

Fish Genus Image Classification Using ReXNet 2.0

Anggieta Tri Cahyani - 2201555¹

Program Studi Sistem Informasi Kelautan

Kampus UPI di Serang

Universitas Pendidikan Indonesia, Jl. Ciracas No.38, Serang, Kec. Serang, Kota Serang, Banten, Indonesia

¹anggieta@upi.edu

Abstract—Indonesia has a high marine biodiversity, serving as a habitat for 45% of the world's fish species, including the genera *Bodianus*, *Pervagor*, *Thalassoma*, *Stethojulis*, *Epinephelus*, and *Scolopsis*, which play an important role in coastal ecosystems. Classification the diverse fish genus can be supported by Artificial Intelligence technology, particularly through Convolutional Neural Networks (CNN). One of the leading CNN models is RexNet 2.0, which is designed with channel modifications from MobileNetV2 to enhance image classification performance. This study aims to evaluate the performance of RexNet 2.0 in classifying digital images from various fish genera. The results show that RexNet 2.0 performs exceptionally well, from adaptation and fine-tuning stages to model testing. The model achieves an accuracy of 94.2%-99.5% in predicting images.

Keywords—fish, CNN, Artificial Intelligence, RexNet 2.0, Classification.

I. INTRODUCTION

Keputusan Kepala Badan Karantina Ikan Pengendalian Mutu dan Keamanan Hasil Perikanan No 67/Kep-BKIPM/2015 mengatakan bahwa Indonesia merupakan negara yang memiliki keanekaragaman hayati terbesar kedua setelah Brazil yang memiliki sekitar 400.000 jenis hewan dan ikan. Sebanyak 45% spesies ikan dari seluruh dunia hidup di Indonesia dan 7.000 dari 8.500 spesies ikan merupakan spesies ikan laut [1]. Di antara beragam jenis ikan tersebut, beberapa genus ikan yang memiliki distribusi luas dan penting secara ekologis maupun ekonomis adalah *Bodianus*, *Pervagor*, *Thalassoma*, *Stethojulis*, *Epinephelus*, dan *Scolopsis*. Genus-genus ini ditemukan di berbagai habitat perairan tropis seperti terumbu karang dan kawasan pesisir.

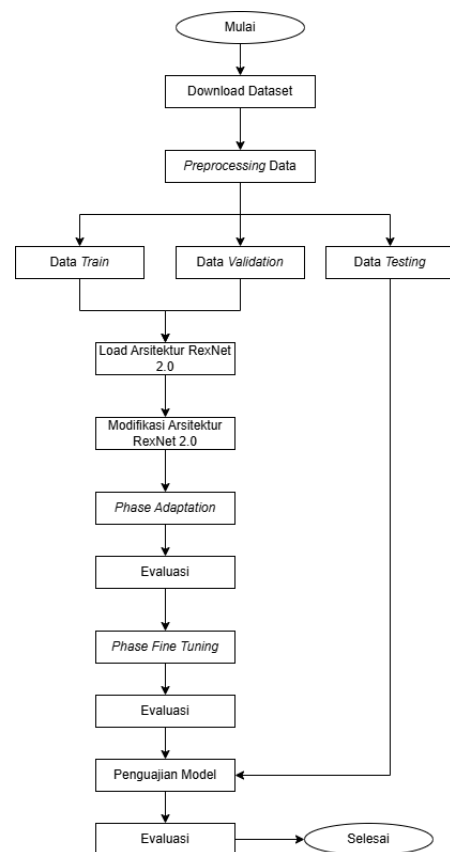
Kemajuan teknologi yang pesat telah mempermudah manusia dalam mengelompokkan genus ikan yang beragam di Indonesia melalui data citra digital. *Artificial Intelligence* merupakan cabang ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan *smart machines* yang dirancang untuk menyelesaikan permasalahan kompleks dengan tingkat akurasi tinggi. Mesin ini mampu menjalankan tugas-tugas yang menyerupai kemampuan manusia dan dapat disesuaikan untuk berbagai kebutuhan spesifik [2].

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode *deep learning* dalam *Artificial Intelligence* yang dirancang untuk meniru cara visual cortex manusia dalam mengenali citra, dengan kemampuan mengenali ciri-ciri pada citra digital melalui penggunaan filter konvolusi selama proses

pelatihannya. RexNet 2.0 merupakan salah satu model CNN yang dibuat dengan memodifikasi konfigurasi kanal dari MobileNetV2. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Han D, et al. tahun 2021 model RexNet 2.0 memiliki akurasi sebesar 81,6% dan memiliki kecepatan sekitar 1.4 kali lebih cepat dibandingkan EfficientNet-B3 pada CPU, dan 2.0 kali lebih cepat pada GPU, dengan tingkat akurasi yang hampir sama. Selain itu, ReXNet 2.0 meningkatkan akurasi top-1 sebesar +2.5% (*percentage points*) dibandingkan EfficientNet-B1 dengan kecepatan yang serupa [3]. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi RexNet 2.0 dalam melakukan klasifikasi genus ikan.

II. METODE PENELITIAN

Alur penelitian dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.

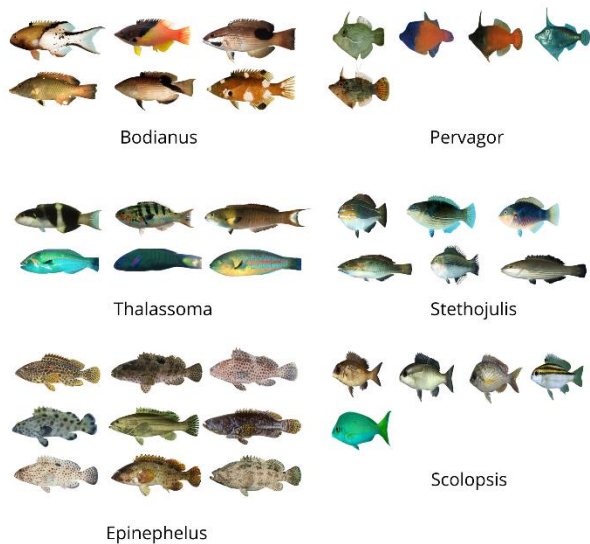


Gambar 1. Alur penelitian

A. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra digital dari enam genus ikan, yang dibagi menjadi data training, validation, dan testing dengan perbandingan 70:20:10. Pembagian ini

menghasilkan 210 citra untuk data *training*, 60 citra untuk data *validation*, dan 30 citra untuk data *testing*. Keenam genus ikan tersebut adalah *Bodianus*, *Pervagor*, *Thalassoma*, *Stethojulis*, *Epinephelus*, dan *Scolopsis*. Beberapa contoh citra ikan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Dataset 6 genus ikan

B. Preprocessing Data

Preprocessing data dimulai dengan melakukan pembagian dataset menjadi data *training*, *validation* dan *testing*. Setelah pembagian data dilakukan tranformasi pada data *training* dan data *validation*.

Transformasi data *training* memiliki parameter:

1. Random Resized Crop (299);
2. Random Horizontal Flip ();
3. To Tensor ();
4. Nomalize (mean = (0.485, 0.456, 0.406), std = (0.229, 0.224, 0.225))

Transformasi data *validation* memiliki parameter:

1. Resized (299);
2. Center Crop (299);
3. To Tensor ();
4. Nomalize (mean = (0.485, 0.456, 0.406), std = (0.229, 0.224, 0.225))

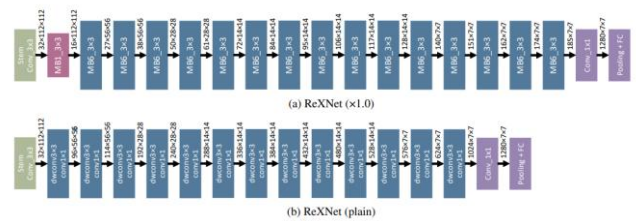
Setelah transformasi dilakukan, gambar pada dataset *training* akan mengalami *augmentasi* berupa pemotongan acak dan *flipping* horizontal untuk meningkatkan variasi data. Sementara itu, dataset *validation* hanya mengalami transformasi *resize* dan *center crop* agar tetap konsisten. Semua gambar diubah ke dalam format tensor *PyTorch* dan dinormalisasi menggunakan nilai mean = (0.485, 0.456, 0.406) dan standard deviation = (0.229, 0.224, 0.225) untuk setiap channel warna (R, G, B) agar distribusi nilai pixel sesuai dengan model.

C. Arsitektur RexNet 2.0

Rank Expansion Network atau biasa disebut RexNet merupakan model yang dibuat dengan memodifikasi konfigurasi kanal dari MobileNetV2. ReXNet menunjukkan peningkatan performa signifikan pada klasifikasi *ImageNet* hanya dengan penyesuaian konfigurasi kanal, tanpa memerlukan metode pencarian arsitektur jaringan yang kompleks seperti NAS (*Neural Architecture Search*) [3].

RexNet 2.0 merupakan versi RexNet yang menggunakan *width*

multiplier sebesar x2.0 dengan tetap mempertahankan arsitektur dasar dari ReXNet dengan blok *inverted bottleneck* yang sama, tetapi dengan jumlah channel yang diperluas untuk meningkatkan kapasitas model sehingga memungkinkan peningkatan performa secara signifikan [3].



Gambar 3. Arsitektur RexNet 1.0 dan RexNet (plain)
(sumber: Han D, et al., 2021)

III. HASIL

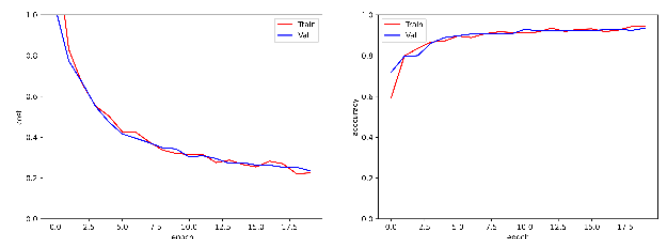
Pelatihan data dan penerapan arsitektur RexNet 2.0 dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan library *PyTorch* pada Kaggle Notebook. Kaggle menyediakan GPU P100 yang dapat dimanfaatkan untuk mempercepat proses pelatihan model. Optimizer yang digunakan adalah Adam dengan *learning rate* sebesar 0,001 untuk *phase adaptation* dan 0.00001 untuk *phase fine tuning*. Selain itu, fungsi *loss* yang diterapkan adalah *CrossEntropyLoss*, dengan *batch size* sebesar 64 dan *epoch* sebanyak 20 untuk *phase adaptation* dan 100 untuk *phase fine tuning*. *Early Stopping* digunakan untuk mencegah terjadinya *overfitting*. Pelatihan dihentikan secara otomatis jika tidak ada perbaikan pada *validation loss* selama 5 *epoch* pada *phase adaptation* dan 10 *epoch* pada *phase fine tuning*. Evaluasi model dilakukan pada *phase adaptation* dan *phase fine tuning* dengan mengukur *training loss*, *validation loss*, *training accuracy*, dan *validation accuracy*.

$$Accuracy = \frac{\text{correct prediction}}{\text{data total}}$$

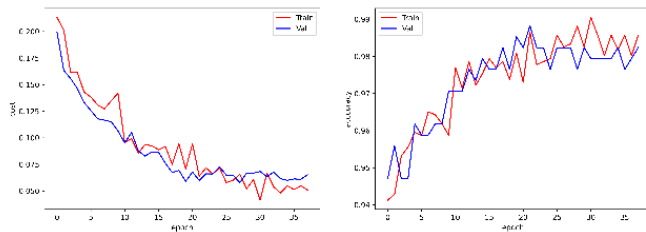
$$Loss Average = \frac{\sum_{i=1}^n Loss_i}{n}$$

Keterangan:

- **Loss_i**: Nilai loss pada batch ke-i.
- **n**: Jumlah total batch dalam satu epoch.

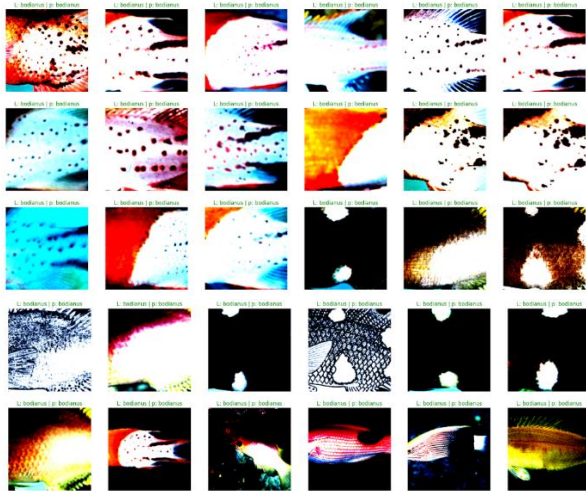


Gambar 4. Grafik *accuracy* dan *loss* pada setiap *epoch phase adaptation*.



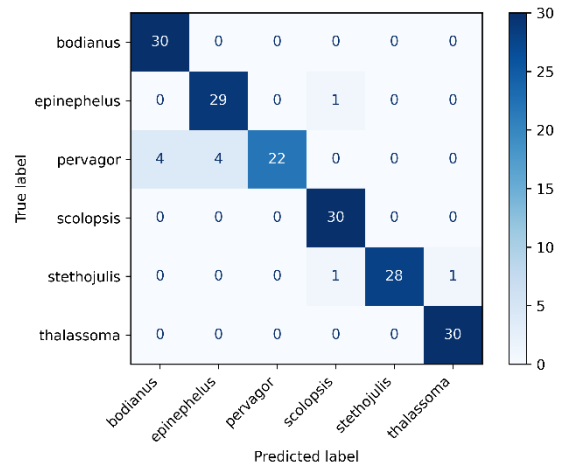
Gambar 5. Grafik *accuracy* dan *loss* pada setiap *epoch phase fine tuning*

Berdasarkan grafik hasil *accuracy* dan *loss* setiap epoch pada gambar 4 didapatkan nilai *accuracy* tertinggi di angka 94,2% dan *loss* di angka 0,2244 dengan 20 *epoch* pada *phase adaptation*. Sedangkan pada gambar 5 nilai *accuracy* tertinggi di angka 99,5% dan *loss* di angka 0,0314 dengan 60 *epoch* pada *phase fine tuning*. Setelah dilakukan evaluasi, maka dilakukan *Sanity Check*. *Sanity Check* dapat memperlihatkan hasil prediksi pada beberapa data secara random sehingga kita mendapat gambaran dari hasil pemodelan yang kita lakukan.



Gambar 6. Hasil *sanity check*

Setelah proses pelatihan selesai, model disimpan untuk digunakan dalam tahap pengujian menggunakan data *testing*. Data *testing* berisi data citra yang belum pernah digunakan dalam proses *training* dan *validation*, sehingga dapat menguji kemampuan model dalam memprediksi data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil evaluasi model divisualisasikan dalam bentuk *Confusion Matrix* yang menampilkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas. *Confusion Matrix* hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Pengujian model menggunakan data testing

Berdasarkan Gambar 7. Dapat dilihat bahwa model berhasil memprediksi 30 gambar di 3 kelas yaitu *Bodianus*, *Scolopsis* dan *Thalassoma*, 29 gambar di kelas *Epinephelus*, 28 gambar di kelas *Stethojulis*, dan 22 gambar di kelas *Pervagor*.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, model arsitektur ReXNet 2.0 memiliki performa yang sangat baik mulai dari phase adaptation, phase fine tuning hingga pengujian model. Model memiliki keakuratan yang tinggi dalam memprediksi gambar baru. Hal tersebut dapat dilihat pada *Confusion Matrix*. Model menunjukkan keunggulan dengan berhasil memprediksi 3 kelas secara sempurna. Namun masih terdapat sedikit kesalahan pada kelas tertentu yang kemungkinan disebabkan oleh kemiripan visual antar genus ikan baik dari segi bentuk, warna dan lainnya.

REFERENCES

- [1] Azis, A. Identifikasi Jenis Ikan Menggunakan Model Hybrid Deep Learning Dan Algoritma Klasifikasi. *SEBATIK* 1410-3737.
- [2] Anugrah, I., Siregar, AC., & Octariadi, BC. (2024). Perbandingan Model Arsitektur CNN Dengan Metode Transfer Learning Untuk Klasifikasi Spesies Ikan Laut. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 20(1): 444-453.
- [3] Han, D., Yun, S., Heo, B., & Yoo, Y. (2021). Rethinking Channel Dimensions for Efficient Model Design. *arXiv preprint arXiv:2007.00992*.

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Serang, 18 Desember 2024

Anggieta Tri Cahyani
(2201555)