

## KLASIFIKASI TIGA GENUS IKAN KARANG MENGGUNAKAN *CONVOLUTION NEURAL NETWORK*

### *CLASSIFICATION OF THREE GENERA OF CORAL FISH USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Ishak Ariawan\*, Willdan Aprizal Arifin, Ayang Armelita Rosalia,  
Lukman, & Nabila Tufailah

Program Studi Sistem Informasi Kelautan, Kampus Daerah Serang, Universitas Pendidikan Indonesia,  
Kota Serang, 42116, Indonesia

\*E-mail: [ishak\\_ariawan@upi.edu](mailto:ishak_ariawan@upi.edu)

#### ABSTRACT

*Reef fish are one of the essential organisms in studying coral reef ecosystems, and it is necessary to carry out an identification process to understand the pattern, structure and distribution of reef fish diversity. In addition, reef fish have a vast number and are almost similar to each other. Therefore, to speed up the process of fish identification can be done computerized. One of the automated techniques that can be done is digital image processing. This study aims to classify the image of the genus Fish (*Epinephelus spp.*, *Halichoeres spp.*, and *Lutjanus spp.*) as economically significant. Image data was obtained from the site <https://www.kaggle.com/>. The image classification method used is Convolutional Neural Network (CNN) which consists of two stages. The first stage is training with the backpropagation method, and the second stage is image classification using feedforward—the results of the combination of the two methods obtained an accuracy of 85,31%. In addition, the model built is quite good because the average value between precision and sensitivity is not too significant; precision is 89,92%, and sensitivity is 86,49%. Based on the analysis and evaluation that has been done, it can be concluded that the CNN classification method can be appropriately used in classifying fish images by genus.*

**Keywords:** *Convolutional Neural Network, coral fish, identification*

#### ABSTRAK

Ikan karang adalah salah satu organisme penting dalam kajian ekosistem terumbu karang, perlu dilakukan proses identifikasi untuk memahami pola, struktur dan distribusi keanekaragaman ikan karang. Selain itu, ikan karang memiliki jumlah yang sangat banyak dan hampir mirip satu sama lain. Oleh karena itu, untuk mempercepat proses identifikasi ikan dapat dilakukan secara komputerisasi. Salah satu teknik komputerisasi yang dapat dilakukan adalah pengolahan citra digital. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra genus Ikan (*Epinephelus spp.*, *Halichoeres spp.*, dan *Lutjanus spp.*) ekonomis penting. Data citra diperoleh dari situs <https://www.kaggle.com/>. Metode klasifikasi citra yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) yang terdiri dari dua tahapan. Tahapan yang pertama adalah melakukan pelatihan dengan metode *backpropagation*, dan tahapan yang kedua adalah melakukan klasifikasi citra menggunakan *feedforward*. Hasil dari kombinasi dua metode tersebut diperoleh *accuracy* sebesar 85,31%. Selain itu, model yang dibangun cukup bagus karena selisih nilai rata-rata antara *precision* dan *sensitivity* tidak terlalu besar, *precision* sebesar 89,92% dan *sensitivity* sebesar 86,49%. Hasil analisis dan evaluasi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode klasifikasi CNN dapat digunakan dengan baik dalam mengelompokkan citra Ikan berdasarkan genus.

**Kata kunci:** *Convolutional Neural Network, identifikasi, ikan karang*

## I. PENDAHULUAN

Ikan karang merupakan salah satu organisme penting yang menjadi kajian ekologi dalam ekosistem terumbu karang sehingga harus dijaga kelestariannya (Fitrah *et al.*, 2016). Ikan karang memiliki peran sebagai makanan, sumber mata pencaharian dan sebagai daya tarik bagi para wisatawan karena bentuk, warna, dan variasi yang menarik (Rondonuwu, 2014). Dari karakteristik yang dimiliki oleh ikan karang, para peneliti masih sulit untuk membedakan spesies ikan karang. Hal tersebut menunjukkan bahwa karakteristik tertentu pada ikan karang dapat menyulitkan upaya pengenalan spesies ikan apabila tanpa pengetahuan tentang perikanan. Menurut Sukarman *et al.* (2018) pengenalan ikan adalah cara mengidentifikasi ikan berdasarkan ciri-ciri khusus, bisa melalui gambaran bentuk, pola tubuh ikan, warna ataupun ciri-ciri lainnya.

Beberapa metode identifikasi ikan yang dilakukan sejauh ini masih konvensional, yaitu menggunakan buku identifikasi, literatur pada *website big data* seperti [www.fishbase.com](http://www.fishbase.com) dan literatur lainnya berupa tulisan yang telah terbit. Dewasa ini metode identifikasi ikan dapat dipercepat dengan cara komputerisasi. Salah satu teknik komputerisasi yang dapat dilakukan adalah pengolahan citra digital. Pengolahan citra digital adalah bidang ilmu yang mempelajari tentang bagaimana suatu citra itu dibentuk, diolah, dan dianalisis sehingga menghasilkan informasi yang dapat dipahami oleh manusia (Allken *et al.*, 2018).

Identifikasi ikan ialah kegiatan untuk mencari dan mengenal ciri-ciri ikan yang beraneka ragam dari spesies-spesies serta, mencari perbedaan-perbedaan yang menjadi ciri khas diantara spesies yang nampaknya sama (Sugara *et al.*, 2021). Proses identifikasi ikan karang dapat dilakukan dengan proses analisis data dalam bentuk citra atau gambar. Salah satu metode analisis tersebut adalah klasifikasi. Klasifikasi citra

merupakan metode yang digunakan untuk mengelompokkan informasi yang diperoleh dari citra yang diamati (Ariawan *et al.*, 2020 ; Kurniawati *et al.*, 2020; Ariawan *et al.*, 2022). *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu metode klasifikasi yang dapat digunakan untuk pengelompokan citra (Putra *et al.*, 2016). Hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada korteks visual manusia (Fukushima, 1980), sehingga memiliki kemampuan mengolah dan mengklasifikasi informasi citra (Gao *et al.*, 2018).

Selain itu, CNN telah berhasil dilakukan untuk mengidentifikasi pola tubuh ikan salmon untuk otomatisasi identifikasi level individu dengan hasil akurasi 100% (Cisar *et al.*, 2021). Tahun yang sama, Shammi *et al.* (2021) berhasil mengklasifikasikan spesies *Catla*, *Cyprinus Carpio*, *Grass Carp*, *Mori*, *Rohu*, dan *Silver* menggunakan CNN dengan hasil akurasi 88,69%. Eksperimen secara komprehensif yang dilakukan oleh Rauf *et al.* (2019) menyatakan bahwa model CNN lebih unggul daripada metode tradisional untuk klasifikasi spesies ikan. Hal tersebut dibuktikan oleh Shammi *et al.* (2021) dengan membandingkan CNN dengan metode tradisional *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan spesies *Catla*, *Cyprinus Carpio*, *Grass Carp*, *Mori*, *Rohu*, dan *Silver*. Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa *accuracy* CNN lebih baik dari pada SVM. Hasil penelitian-penelitian serupa mengenai penggunaan metode CNN dalam klasifikasi jenis ikan, dapat diindikasikan secara langsung bahwa CNN merupakan metode potensial untuk diimplementasikan dalam proses identifikasi ikan pada level genus. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan klasifikasi genus Ikan (*Epinephelus* spp., *Halichoeres* spp., dan *Lutjanus* spp.) menggunakan metode klasifikasi CNN. Pemilihan ketiga genus ini, karena merupakan jenis ikan ekonomis penting (Noija *et al.*, 2014).

## II. METODE PENELITIAN

### 2.1. Bahan dan Alat

Bahan yang digunakan pada penelitian ini adalah citra genus Ikan (*Epinephelus* spp., *Halichoeres* spp., dan *Lutjanus* spp.) yang didapatkan dari situs <https://www.kaggle.com/> berbentuk foto-foto dari ikan pada genus *Epinephelus* spp., *Halichoeres* spp., dan *Lutjanus* spp.. Alat yang digunakan adalah laptop asus A46CM, prosesor *Intel Core i7*, *Random Access Memory* 4GB, *Solid State Drive* 250 GB, dan perangkat lunak *open source R Studio* versi 1.4.1106.

### 2.2. Waktu dan Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada bulan September-Desember 2020 di Laboratorium Komputer, Kampus Daerang UPI di Serang, Universitas Pendidikan Indonesia, Serang. Bulan September dilakukan pengumpulan data citra yang diunduh dari situs <https://www.kaggle.com/> dan praproses citra dengan mengubah skala dari citra menjadi 100 x 30 piksel. Bulan Oktober sampai dengan Desember proses *coding* menggunakan bahasa pemrograman R untuk mendapatkan model terbaik dengan metode CNN.

### 2.3. Proses Penelitian

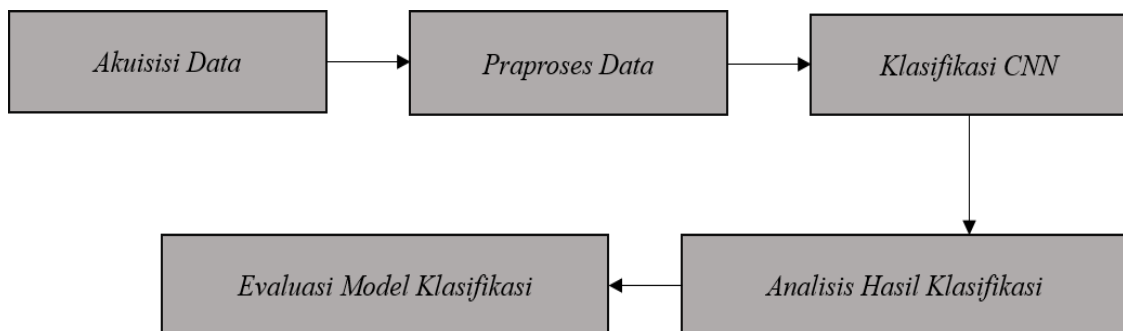
Proses penelitian yang dilakukan adalah akuisisi data, praproses data, klasifikasi menggunakan metode CNN, analisis hasil klasifikasi, dan evaluasi model (Gambar 1).

#### 2.3.1. Akuisisi Data

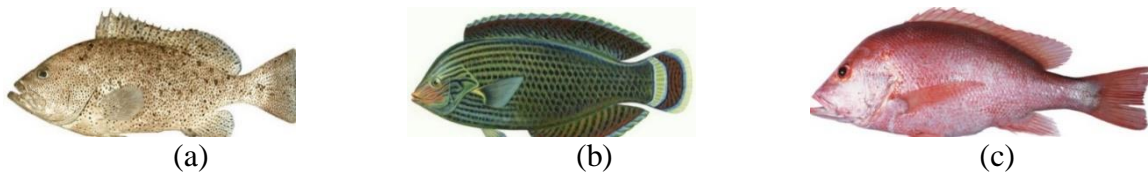
Data yang digunakan adalah gambar genus ikan yaitu *Epinephelus* spp., *Halichoeres* spp. dan *Lutjanus* spp. (Gambar 2) dengan total 795 sampel yang terbagi atas 278 *Epinephelus* spp., 213 *Halichoeres* spp., dan 304 *Lutjanus* spp. Data tersebut bersumber dari [www.kaggle.com/sripaadsrinivasan/fish-species-image-data](https://www.kaggle.com/sripaadsrinivasan/fish-species-image-data). Kaggle merupakan situs yang menyediakan kumpulan *dataset* yang banyak digunakan sebagai sumber berbagai macam data oleh banyak peneliti, seperti penelitian yang dilakukan oleh Hridayami *et al.* (2019), Cai *et al.* (2020), Xu *et al.* (2021) yang menggunakan *dataset* ImageNet.

#### 2.3.2. Praproses Data

Tahap praproses dilakukan untuk mempersiapkan citra sebelum disegmentasi. Tahap ini, dilakukan penskalaan citra. Penskalaan citra dilakukan dengan mengubah ukurannya secara proporsional. Setelah



Gambar 1. Tahapan penelitian.



Gambar 2. Citra Ikan (a) *Epinephelus* spp.; (b) *Halichoeres* spp.; (c) *Lutjanus* spp..

pengskalaan citra selesai, sampel citra dari 3 genus ikan akan dibagi menjadi 80% data *training*, yaitu data yang digunakan untuk melatih model dari metode CNN dan 20% data *testing*, yaitu data yang digunakan untuk menguji model dari metode CNN.

### 2.3.3. Klasifikasi CNN

Klasifikasi CNN adalah proses pemodelan metode CNN (Gambar 3). Metode CNN terdiri atas dua langkah. Langkah pertama adalah melakukan pelatihan dengan metode *backpropagation*, metode ini merupakan salah satu metode yang membentuk metode CNN yang nantinya pada saat pemodelan bertujuan untuk melatih data dalam kasus ini data citra ikan (Buchanan *et al.*, 2021). Langkah kedua adalah melakukan klasifikasi citra menggunakan *feedforward*, metode ini merupakan salah satu metode yang membentuk metode CNN yang nantinya pada saat pemodelan bertujuan untuk mengklasifikasikan data. Tahap ini lah *machine* mengklasifikasikan data citra ikan apakah citra tersebut adalah genus *Epinephelus* spp., *Halichoeres* spp., atau *Lutjanus* spp. (Badawi *et al.*, 2022). Langkah yang pertama, mengatur tipe *optimizer* (menggunakan *stochastic gradient descent*), jumlah *epoch* dan *batch*. Langkah yang kedua digunakan metode *feedforward* dengan bobot dan bias yang diperbarui, pada beberapa kasus ditambahkan parameter *dropout* saat mendesain model agar mencegah *overfitting* dan *underfitting*.

Citra yang telah melalui tahap praproses selanjutnya akan diujicobakan pada model yang telah dibuat. Adapun proses perhitungan citra ditunjukkan pada persamaan berikut (Rokhana *et al.*, 2019):

$$E_{i,j} : \{1, \dots, n_2\} \times \{1, \dots, n_3\} \dots\dots\dots (1)$$

$E$  merupakan citra ikan, yang mempunyai  $n_1$  fitur dengan ukuran dimensi  $n_2 \times n_3$ . Jika lapisan CONV,  $e$ , mempunyai fitur inputan sebesar  $n_1^{e-1}$  dari *output* lapisan sebelumnya,

dengan masing-masing berukuran  $n_2^{e-1} \times n_3^{e-1}$ , maka keluaran dari  $e$  yaitu sebesar  $n_1^e$  fitur dengan ukuran  $n_2^e \times n_3^e$ . Fitur ke  $-i$  pada lapisan  $e$ ,  $W_i^e$ , dapat dihitung menggunakan persamaan berikut (Rokhana *et al.*, 2019):

$$W_i^e = M_i^e + \sum_{j=1}^{n_1^{e-1}} D_i^e * W_j^{e-1} \dots\dots\dots (2)$$

$M_i^e$  adalah bias dari matriks,  $D_i^e$  adalah filter untuk fitur ke- $j$  pada lapisan  $(e - 1)$  dan fitur ke- $i$  pada lapisan  $e$ , ukuran filter  $(2g_1^e + 1) \times (2g_2^e + 1)$ , maka  $D$  dapat dituliskan pada persamaan berikut (Rokhana *et al.*, 2019):

$$D = \begin{bmatrix} D_{-g_1, -g_2} & \dots & D_{-g_1, g_2} \\ \dots & K_{0,0} & \dots \\ D_{g_1, -g_2} & \dots & D_{g_1, g_2} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3)$$

Menghitung ukuran fitur keluaran lapisan  $e$  dapat menggunakan persamaan berikut (Rokhana *et al.*, 2019):

$$n_2^e = n_2^{e-1} - 2g_1^e \dots\dots\dots (4)$$

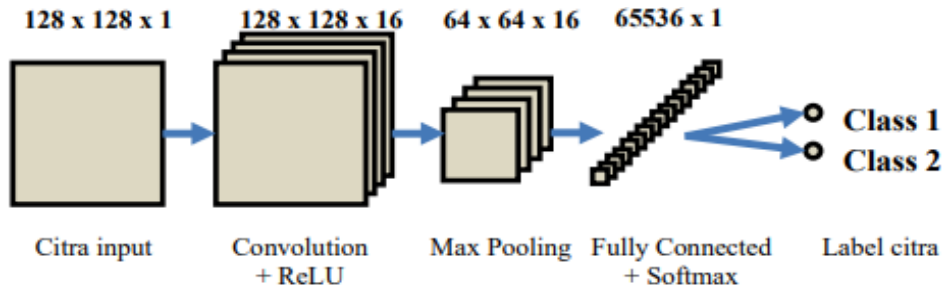
$$n_3^e = n_3^{e-1} - 2g_2^e \dots\dots\dots (5)$$

CNN mempunyai fungsi aktivasi ReLU untuk mempercepat konvergensi dari proses pelatihan dengan meningkatkan kekurangan dari jaringan menggunakan koefisien gain ( $z_i$ ), sehingga korelasi tersebut dapat disederhanakan menggunakan persamaan berikut (Ahmad *et al.*, 2019):

$$W_i^e = z_i f(W_i^{e-1}) \dots\dots\dots (6)$$

$$W_i^e = \max(0, W_i^{e-1}) \dots\dots\dots (7)$$

Konvolusi terhadap citra inputan pada lapisan CONV menggunakan kernel tertentu supaya mendapatkan sejumlah fitur keluaran. Proses pelatihan tersebut berfungsi untuk melakukan optimasi fitur sehingga mampu menghasilkan fitur-fitur yang paling sesuai saat melakukan proses klasifikasi citra.



Gambar 3. Ilustrasi arsitektur CNN (Rokhana et al., 2019).

Algoritme *max-polling* ditambahkan pada struktur arsitektur CNN untuk mengurangi kompleksitas komputasi (Putra et al., 2016). Fungsi algoritme tersebut untuk memperbaiki translasi *invariance* sehingga ukuran *feature map* dapat berkurang. Setelah itu dilakukan proses normalisasi sehingga perhitungan disederhanakan, *robustness* ditingkatkan, dan kesalahan dihindari saat melakukan proses pembobotan, dengan mengikuti persamaan berikut (Putra et al., 2016 ; Rokhana et al., 2019):

$$W_i^e = \frac{W_i^{e-1}}{C + \mu \sum_{j=1}^{n_1^{e-1}} (W_j^{e-1})^2} \dots\dots\dots (8)$$

*Fully connected* adalah lapisan terakhir pada CNN, yang berfungsi melakukan klasifikasi berdasarkan jumlah fitur yang dihasilkan pada perhitungan lapisan sebelumnya. Fungsi aktivasi pada lapisan *fully connected* adalah fungsi *softmax* (Fauzan et al., 2021). Fungsi *softmax* digunakan untuk mengurangi nilai *error* dari fungsi *cross-entropy*. *Cross-entropy* digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi. Misalkan *e* adalah lapisan *fully connected* dengan jumlah fitur masukan  $n_1^{e-1}$  maka lapisan *e* pada unit ke-*i* akan menghitung  $w_i^e = f(P_i^e)$ ,  $P_i^e$  dihitung menggunakan persamaan berikut (Rokhana et al., 2019 ; Fauzan et al., 2021):

$$P_i^e = \sum_{j=1}^{n_1^{l-1}} \sum_{r=1}^{n_2^{l-1}} \sum_{s=1}^{n_3^{l-1}} O_{j,r,s}^e (W_j^{e-1})_{r,s} \dots (9)$$

dengan  $O_{j,r,s}^e$  menunjukkan bobot yang menghubungkan unit ke-*j* pada posisi (*r,s*)

pada lapisan (*e* - 1) dan unit ke-*i* pada lapisan *e*.

**2.3.4. Analisis Hasil**

Tahapan ini akan dilakukan analisis klasifikasi CNN menggunakan model terbaik yang dipilih berdasarkan *loss* terkecil dan *accuracy* terbesar. Model diujicobakan menggunakan data *training* dan data *testing*.

**2.3.5. Evaluasi**

Tahap ini dilakukan evaluasi model yang telah dipilih. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* pada hasil klasifikasi CNN berdasarkan genus ikan. Tujuannya untuk melihat seberapa besar terjadi kesalahan dalam klasifikasi. Menurut Santra & Christy (2012), *confusion matrix* merupakan sebuah tabel yang memiliki informasi tentang kelas sebenarnya dan kelas prediksi dari klasifikasi yang dikerjakan oleh *classifier*, sehingga dapat digunakan untuk mengetahui seberapa baik kinerja model yang telah dibuat untuk mengidentifikasi data dalam kelas yang berbeda. *Confusion matrix* menunjukkan nilai *true positive* (TP) dan *true negative* (TN) yang diklasifikasikan benar oleh model, sedangkan *False positive* (FP) dan *false negative* (FN) yang diklasifikasikan salah oleh model (Tabel 1) (Han et al., 2012).

*Confusion matrix*, hasil klasifikasi dapat diketahui besar nilai *accuracy*, *precision*, dan *sensitivity* dengan menggunakan persamaan Han et al. (2012):

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100 \dots\dots\dots (10)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100 \dots\dots\dots (11)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \times 100 \dots\dots\dots (12)$$

Tabel 1. *Confusion matrix*.

		Kelas Prediksi	
		Positif	Negatif
Kelas Sebenarnya	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

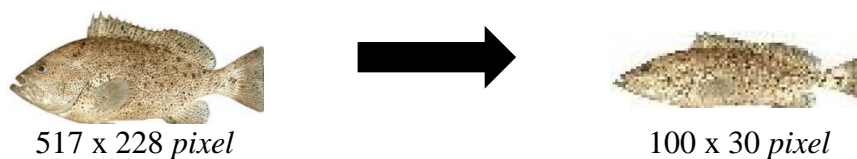
#### 3.1. Praproses Data

Tahapan pertama yang dilakukan dalam praproses data adalah memberikan label nama pada setiap data citra ikan yang akan diolah, hal ini bertujuan untuk mempermudah dalam membedakan citra ikan yang belum dan telah diolah. Hal tersebut juga dapat mempermudah tahap selanjutnya. Daftar pembagian citra ikan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tahap kedua yang dilakukan dalam praproses data adalah penskalaan citra ikan yang telah diberikan label yaitu mengubah ukuran citra dari 517 x 228 menjadi 100 x 30 piksel (Gambar 4). Hal ini bertujuan agar mengurangi ukuran citra yang akan diproses, sehingga meminimalisir beban memori pada saat melakukan proses selanjutnya.

Tabel 2. Pembagian data citra ikan.

Genus	Total	Pembagian data		
		Latih	Uji	Validasi
<i>Epinephelus</i> spp.	278	206	52	20
<i>Halichoeres</i> spp.	213	154	39	20
<i>Lutjanus</i> spp.	304	227	57	20
Total Genus	795	587	148	60



Gambar 4. Hasil penskalaan citra *Epinephelus* spp..

Tahap terakhir yang dilakukan dalam praproses data adalah membagi data latih, data uji dan data validasi (Tabel 2). Data latih digunakan untuk menguji algoritme, data uji untuk mengetahui performa algoritme, dan data digunakan untuk mengevaluasi model yang telah dibuat.

#### 3.2. Analisis Hasil Klasifikasi CNN

Tahap analisis hasil klasifikasi CNN adalah tahapan klasifikasi CNN dengan menggunakan *dataset* sehingga didapatkan model terbaik. Adapun parameter yang dianalisis adalah kombinasi besar *epoch* dan ukuran *batch*. *Epoch* adalah seluruh *dataset* yang telah melalui rangkaian training pada *neural network* hingga dikembalikan untuk sekali putaran dan ukuran *batch* adalah jumlah sampel yang diproses melewati *neural network* dalam satu waktu (Devarakonda *et al.*, 2018).

##### 3.2.1. Optimasi Parameter CNN

Tahap optimasi parameter CNN adalah tahapan pemilihan model CNN berdasarkan nilai parameter *epoch* dan *batch*. Nilai parameter *epoch* yang diujicobakan adalah [10, 20, 30] dan nilai parameter *batch* yang diujicobakan adalah [16, 32, 64], sehingga diperoleh 9 kombinasi nilai parameter *epoch* dan *batch*. Kombinasi parameter dipilih berdasarkan nilai *loss*

terendah dan *accuracy* tertinggi (Tabel 3).

Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai *accuracy* terbesar yang diperoleh adalah 100% dan nilai *loss* terkecil adalah 0,0004. Hasil tersebut diperoleh dari pasangan nilai parameter *epoch* dan *batch* yang terpilih yaitu 30 dan 16.

Nilai parameter *epoch* dan *batch* terbaik yang dipilih untuk pembuatan model klasifikasi adalah *epoch* = 30 dan *batch* = 16. Besarnya nilai parameter *epoch* menentukan seberapa besar pengulangan atau iterasi yang akan dilakukan. Semakin besar nilai *epoch* maka semakin lama proses, yang dilakukan untuk melihat seluruh kumpulan data akan membutuhkan waktu yang cukup lama untuk proses komputasinya. Jika nilai *epoch* dibuat kecil, maka waktu yang dibutuhkan untuk melihat seluruh kumpulan data akan semakin cepat, tetapi hal tersebut akan memengaruhi *accuracy* dan nilai *loss* nya. Berikut adalah nilai parameter *batch*, besar parameter *batch* mengartikan banyak memori yang dibutuhkan. Hal ini berarti bahwa semakin besar nilai *batch* maka semakin besar piksel dari citra sehingga waktu komputasi yang dibutuhkan akan semakin lama.

### 3.2.2. Klasifikasi

Tahap klasifikasi merupakan proses klasifikasi pada data *testing*, dengan

menggunakan *confusion matrix*. Rincian hasil pengujian yang telah dilakukan dari 148 data *testing* (52 *Epinephelus* spp., 39 *Halichoeres* spp., dan 57 *Lutjanus* spp.), dapat dibuat *confusion matrix* untuk mengklasifikasikan tiga *genus* ikan tersebut (Tabel 4).

Penggunaan metode klasifikasi CNN menghasilkan *accuracy* 85,13% (Persamaan 10) dengan kesalahan terbesar yaitu pada *Epinephelus* spp. yang memiliki tingkat kesalahan prediksi sebesar 23,08%. Kesalahan pada *Epinephelus* spp. ini terklasifikasi ke dalam kelas *Halichoeres* spp. sebanyak 5 dan kelas *Lutjanus* spp. sebanyak 7.

### 3.3. Evaluasi Model

Tahapan evaluasi model merupakan proses evaluasi terhadap model klasifikasi untuk menguji *accuracy* nya menggunakan 60 data validasi (Tabel 2). Rataan *accuracy* hasil pengujian setiap kelas berbeda dengan *accuracy* model pada saat menggunakan data uji. Hal tersebut dikarenakan *accuracy* hasil pengujian pada data uji berdasarkan fungsi diskriminan klasifikasi, sedangkan *accuracy* pengujian setiap kelas pada data validasi berdasarkan nilai peluang hasil prediksi *classifier*. Perbandingan *accuracy* setiap kelas dapat dilihat pada Gambar 5.

Table 3. Nilai *accuracy* dan *loss* dari setiap pasangan parameter *epoch* dan *batch*.

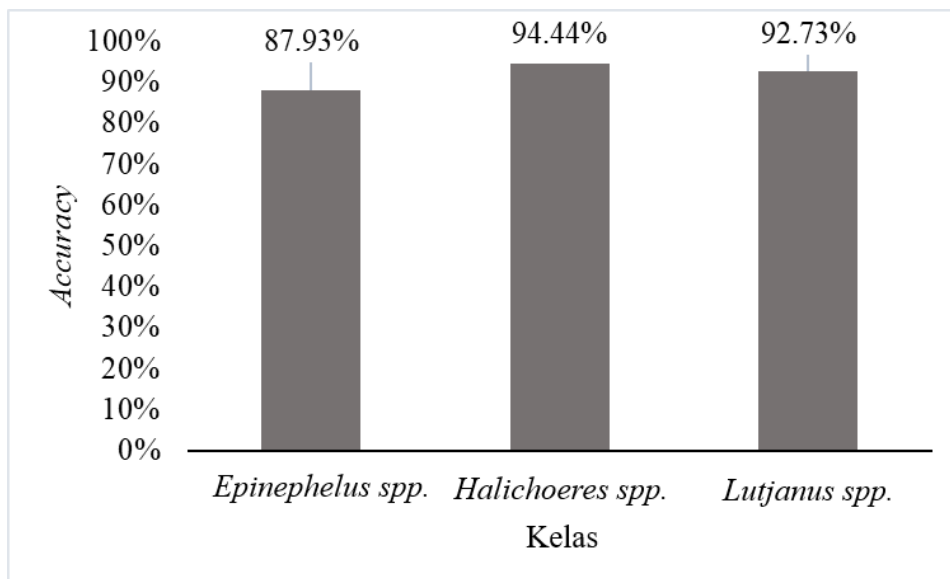
Epoch \ Batch	10		20		30	
	Accuracy	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy	Loss
16	96,4%	0,0876	100%	0,0012	100%	0,0004
32	90,8%	0,2701	99,8%	0,0183	100%	0,0022
64	74,4%	0,6440	91,3%	0,2311	98,3%	0,0572

Tabel 4. Hasil klasifikasi *Epinephelus* spp., *Halichoeres* spp., dan *Lutjanus* spp..

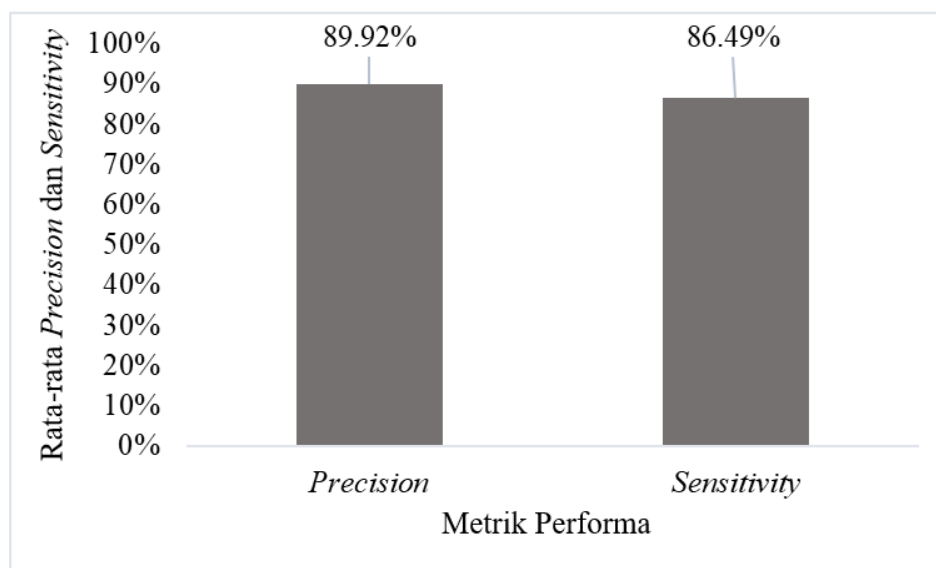
Sebenarnya		Prediksi		
		<i>Epinephelus</i> spp.	<i>Halichoeres</i> spp.	<i>Lutjanus</i> spp.
	<i>Epinephelus</i> spp.	40	3	1
	<i>Halichoeres</i> spp.	5	34	4
	<i>Lutjanus</i> spp.	7	2	52

Gambar 5 menunjukkan bahwa rata-rata *accuracy* yang diperoleh dari hasil pengujian untuk setiap genus ikan sebesar 91,70%. *Halichoeres spp.* merupakan kelas terbaik dengan *accuracy* sebesar 94,44%. Selain menghitung nilai *accuracy*, mengukur sebuah kinerja model klasifikasi dapat dilakukan dengan menghitung nilai *precision* dan *sensitivity* (Persamaan 11 dan 12). Perbandingan nilai rata-rata dari *precision* dan *sensitivity* dapat dilihat pada Gambar 6.

Gambar 6 menunjukkan bahwa nilai rata-rata *precision* yang diperoleh sebesar 89,92% dan *sensitivity* sebesar 86,49%. Selisih nilai antara *precision* dan *sensitivity* tidak terlalu besar. Hal ini berarti, kinerja dari model klasifikasi yang dibangun baik, sehingga dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi CNN yang digunakan efektif, karena dari segi *accuracy*, *precision*, dan *sensitivity* hasil yang didapatkan baik.



Gambar 5. Grafik perbandingan akurasi setiap kelas.



Gambar 6. Grafik perbandingan akurasi setiap kelas.



### 3.4. Pembahasan

Hasil yang diperoleh pada percobaan yang tertera pada Tabel 3 menunjukkan bahwa semakin besar ukuran *batch* yang digunakan pada algoritme CNN maka *accuracy* yang diperoleh makin kecil. Hal ini juga sesuai dengan penelitian dari Kandel & Castelli (2020) yang menyatakan bahwa ukuran *batch* yang lebih besar biasanya tidak mencapai *accuracy* yang lebih tinggi. Berbanding terbalik dengan jumlah *epoch* pada algoritme CNN, semakin besar jumlah *epoch* maka *accuracy* akan meningkat seiring waktu. Hal ini juga telah dibuktikan oleh Nashrullah et al. (2020) yang menyatakan bahwa *accuracy* dari sistem klasifikasi yang dibuat mengalami *trend* peningkatan seiring dengan penambahan jumlah *epoch*. Tetapi menurut Nashrullah et al. (2020) peningkatan *accuracy* seiring peningkatan *epoch* bisa mengakibatkan *overfitting*. *Overfitting* yaitu hasil pemodelan dari sebuah algoritme yang memiliki *accuracy* tinggi tetapi saat dilakukan *test* menggunakan data baru *accuracy* yang didapatkan mengalami penurunan yang signifikan (hasil yang diharapkan tidak sesuai) (Ying, 2019). Sehingga untuk mengetahui apakah model yang dibuat mengalami *overfitting* maka dilakukan evaluasi dengan menguji model menggunakan data validasi yang jumlahnya tertera pada Tabel 1 (data baru yang belum diujikan ke model). Gambar 6 menunjukkan bahwa *accuracy* yang diperoleh menggunakan data validasi cukup tinggi yaitu, 91,70%. Hal tersebut dapat menjadi landasan bahwa model yang dibuat yaitu model untuk mengklasifikasikan *Epinephelus* spp., *Halichoeres* spp., dan *Lutjanus* spp. menggunakan algoritme CNN tidak mengalami *overfitting*.

## IV. KESIMPULAN

Analisis dan evaluasi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa skema analisis genus ikan dengan metode klasifikasi *Convolution Neural Network* (CNN) dapat

mencapai akurasi dan stabilitas yang tinggi pada segmentasi dan pengukuran fitur morfologi ikan berdasarkan genus. Hal itu dibuktikan berdasarkan *accuracy* yang diperoleh sebesar 85,31%. Selain itu, model yang dibangun cukup bagus dengan selisih nilai rata-rata antara *precision* dan *sensitivity* tidak terlalu besar, *precision* sebesar 89,92% dan *sensitivity* sebesar 86,49%. Pada evaluasi model menggunakan data *validation*, *Epinephelus* spp. merupakan kelas yang memiliki *accuracy* paling rendah yaitu 87,93% dan *Halichoeres* spp. paling tinggi yaitu 94,44%. Rataan nilai *accuracy* yang diperoleh menggunakan data *validation* sebesar 91,70%. Penggunaan CNN pada penelitian ini dapat dikembangkan untuk melakukan pengenalan dan klasifikasi citra ikan berdasarkan kelompok spesiesnya dengan jumlah kelas yang lebih banyak sehingga dapat membantu para praktisi perikanan untuk mengidentifikasi ikan dengan cepat.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Sistem Informasi Kelautan, Universitas Pendidikan Indonesia yang telah memberikan dukungan. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada *reviewer* yang telah memberikan masukan untuk meningkatkan kualitas paper ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- Achmad, Y., R.C. Wihandika, & C. Dewi. 2019. Klasifikasi emosi berdasarkan ciri wajah menggunakan convolutional neural network. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(11): 10595–10604. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/6732>
- Allken, V., N.O. Handegard, S. Rosen, T. Schreyeck, T. Mahiout, & K. Malde. 2018. Fish species identification

- using a convolutional neural network trained on synthetic data. *ICES Journal of Marine Science*, 79(1): 342–349.  
<https://doi.org/10.1093/icesjms/fsy147>
- Ariawan, I., Y. Herdiyeni, & I.Z. Siregar. 2020. Geometric morphometric analysis of leaf venation in four shorea species for identification using digital image processing. *Biodiversitas J. of Biological Diversity*, 21(7): 3303–3309.  
<https://doi.org/10.13057/biodiv/d210754>
- Ariawan, I., Y. Herdiyeni, & I.Z. Siregar. 2022. Geometry feature extraction of shorea leaf venation based on digital image and classification using random forest. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 11(1): 141–150.  
<https://doi.org/10.12785/ijcds/110111>
- Badawi, U.A. 2022. Fish classification using extraction of appropriate feature set. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 12(3): 2488-2500.  
<http://doi.org/10.11591/ijece.v12i3.pp2488-2500>
- Buchanan, C., Y. Bi, B. Xue, R. Vennell, S. Childerhouse, M.K. Pine, D. Briscoe, & M. Zhang. 2021. Deep convolutional neural networks for detecting dolphin echolocation clicks. Proceeding The 6th International Conference on Image and Vision Computing, Tauranga, New Zealand, 09-10 Desember 2021. 1-6 pp.  
<https://doi.org/10.1109/IVCNZ54163.2021.9653250>
- Cai, K., X. Miao, W. Wang, H. Pang, Y. Liu, & J. Song. 2020. A modified YOLOv3 model for fish detection based on MobileNetv1 as backbone. *Aquacultural Engineering*, 91(11): 1–9.  
<https://doi.org/10.1016/j.aquaeng.2020.102117>
- Chuang, R. & V. Bonhomme. 2019. Rethinking the dental morphological differences between domestic equids. *J. of Archaeological Science*, 101(1): 140–148.  
<https://doi.org/10.1016/j.jas.2018.02.020>
- Cisar, P., D. Bekkozhayeva, O. Movchan, M. Saberioon, & R. Schraml. 2021. Computer vision based individual fish identification using skin dot pattern. *Scientific Reports*, 11(1): 1–12.  
<https://doi.org/10.1038/s41598-021-96476-4>
- Devarakonda, A., M. Naumov, & M. Garland. 2018. Adabatch: adaptive batch sizes for training deep neural networks. *Workshop Track - ICLR*, 0(0): 1–4.  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1712.02029>
- Fauzan, A.R., M.I. Wahyuddin, & S. Ningsih. 2021. Pleural effusion classification based on chest x-ray images using convolutional neural network. *Journal of Computer Science and Information*, 14(1): 9–16.  
<https://doi.org/10.21609/jiki.v14i1.898>
- Fitrah, S.S., I. Dewiyanti, T. Rizwan, U. Syiah, & K. Darussalam. 2016. Identifikasi jenis ikan di perairan laguna gampoeng pulot kecamatan leupung aceh besar. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Kelautan dan Perikanan Unsyiah*, 1(1): 66–81.
- Fukushima, K. 1980. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4): 193–202.  
<https://doi.org/10.1007/BF00344251>
- Gao, H., B. Cheng, J. Wang, K. Li, J. Zhao, & D. Li. 2018. Object classification using cnn-based fusion of vision and

- lidar in autonomous vehicle environment. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(9): 4224–4230.  
<https://doi.org/10.1109/TII.2018.2822828>
- Gultom, Y., A.M. Arymurthy, & R.J. Masikome. 2018. Batik Classification using deep convolutional network transfer learning. *J. Ilmu Komputer dan Informasi*, 11(2): 59–66.  
<https://doi.org/10.21609/jiki.v11i2.507>
- Han, J., K. Micheline, & P. Jian. 2012. Data mining concepts and techniques. Morgan Kaufman. 364-368 pp.
- Hridayami, P., I.K.G.D. Putra, & K.S. Wibawa. 2019. Fish species recognition using VGG16 deep convolutional neural network. *Journal of Computing Science and Engineering*, 13(3): 124-130.  
<https://doi.org/10.5626/JCSE.2019.13.3.124>
- Kandel, I. & M. Castelli. 2020. The effect of batch size on the generalizability of the convolutional neural networks on a histopathology dataset. *ICT Express*, 6(4): 312–315.  
<https://doi.org/10.1016/j.icte.2020.04.010>
- Kurniawati, E., V. Siregar, & I.W. Nurjaya. 2020. Classification of shallow water habitat based on object using worldview 2 and sentinel 2b images in kepulauan seribu waters. *J. Ilmu dan Teknologi Kelautan Tropis*, 12(2): 423–437.  
<https://doi.org/10.29244/jitkt.v12i2.26089>
- Nashrullah, F., S. Adhi, & G. Budiman. 2020. Investigasi parameter epoch pada arsitektur resnet- 50 untuk klasifikasi pornografi. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 1(1): 1–8.  
<https://doi.org/10.52435/complete.v1i1.51>
- Noija, D., S. Martasuganda., B. Murdiyanto, & A.A. Taurusman. 2014. Pengelolaan sumberdaya ikan kakap merah (*Lutjanus spp.*) di perairan utara cirebon, laut jawa. *Jurnal Teknologi Perikanan dan Kelautan*, 5(1): 67-74.  
<https://doi.org/10.24319/jtpk.5.65-74>
- Putra, I.W.S.E., A.Y. Wijaya, & R. Soelaiman. 2016. Klasifikasi citra menggunakan convolutional neural network (cnn) pada caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1): A65–A69.  
<https://doi.org/10.12962/j23373539.v5i1.15696>
- Rauf, H.T., M.I.U. Lali, S. Zahoor, S.Z.H. Shah, A.U. Rehman, & S.A.C. Bukhari. 2019. Visual features based automated identification of fish species using deep convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, 167(Desember): 1-17.  
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105075>
- Rokhana, R., J. Priambodo, T. Karlita, I.M.G. Sunarya, E.M. Yuniarno, I.K.E. Purnama, & M.H. Purnomo. 2019. Convolutional neural network untuk pendeteksian patah tulang femur pada citra ultrasonik b-mode. *J. Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 8(1): 59–67.  
<https://doi.org/10.22146/jnteti.v8i1.491>
- Rondonuwu, A.B., 2014. Ikan karang di wilayah terumbu karang kecamatan maba kabupaten halmahera timur provinsi maluku utara. *Jurnal Ilmiah Platax*, 2(1).  
<https://doi.org/10.35800/jip.2.1.2014.4403>
- Santra, A.K. & C.J. Christy. 2012. Genetic algorithm and confusion matrix for document clustering. *International J. Of Computer Science Issues*, 9(1): 322–328.  
<http://ijcsi.org/papers/IJCSI-9-1-2->

- 322-328.pdf
- Shammi, S.A., S. Das, & M.M. Hasan. 2021. FishNet: fish classification using convolutional neural network. Proceeding The 12th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies, Kharagpur, India, 06-08 Juli 2021. 1-6 pp. <https://doi.org/10.1109/ICCCNT51525.2021.9579550>
- Sugara, A., A.Nolisa, A. Anggoro, A.N.N Suci, R.T. Utami, Y. Andika, F. Nugroho, & R. Suhendri. 2022. Identifikasi keanekaragaman jenis ikan hasil tangkapan nelayan tapak paderi kota bengkulu. *Samakia: Jurnal Ilmu Perikanan*, 13(1): 51-62. <https://doi.org/10.35316/jsapi.v13i1.1664>
- Sukarman, L.D., G.F. Laxmi, & F. Fatimah. 2018. Identifikasi ikan air tawar dengan metode color moment feature. Proceedings seminar nasional teknologi informasi, Bogor, 3 Mei 2018. 375–383 pp.
- Xu, X., W. Li. & Q. Duan. 2021. Transfer learning and SE-ResNet152 networks-based for small-scale unbalanced fish species identification. *Computers and Electronics in Agriculture*. 180(1): 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105878>
- Ying, X. 2019. An overview of overfitting and its solutions. *Journal of Physics: Conference Series*, 1–6. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1168/2/022022>
- Submitted* : 07 December 2020  
*Reviewed* : 27 January 2022  
*Accepted* : 31 July 2022

#### FIGURE AND TABLE TITLES

- Figure 1. Steps of research.*
- Figure 2. The images of fish (a) Epinephelus spp.; (b) Halichoeres spp.; (c) Lutjanus spp..*
- Figure 3. The architecture of CNN.*
- Figure 4. The results of scaling image of the genus Epinephelus spp..*
- Figure 5. Graph Comparison of the accuracy between class.*
- Figure 6. Graph comparison of the average value between precision and sensitivity.*
- Table 1. Confusion matrix.*
- Table 2. Data partition of fish images.*
- Table 3. The value of accuracy and loss of epoch and batch parameters.*
- Table 4. Classification results for Epinephelus spp., Halichoeres spp., and Lutjanus spp..*