

Klasifikasi Spesies Hiu Dengan Arsitektur ResNet50

Ahmad Bahar^{1*}, Bagus Adhi Kusuma²

^{1,2}Informatika, Universitas Amikom Purwokerto

¹ahmadbahar911@gmail.com, ²bagus@amikompurwokerto.ac.id

Article History:

Received Jul 3rd, 2023

Revised Sept 25th, 2023

Accepted Okt 12th, 2023

Abstrak

Ikan hiu adalah kelompok hewan yang menarik dan menakutkan di dunia laut. Mereka termasuk dalam kelas Chondrichthyes bersama dengan pari dan hiu bersirip. Mereka dapat ditemukan di berbagai perairan dan memiliki peran penting sebagai indikator kesehatan ekosistem laut. Namun, populasi ikan hiu terancam karena penangkapan ikan ilegal dan kurangnya konservasi. Dalam proses mengidentifikasi dan mengklasifikasikan spesies hiu, peneliti membuat program dengan menggunakan teknik pengenalan visi komputer, seperti *Convolutional Neural Network (CNN)*, dapat sangat membantu. Salah satu arsitektur CNN yang efektif adalah ResNet50, yang terbukti berhasil dalam klasifikasi gambar. Dengan menggunakan 4720 data citra ikan hiu dari 14 kelas model ResNet50 berhasil mencapai akurasi 86% dalam klasifikasi spesies ikan hiu. Model ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi spesies hiu dengan baik, kecuali pada beberapa kelas tertentu yang perlu diperbaiki.

Kata Kunci : Ika hiu, ResNet50, *Convolutional Neural Network (CNN)*, Klasifikasi Spesies

Abstract

Sharks are a fascinating and intimidating group of animals in the marine world. They belong to the class Chondrichthyes, along with rays and skates. They can be found in various bodies of water and play a crucial role as indicators of the health of marine ecosystems. However, shark populations are threatened by illegal fishing and a lack of conservation efforts. In the process of identifying and classifying shark species, researchers have developed a program using computer vision techniques, such as Convolutional Neural Network (CNN), which can be highly beneficial. One effective CNN architecture is ResNet50, which has proven successful in image classification tasks. Using a dataset of 4,720 shark images from 14 different classes, the ResNet50 model achieved an 86% accuracy in classifying shark species. This model can be utilized effectively for species identification, except for a few specific classes that require improvement.

Keyword : Shark, ResNet50, *Convolutional Neural Network (CNN)*, Species Classification

1. PENDAHULUAN

Ikan hiu adalah salah satu kelompok hewan yang paling menarik dan menakutkan di dunia laut. Mereka adalah anggota dari kelas *Chondrichthyes*, yang juga mencakup pari dan hiu bersirip [1]. Ikan hiu dapat ditemukan di berbagai perairan di seluruh dunia, termasuk perairan dangkal maupun laut dalam. Ikan hiu juga menjadi salah satu indikator untuk melihat kesehatan ekosistem laut [2]. Namun spesies ikan hiu semakin turun terus menerus dikarenakan penangkapan ikan ilegal dan kurangnya konservasi, dan menurut IUCN jumlah spesies yang terancam meningkat dua kali lipat sejak tahun 2014 [3]. Data observasi tentang ikan hiu sulit dikumpulkan, ketika spesies mempunyai area jelajah yang sangat luas [4].

Karena keberagaman spesiesnya serta peran pentingnya dalam ekosistem laut, Ikan hiu menjadi makhluk laut yang menarik perhatian banyak orang. Namun, mengidentifikasi dan mengklasifikasikan spesies hiu secara manual merupakan tugas yang rumit dan memakan waktu, terutama karena beberapa spesies memiliki penampilan yang serupa. Untuk mengatasi tantangan ini, teknik pengenalan pola komputer dapat digunakan, dan salah satu pendekatan yang paling efektif adalah menggunakan jaringan syaraf konvolusi (*Convolutional Neural Network/CNN*).

Metode yang sering digunakan adalah *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk melakukan klasifikasi dan pengenalan sebuah objek [5]. CNN juga termasuk dalam kategori Deep Neural Network, karena CNN mempunyai

jumlah lapisan jaringan yang dalam dan sering digunakan dalam pengolahan data citra [6]. Salah satu arsitektur CNN yang populer dan kuat adalah ResNet50 (Residual Network-50). ResNet-50 adalah jaringan saraf yang dalam dan dalam beberapa tahun terakhir telah membuktikan keunggulannya dalam berbagai tugas penglihatan komputer, termasuk klasifikasi gambar. Arsitektur ResNet yang menggunakan blok residual untuk melatih jaringan yang lebih dalam dengan efektivitas yang lebih tinggi [7].

ResNet50 telah dilatih pada jutaan gambar dan memiliki kemampuan untuk mengekstraksi fitur yang penting dari gambar secara otomatis. Selanjutnya diperkenalkan *ImageNet*, sebuah basis data gambar hierarkis berskala besar yang telah digunakan untuk melatih jaringan syaraf konvolusi seperti ResNet50 [8].

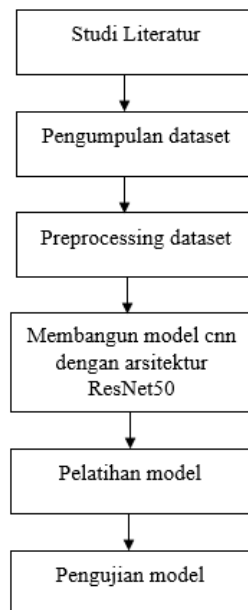
Penerapan ResNet50 dalam klasifikasi spesies ikan hiu memungkinkan kita untuk memanfaatkan kekuatan komputasi dan kecerdasan mesin untuk mengidentifikasi spesies hiu dengan akurasi yang tinggi. Di [9] dan [10] mereka membahas tentang penerapan skalabilitas dalam klasifikasi spesies laut dengan menggunakan deep learning. Mereka menunjukkan bahwa teknik pengenalan pola komputer, seperti ResNet50, dapat digunakan secara efektif dalam mengklasifikasikan spesies ikan dengan tingkat akurasi yang baik.

Penerapan teknik klasifikasi spesies hiu menggunakan ResNet50 memiliki berbagai manfaat. Dalam penelitian [11] mereka membahas tentang penggunaan jaringan saraf konvolusi dalam pengenalan spesies ikan secara umum. Mereka menyebutkan bahwa metode ini dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam mengidentifikasi spesies ikan. Karena alasan tersebut, tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan model arsitektur ResNet50 untuk melakukan klasifikasi spesies ikan hiu dan mengevaluasi tingkat akurasi yang dicapai.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Untuk mencapai tujuan penelitian ini, peneliti telah merencanakan langkah-langkah penelitian sebagai berikut:

2.1 Tahapan Penelitian



Gambar 1. Langkah-langkah Penelitian

- a. Studi Literatur
Peneliti mengumpulkan sumber-sumber yang relevan mengenai klasifikasi objek dari berbagai jenis publikasi, seperti jurnal ilmiah, prosiding konferensi, buku, dan sumber-sumber online lainnya.
- b. Pengumpulan dataset
Dataset yang digunakan adalah data dari kaggle dengan nama “Shark species“ yang terdiri dari data citra ikan hiu yang berisi 14 kelas yaitu *Basking shark*, *Blacktip shark*, *Blue shark*, *Bull shark*, *Hammerhead shark*, *Lemon shark*, *Mako shark*, *Nurse shark*, *Sand tiger shark*, *Thresher shark*, *Tiger shark*, *Whale shark*, *White shark* dan *Whitetip shark*. Gambar 2 menunjukkan contoh sampel dari setiap kelas.



Gambar 2. Contoh sampel setiap kelas

c. Preprocessing dataset

Tahap preprocessing adalah langkah pengolahan data gambar yang bertujuan untuk memperoleh data yang lebih optimal dan siap untuk digunakan dalam proses lanjutan. Dalam penelitian ini, tahap pre-processing akan melibatkan operasi *resize* dan data augmentasi. *Resize* merupakan proses mengubah ukuran piksel dan dimensi gambar sesuai dengan kebutuhan penelitian, sehingga semua data memiliki ukuran yang seragam [12]. Data augmentation adalah proses mengubah atau memanipulasi citra dengan cara memodifikasi bentuk dan posisi citra tersebut menjadi bentuk standar yang diinginkan [10].

d. Membangun model CNN dengan arsitektur ResNet50

Pada penelitian ini model yang digunakan adalah CNN dengan arsitektur ResNet50. Dalam perancangan model CNN dengan arsitektur ResNet50, dilakukan penyetelan parameter (parameter tuning) di mana parameter-parameter dalam model diubah dan disesuaikan untuk mencari parameter terbaik yang dapat digunakan oleh model. Pada penelitian ini, parameter yang akan disesuaikan adalah nilai pada epochs (jumlah iterasi saat melatih model) dan nilai layer dropout (tingkat pengabaian pada layer dropout) [13].

e. Pelatihan model

Setelah model dibuat, tahap fine tuning dimulai. Pada tahap ini, model tersebut dibekukan (*freeze*), sehingga nilai bobot (*weights*) tidak berubah dan model tidak akan dilatih ulang. Setelah itu, model menjalani proses kompilasi menggunakan optimizer Adam dengan nilai *learning rate* sebesar 0.0001 untuk meningkatkan akurasi model. Metrik pengukuran model menggunakan loss yang bernilai *sparse_categorical_crossentropy* karena terdapat 14 kelas pada data yang digunakan dalam penelitian ini.

f. Pengujian model

Pengujian model digunakan untuk mengevaluasi performa yang dihasilkan oleh model. Pengujian dilakukan menggunakan model CNN diuji dengan data uji yang telah disediakan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Preprocessing

Dataset yang didapatkan dari kaggle sebanyak 1549 data citra ikan hiu yang selanjutnya dilakukan validasi dengan tensorflow dan didapatkan hanya 1220 data citra yang bisa diproses oleh tensorflow. selanjutnya dilakukan augmentasi dengan parameter *rotation_range=20*, *width_shift_range=0.2*, *height_shift_range=0.2*, *shear_range=0.2*, *zoom_range=0.2*, *horizontal_flip=True*, *fill_mode='nearest'*. Dari 1220 data citra setelah dilakukan augmentasi menjadi total 4720 data citra, hasil augmentasi data dapat dilihat pada gambar 3. Berikutnya dilakukan proses *resize* pada dataset menjadi 224x224 dan kemudian data dibagi menjadi 3 bagian, dengan data latih sebanyak 4160 data, data validasi 280 data dan data uji 280 data seperti pada tabel 1.



Gambar 3. Contoh hasil augmentasi

Tabel 1. Pembagian data

Bagian	Jumlah
Data latih	4160
Data Uji	280
Data Validasi	280

3.2 Pembuatan Model

Model yang dibuat dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan ResNet-50 sebagai base model lalu juga ditambahkan 2 *fully-connected layer* dan juga *dropout* untuk mencegah *overfitting* pada model seperti pada gambar 4.

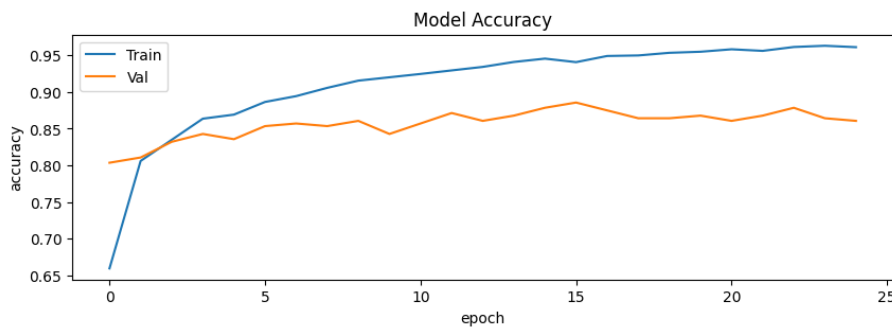
```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape              Param #
-----
resnet50 (Functional)       (None, 2048)              23587712
flatten (Flatten)           (None, 2048)              0
dense (Dense)                (None, 512)               1049088
dropout (Dropout)           (None, 512)               0
dense_1 (Dense)             (None, 14)                7182
-----
Total params: 24,643,982
Trainable params: 1,056,270
Non-trainable params: 23,587,712
  
```

Gambar 4. Model summary

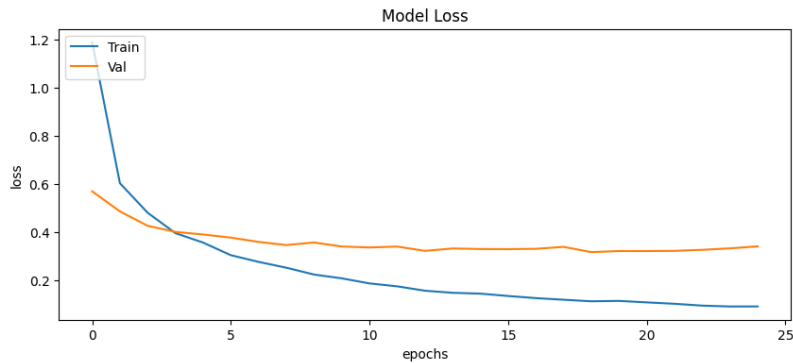
3.3 Pelatihan dan Pengujian Model

Model dilatih dengan menggunakan parameter optimizer Adam dengan *learning_rate* = 0.0001, *loss* = *sparse_categorical_crossentropy*, *metrics* = *accuracy*, *epochs* = 25 dan *batch_size* = 32



Gambar 5. Model akurasi training dan validasi

Grafik yang ditunjukkan dalam Gambar 5 menggambarkan perubahan akurasi training dan akurasi validasi selama proses pelatihan model. Dalam grafik tersebut, terlihat bahwa akurasi validasi mencapai nilai tertinggi pada iterasi ke 16 dengan akurasi sebesar 88% sedangkan pada iterasi ke-23 hingga ke-25, tercapai tingkat akurasi training tertinggi sebesar 96%.

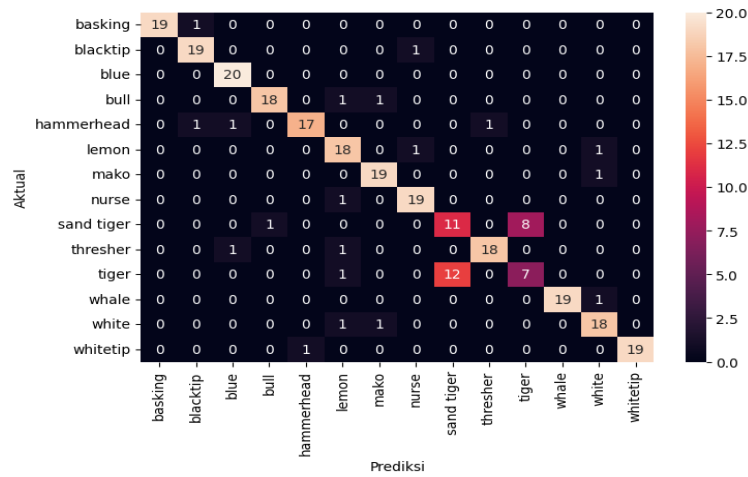


Gambar 6. Model lossi training dan validasi

Gambar 6 menampilkan grafik penurunan loss dari epoch ke 1 hingga ke 25. Dilihat pada grafik nilai loss validasi lebih tinggi daripada nilai loss training. Nilai loss validasi tidak mengalami penurunan lagi yang signifikan mulai dari epoch ke 10 hingga ke 25.

3.4 Evaluasi Hasil

Hasil evaluasi terhadap model juga dapat dilihat melalui tabel confusion matrix, yang digunakan untuk mengukur kinerja metode pembelajaran mesin dalam memprediksi dengan benar atau salah dari total keseluruhan data [14]. Gambar 7 menunjukkan hasil confusion matrix yang diperoleh, dapat dilihat pada kelas *sand tiger* dan *tiger* masih belum bisa mengklasifikasi dengan benar.



Gambar 7. Confusion Matrix

	precision	recall	f1-score	support
basking	1.00	0.95	0.97	20
blacktip	0.90	0.95	0.93	20
blue	0.91	1.00	0.95	20
bull	0.95	0.90	0.92	20
hammerhead	0.94	0.85	0.89	20
lemon	0.78	0.90	0.84	20
mako	0.90	0.95	0.93	20
nurse	0.90	0.95	0.93	20
sand tiger	0.48	0.55	0.51	20
thresher	0.95	0.90	0.92	20
tiger	0.47	0.35	0.40	20
whale	1.00	0.95	0.97	20
white	0.86	0.90	0.88	20
whitetip	1.00	0.95	0.97	20
accuracy			0.86	280
macro avg	0.86	0.86	0.86	280
weighted avg	0.86	0.86	0.86	280

Gambar 8. klasifikasi metrik

Pada gambar 8 dapat dilihat bahwa pada kelas basking, whale dan whitetip mendapatkan nilai precision yang sangat bagus sedangkan pada kelas sand tiger dan tiger mendapat nilai *precision*, *recall* dan *f1-score* yang masih kecil sehingga tidak bisa mengklasifikasikan dengan benar..

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, dilakukan klasifikasi spesies ikan hiu menggunakan metode CNN dengan menggunakan model ResNet50. Terdapat 14 kelas yang mencakup berbagai jenis hiu seperti *Basking shark*, *Blacktip shark*, *Blue shark*, *Bull shark*, *Hammerhead shark*, *Lemon shark*, *Mako shark*, *Nurse shark*, *Sand tiger shark*, *Thresher shark*, *Tiger shark*, *Whale shark*, *White shark*, dan *Whitetip shark*. Tahapan pre-processing meliputi augmentasi data dan perubahan ukuran dari data citra gambar ikan hiu menjadi 224x224 pixel. Lalu, dilakukan *Feature extraction* dengan menggunakan lapisan fully connected dan dropout sesuai dengan arsitektur yang diusulkan. Pada implementasi arsitektur ResNet50 dengan 25 epoch, hasil klasifikasi spesies ikan hiu mencapai akurasi sebesar 86% dan model menunjukkan kinerja yang baik, kecuali pada klasifikasi kelas *sand tiger* dan *tiger*. Model ini perlu perbaikan pada klasifikasi tersebut..

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. K. Gunawan *et al.*, “Perancangan Buku Ilustrasi Edukatif Upaya Pelestarian Ikan Hiu,” pp. 1–10, 2015.
- [2] J. Jenrette, Z. Y.-C. Liu, P. Chimote, T. Hastie, E. Fox, and F. Ferretti, “Shark detection and classification with machine learning,” *Ecol. Inform.*, vol. 69, p. 101673, Jul. 2022, doi: 10.1016/j.ecoinf.2022.101673.
- [3] N. K. Dulvy *et al.*, “Overfishing drives over one-third of all sharks and rays toward a global extinction crisis,” *Curr. Biol.*, vol. 31, no. 21, pp. 4773–4787.e8, 2021, doi: 10.1016/j.cub.2021.08.062.
- [4] J. K. Baum and W. Blanchard, “Inferring shark population trends from generalized linear mixed models of pelagic longline catch and effort data,” *Fish. Res.*, vol. 102, no. 3, pp. 229–239, 2010, doi: 10.1016/j.fishres.2009.11.006.
- [5] D. Marcella and S. Devella, “Klasifikasi penyakit mata menggunakan Convolutional Neural Network dengan arsitektur VGG-19,” *J. Algoritm.*, vol. 3, no. 1, pp. 60–70, 2022.
- [6] F. N. Cahya, N. Hardi, D. Riana, and S. Hadianti, “Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” vol. 10, pp. 618–626, 2021.
- [7] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep residual learning for image recognition,” *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2016-Decem, pp. 770–778, 2016, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [8] L. Fei-Fei, J. Deng, and K. Li, “ImageNet: Constructing a large-scale image database,” *J. Vis.*, vol. 9, no. 8, pp. 1037–1037, 2010, doi: 10.1167/9.8.1037.
- [9] M. Thomas, B. Martin, K. Kowarski, B. Gaudet, and S. Matwin, “Marine Mammal Species Classification Using Convolutional Neural Networks and a Novel Acoustic Representation,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 11908 LNAI, pp. 290–305, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-46133-1_18.
- [10] E. Satria Maheswara, A. B. Zuhri, and D. Iskandar Maulana, “Optimasi Image Classification Pada Ikan Hiu Dengan Metode Convolutional Neural Network Dan Data Augmentasi,” *J. Tika*, vol. 7, no. 1, pp. 1–11, 2022, doi: 10.51179/tika.v7i1.993.
- [11] A. Saleh, I. H. Laradji, D. A. Konovalov, M. Bradley, D. Vazquez, and M. Sheaves, “A realistic fish-habitat dataset to evaluate algorithms for underwater visual analysis,” *Sci. Rep.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–10, 2020, doi: 10.1038/s41598-020-71639-x.
- [12] R. Prabowo, A. Afifah, and azzah Roudhoh, “Klasifikasi Image Tumbuhan Obat Sirih dan Binahong Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Komputasi*, vol. 10, no. 2, pp. 48–54, 2022, doi: 10.23960/komputasi.v10i2.3178.
- [13] I. E. Hendarawan, “Vehicle Tire Crack Classification Using ResNet50 Architecture,” *SATIN - Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 1, 2022, doi: 10.33372/stn.v9i1.902.
- [14] Ulfah Nur Oktaviana, Ricky Hendrawan, Alfian Dwi Khoirul Annas, and Galih Wasis Wicaksono, “Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1216–1222, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3607.