuk komponen merah, hijau, dan biru. Format seragam ini menjadi keharusan dalam pelatihan model CNN, karena memastikan proses pelatihan berjalan tanpa hambatan. Selain gambar, dataset juga mencakup array label numerik yang merepresentasikan enam kelas spesies ubur-ubur. Setiap gambar diberi label sesuai dengan spesies ubur-ubur yang diwakili, seperti *Blue Jellyfish*, *Moon Jellyfish*, dan lainnya. Label ini memberikan referensi bagi model saat mempelajari pola-pola visual untuk masing-masing kelas. Selain itu, label juga digunakan untuk mengukur kesalahan prediksi model melalui fungsi loss, yang menjadi dasar dalam proses backpropagation guna mengoptimalkan performa model.

Hasil visualisasi dataset dapat dilihat pada gambar berikut, yang menampilkan beberapa contoh gambar dari berbagai kelas ubur-ubur yang ada dalam dataset. Visualisasi ini menunjukkan keberagaman dan distribusi data yang merata, sekaligus memvalidasi bahwa data telah siap untuk digunakan dalam pelatihan model:



Gambar 4. Contoh Sampel Ubur-ubur

Gambar di atas memperlihatkan sampel gambar dari beberapa kelas spesies ubur-ubur, seperti *Blue Jellyfish*, *Moon Jellyfish*, dan lainnya. Dengan visualisasi ini, dapat dipastikan bahwa data telah diolah dengan benar dan terdistribusi secara merata. Setelah dataset selesai diproses dan divalidasi, langkah selanjutnya adalah menggunakan data ini untuk melatih model CNN. Proses perancangan CNN melibatkan beberapa tahapan utama:

**Layer Konvolusi:** Langkah awal dalam CNN adalah penggunaan layer konvolusi untuk mengekstraksi fitur-fitur visual dari gambar, seperti pola, bentuk, tekstur, dan warna. Proses ini dilakukan dengan menerapkan filter pada gambar untuk mendeteksi karakteristik visual yang membedakan setiap kelas.

**Layer Pooling:** Setelah fitur berhasil diekstraksi, data diproses lebih lanjut melalui layer pooling. Tahap ini bertujuan untuk mengurangi dimensi data guna mempercepat proses komputasi, sekaligus mempertahankan informasi penting yang relevan.

**Fully Connected Layer:** Data yang telah diproses oleh layer konvolusi dan pooling kemudian dimasukkan ke dalam

fully connected layer. Tahapan ini bertugas mengintegrasikan seluruh fitur yang telah diekstraksi untuk menentukan hasil prediksi.

**Output Layer:** Tahap terakhir adalah output layer, yang menghasilkan prediksi berupa kelas spesies ubur-ubur sesuai dengan gambar yang diberikan. Prediksi ini kemudian dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menghitung error, yang digunakan dalam proses optimasi model.

Melalui tahapan-tahapan ini, dataset yang telah diproses secara baik dapat digunakan secara optimal untuk melatih model CNN, sehingga model mampu memberikan prediksi yang akurat. Arsitektur model CNN yang dirancang terdiri dari tiga lapisan konvolusi (Conv2D) dengan jumlah filter bertahap (16, 32, dan 64), yang masing-masing diikuti oleh lapisan Max Pooling 2D untuk mereduksi dimensi data dan mencegah overfitting. Setelah fitur diekstraksi, data diratakan menggunakan lapisan Flatten dan diteruskan ke tiga lapisan dense dengan jumlah neuron 64, 16, dan 6 pada lapisan keluaran. Fungsi aktivasi softmax digunakan untuk memetakan hasil klasifikasi ke dalam enam kelas spesies ubur-ubur.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 28, 28, 16)	448
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 16)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 14, 14, 32)	1,056
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 7, 7, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 7, 7, 64)	3,136
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 64)	0
Flatten (Flatten)	(None, 4096)	0
dense (Dense)	(None, 64)	2,704,000
dense_1 (Dense)	(None, 16)	1,040
dense_2 (Dense)	(None, 6)	40

Total params: 3,793,696 (10.66 MB)  
 Trainable params: 3,793,696 (10.66 MB)  
 Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Gambar 5. Arsitektur Model CNN Sequential

Gambar 3 merupakan model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0.001, sementara fungsi loss sparse categorical cross entropy digunakan untuk mengukur kesalahan klasifikasi. Proses pelatihan dilakukan selama 100 epoch menggunakan data yang telah di augmentasi pada training set dan divalidasi menggunakan validation set. Struktur arsitektur model dapat dilihat pada Gambar 3 yang menunjukkan jumlah total parameter sebesar 2.793.686 dengan sebagian besar berada pada lapisan dense. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kapasitas tinggi untuk menangkap pola-pola kompleks dari citra ubur-ubur.

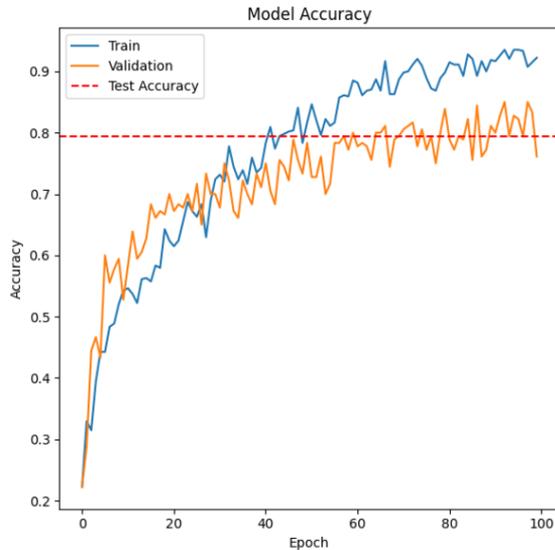
Dengan penerapan metode augmentasi data seperti rotasi, pergeseran, pembesaran, dan pembalikan, performa model diharapkan lebih generalis dan mampu mengklasifikasikan data uji secara efektif. Evaluasi lebih lanjut dilakukan menggunakan test set untuk memastikan bahwa model dapat memberikan hasil yang andal pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

### C. Uji Coba dan Evaluasi

Hasil dari klasifikasi yang diperoleh dari data tersebut menampilkan *model loss* dan *model accuracy* pada gambar 4 dan gambar 5. Sebelum menganalisis hasil pelatihan model, penting untuk memahami tiga jenis akurasi yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model CNN pada dataset yang berbeda. Masing-masing akurasi ini memberikan wawasan mengenai sejauh mana model berhasil mempelajari data pelatihan, kemampuannya dalam

menggeneralisasi data yang tidak terlihat, serta kinerjanya pada data uji.

Dua gambar di bawah ini menggambarkan grafik akurasi yang diukur pada tiga tahap berbeda dalam pelatihan model:



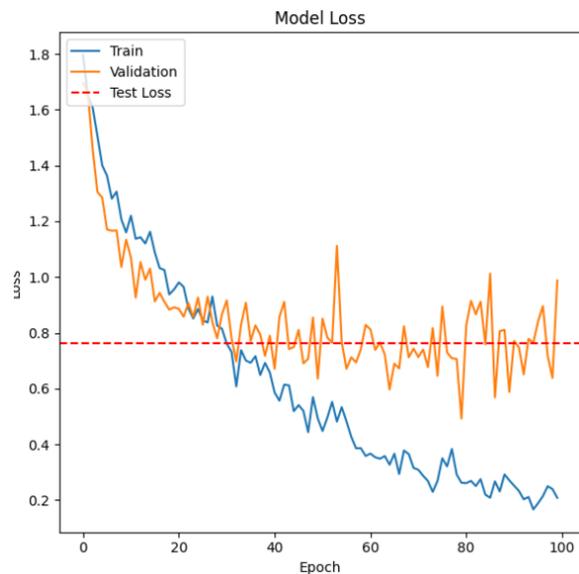
Gambar 6. Model Accuracy

Akurasi Pelatihan (garis biru): Akurasi pelatihan terus meningkat sepanjang periode pelatihan, yang menunjukkan bahwa model belajar dengan baik dari data pelatihan dan mampu mengenali pola-pola yang terkandung di dalamnya. Garis biru menggambarkan akurasi model pada data pelatihan.

Akurasi Validasi (garis oranye): Akurasi validasi menunjukkan fluktuasi, namun secara keseluruhan tren menunjukkan peningkatan. Hal ini mengindikasikan bahwa model dapat menggeneralisasi hasil prediksinya dengan baik pada data yang tidak terlibat dalam pelatihan. Garis oranye

menggambarkan akurasi model pada data validasi.

Akurasi Uji (garis merah): Garis putus-putus merah menunjukkan akurasi model pada data uji. Garis ini tetap stabil di sekitar angka 0,8, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan kinerjanya konsisten pada data yang tidak dikenal



Gambar 7 Model Loss

Kerugian Pelatihan (garis biru): Kerugian pelatihan menurun selama periode tertentu, yang menunjukkan bahwa model belajar dari data pelatihan dan meminimalkan kesalahan. Garis biru menunjukkan kerugian model pada data pelatihan.

Kerugian Validasi (garis oranye): Kerugian validasi berfluktuasi tetapi umumnya menurun selama periode tertentu, yang berarti bahwa model tersebut dapat digeneralisasi dengan baik ke data yang tidak terlihat. Garis oranye menunjukkan kerugian model pada data validasi.

Kerugian Uji (garis merah) : Garis putus-putus merah menunjukkan kerugian model pada data uji. Garis ini tetap konsisten di sekitar 0,9, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik.

Berdasarkan analisis grafik akurasi dan kerugian, kita dapat mengevaluasi kinerja model CNN dalam mengenali pola, menggeneralisasi data baru, serta mempertahankan kinerja yang konsisten pada data uji, yang secara keseluruhan menunjukkan efektivitas model dalam klasifikasi ubur-ubur.

#### D. Confusion Matrix

Gambar berikut ini menampilkan visualisasi confusion matrix yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dalam klasifikasi ubur-ubur.



Gambar 8 Confusion Matrix

Penjelasan Confusion Matrix:

**Baris:** Mewakili kelas ubur-ubur yang sebenarnya.

**Kolom:** Mewakili kelas yang diprediksi oleh model.

**Nilai dalam matriks:** Menunjukkan jumlah sampel yang berhasil diklasifikasikan dengan benar atau salah.

**Nilai pada diagonal:** Menunjukkan jumlah sampel yang berhasil diklasifikasikan dengan benar untuk masing-masing kelas.

**Nilai di luar diagonal:** Menunjukkan jumlah sampel yang salah diklasifikasikan.

#### E. Analisis Confusion Matrix

**Kinerja Umum:** Model ini menunjukkan hasil yang sangat baik, dengan sebagian besar prediksi berada pada diagonal matriks, yang mengindikasikan akurasi yang tinggi.

**Moon Jellyfish:** Model ini sangat akurat dalam mengidentifikasi Moon Jellyfish, dengan hanya satu kesalahan klasifikasi.

**Barrel Jellyfish:** Akurasi model untuk Barrel Jellyfish juga sangat baik, dengan hanya tiga kesalahan klasifikasi.

**Blue Jellyfish:** Model menunjukkan kinerja yang baik untuk Blue Jellyfish, meskipun ada beberapa kesalahan klasifikasi.

**Compass Jellyfish:** Model ini menunjukkan hasil yang sangat memuaskan pada Compass Jellyfish, dengan hanya satu kesalahan klasifikasi.

**Lion’s Mane Jellyfish:** Model ini berfungsi dengan baik untuk Lion’s Mane Jellyfish, dengan dua kesalahan klasifikasi.

**Mauve Stinger Jellyfish:** Model menunjukkan akurasi tinggi pada kelas

Mauve Stinger Jellyfish, dengan hanya satu kesalahan klasifikasi.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sebagian besar kelas ubur-ubur dengan akurasi yang tinggi, meskipun terdapat beberapa kesalahan yang perlu diperbaiki untuk klasifikasi pada kelas-kelas tertentu

Dalam upaya untuk menguji dan mengevaluasi performa model Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengenali gambar ubur-ubur barel, dilakukan serangkaian eksperimen yang mengukur akurasi prediksi model terhadap data yang diberikan, seperti yang dapat dilihat pada gambar yang diunggah di bawah ini

Predicted: barrel\_jellyfish, Accuracy: 0.9927



Gambar 9. Contoh Sampel Ubur-ubur

Predicted: compass\_jellyfish, Accuracy: 0.9157



Gambar 10 Hasil Klasifikasi Kedua

Dari gambar yang diunggah, model berhasil mengklasifikasikan gambar pertama sebagai *barrel jellyfish* dengan tingkat akurasi 99.27% dan gambar kedua sebagai *compass jellyfish* dengan akurasi 91.57%. Temuan ini menunjukkan bahwa model yang telah dilatih mampu mengenali dan membedakan berbagai jenis ubur-ubur dengan presisi yang sangat baik.

Dengan akurasi yang sangat tinggi, dapat disimpulkan bahwa model CNN ini memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam berbagai aplikasi pengenalan gambar serupa. Keberhasilan ini mencerminkan efektivitas jaringan saraf dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dan membedakan objek dalam gambar dengan sangat tepat. Penurunan kesalahan prediksi juga menggambarkan kekuatan dari arsitektur model serta kualitas dataset yang digunakan dalam proses pelatihan.

Penelitian ini menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN)

mampu mengklasifikasikan enam spesies ubur-ubur dengan akurasi tinggi, didukung oleh dataset berkualitas, teknik augmentasi data, dan arsitektur yang optimal. Implikasi bagi pendidikan meliputi integrasi AI dalam pembelajaran taksonomi visual dan interaktif, yang dapat meningkatkan literasi teknologi serta mendorong pembelajaran lintas disiplin. Sejalan dengan penelitian (Esteva et al., 2017), yang menunjukkan keberhasilan deep learning dalam klasifikasi penyakit kulit, teknologi ini berpotensi diterapkan secara luas. Ke depan, peningkatan resolusi dataset dan penambahan kelas spesies dapat memperluas kemampuan model.

## KESIMPULAN

Penggunaan Convolutional Neural Network (CNN), penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan enam jenis ubur-ubur: bulan, ubur-ubur biru, mauve stinger, ubur-ubur kompas, ubur-ubur botol, dan ubur-ubur kepala lion. Model yang dirancang ini berhasil mencapai akurasi lebih dari 90% dengan menggunakan teknik preprocessing data seperti normalisasi, penyesuaian dimensi gambar, dan augmentasi. Selain itu, arsitektur CNN terdiri dari tiga lapisan konvolusi dengan fungsi pooling dan lapisan yang benar-benar terhubung. Ini menunjukkan kemampuan yang luar biasa untuk menemukan pola visual kompleks. Hasil penelitian ini sangat membantu dalam pengembangan teknologi klasifikasi citra biota laut. Teknologi ini dapat membantu pelestarian keanekaragaman hayati laut dengan mengidentifikasi spesies secara otomatis. Penelitian ini berbeda dari penelitian sebelumnya, seperti yang

dilakukan oleh (Azis, 2020), yang mengembangkan model hybrid CNN dengan berbagai algoritma klasifikasi seperti backpropagation, logistic regression, dan SVM untuk mengidentifikasi spesies ikan. Penelitian Azis et al. menemukan bahwa algoritma backpropagation memiliki akurasi terbaik sebesar 94,2%. Hal ini menunjukkan keunggulan metodologi penelitian ini dalam menangani data gambar dengan pola visual yang kompleks.

## DAFTAR PUSTAKA

- Agung, A., Daniswara, A., Kadek, I., & Nuryana, D. (2023). Data Preprocessing Pola Pada Penilaian Mahasiswa Program Profesi Guru. *Journal of Informatics and Computer Science*, 05, 97–100. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v5n01.p97-100>
- Azmi, K., Defit, S., & Putra Indonesia YPTK Padang Jl Raya Lubuk Begalung-Padang-Sumatera Barat, U. (2023). *Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat*. 16(1), 2023. <https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.504>
- Azzahra Nasution, D., Khotimah, H. H., & Chamidah, N. (2019). *PERBANDINGAN NORMALISASI DATA UNTUK KLASIFIKASI WINE MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NN* (Vol. 4, Issue 1). <https://doi.org/10.24114/cess.v4i1.11458>
- Emmert-Streib, F., & Dehmer, M. (2019). Evaluation of Regression Models: Model Assessment, Model Selection and Generalization Error. In *Machine Learning and Knowledge Extraction*

- (Vol. 1, Issue 1, pp. 521–551). MDPI.  
<https://doi.org/10.3390/make1010032>
- Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., & Thrun, S. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 542(7639), 115–118.  
<https://doi.org/10.1038/nature21056>
- Iskandar Mulyana, D., Ainur Rofik, M., & Ohan Zoharuddin Zakaria, M. (2022). *Klasifikasi Kendaraan pada Jalan Raya menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)*.  
<https://doi.org/10.31004/jptam.v6i1.3179>
- Rahman, M. F., Ilham Darmawidjadja, M., & Alamsah, D. (2017). *KLASIFIKASI UNTUK DIAGNOSA DIABETES MENGGUNAKAN METODE BAYESIAN REGULARIZATION NEURAL NETWORK (RBNN)* (Vol. 11).  
<https://doi.org/10.26555/jifo.v11i1.a5452>
- Raschka, S. (2018). *Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning*.  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.12808>