

KLASIFIKASI SPESIES ULAR MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Kevin Antonio¹⁾, Ery Hartati²⁾

¹⁻²⁾ Jurusan Informatika, FIKR MDP, Universitas Multi Data Palembang;

Jl. Rajawali No.14, 9 Ilir, Kec. Ilir Tim. II, Kota Palembang, Sumatera Selatan 30113,
kevinantonio9999@mhs.mdp.ac.id¹⁾, eryhartati@mdp.ac.id²⁾

Abstrak : Ular merupakan golongan hewan reptil yang tidak memiliki kaki, tetapi memiliki sisik di seluruh tubuhnya, memiliki tubuh yang lurus yang panjang, dan memiliki kemiripan karakteristik spesies seperti tekstur, warna, dan bentuk kepala. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi spesies ular menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG-19 dengan optimizer Adam, RMSProp, dan SGD. Dataset terdapat 2044 foto citra dan dibagi menjadi 1775 data train dan 269 data test. Kemudian dataset dilakukan augmentasi pada data train sebanyak 6400 untuk setiap kelas nya dan data test 1600 untuk setiap kelas nya. Pada penelitian ini didapatkan tingkat akurasi tertinggi dengan menggunakan VGG-19 sehingga didapatkan tingkat akurasi menggunakan optimizer SGD sebesar 71,09%

Kata kunci : Ular, CNN, VGG-19, Optimizer.

Abstract: Snakes are a class of reptiles that do not have legs, but have scales all over their body, have a long straight body, and have similar species characteristics such as texture, color, and head shape. This study aims to classify snake species using the Convolutional Neural Network method. (CNN) with the VGG-19 architecture with the Adam, RMSProp, and SGD optimizers. The dataset contains 2044 images and is divided into 1775 train data and 269 test data. Then the dataset is augmented on the train data as much as 6400 for each class and 1600 test data for each class. In this study, the highest level of accuracy was obtained using VGG-19 so that the accuracy rate using the SGD optimizer was 71,09%.

Keywords : Snake, CNN, VGG-19, Optimizer

PENDAHULUAN

Ular merupakan golongan hewan Reptil yang tidak memiliki kaki, tetapi memiliki sisik di seluruh tubuhnya, dan memiliki tubuh yang lurus yang panjang. Ular termasuk salah satu satwa yang berperan penting dalam rangkaian alur rantai makanan[1]. Ular dapat ditemukan hampir di seluruh bagian bumi kecuali di daerah kutub, Irlandia dan New Zealand. Ular dapat hidup pada habitat seperti darat, di pepohonan, di dalam tanah, perairan-darat dan laut[2]. Kematian dan amputasi akibat gigitan ular merupakan penyebab utama perhatian di institusi pelayanan kesehatan. Ada sekitar 1,8 hingga 2,7 juta kasus

keracunan setiap tahun nya di mana ada 435.000 Orang hingga 580.000 Orang yang terkena gigitan ular membutuhkan pengobatan secepatnya, karena dapat menyebabkan cacat dan kelumpuhan. Keanekaragaman spesies ular yang tinggi di negara endemik seperti di India yang memiliki 310 spesies ular[3]. Deep Learning merupakan suatu teknik pada machine learning yang dapat mengolah informasi nonlinier dengan menggunakan banyak lapisan untuk menjalankan identifikasi pola, ekstraksi fitur dan klasifikasi yang merupakan metode studi representasi yang memungkinkan model perhitungan komputasi terdiri dari banyak layer pengolahan dengan mempelajari data dari banyak tingkat abstraksi.

Salah satu algoritma Deep Learning adalah Convolutional Neural Networks [4] Convolutional Neural Network adalah salah satu metode dari Deep Learning dan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang biasanya digunakan pada data image, Penggunaan CNN dilakukan untuk mendeteksi dan mengenali objek pada sebuah image dan didesain untuk mengolah data dua dimensi, sehingga bobot antar neuron nya berbeda [5]. Arsitektur dalam penelitian ini adalah arsitektur VGG-19. VGG-19 merupakan salah satu arsitektur pada Convolutional Neural Network yang memiliki 19 layer yang berbeda yang terdiri dari 16 convolution layer, 5 max pooling layer, 2 fully connected layer, dan 1 softmax layer yang digunakan oleh Visual Geometry Group pada ImageNet[6]. Pada penelitian dengan menggunakan tiga arsitektur berbeda yaitu VGG-19, InceptionV3, dan ResNet50. didapatkan hasil akurasi sebesar 91,14% untuk VGG-19, Akurasi sebesar 87,49% untuk InceptionV3, dan akurasi sebesar 85,77% untuk ResNet50 maka dapat disimpulkan dari keseluruhan, didapatkan arsitektur VGG-19 merupakan arsitektur terbaik dalam penelitian ini [7]. Pada penelitian yang dilakukan dengan menggunakan arsitektur VGG-19 didapatkan hasil dari klasifikasi dari 120 spesies anjing berbeda didapatkan akurasi lebih dari 80% untuk 40 spesies pertama, dan untuk rata-rata akurasi didapatkan akurasi sebesar 79,02% maka dapat disimpulkan VGG-19 mampu mengklasiifikasi spesies ular dengan baik [6]. Pada penelitian yang sudah dilakukan mengenai klasifikasi ikan air tawar dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network(CNN) dengan klasifikasi 3 jenis ikan air tawar yang berbeda didapatkan hasil akurasi akhir dengan bagus, hasil yang didapatkan yaitu tingkat akurasi 87.77% dengan jumlah data uji sebanyak 90 citra [8].

KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

Pada Pada tahap ini peneliti melakukan pencarian, pengumpulan dan mempelajari jurnal-jurnal yang berkaitan dengan klasifikasi ular dengan berbagai macam metode dan penggunaan metode cnn untuk berbagai jenis objek dan penggunaan Arsitektur yaitu VGG-19.

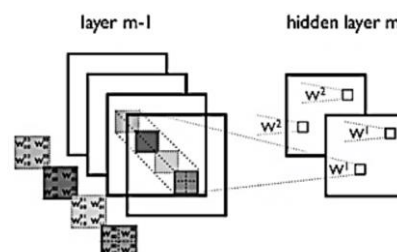
Ular.

Ular adalah kelompok hewan Reptil yang tidak mempunyai kaki, tetapi memiliki sisik di seluruh tubuhnya, dan memiliki tubuh yang ramping memanjang. Ular termasuk salah satu satwa yang berperan penting dalam rangkaian alur rantai makanan [1].

Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode Deep Learning dan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi, sehingga bobot antar neuron berbeda. Model standar dari CNN terdiri dari Convolutional Layer, Pooling Layer, Fully Connected Layer [5].

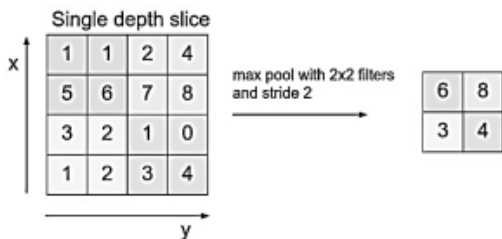
Convolutional Layer merupakan proses konvolusi. Konvolusi merupakan pengaplikasian fungsi terhadap output fungsi lain secara berulang. Convolutional layer melakukan operasi konvolusi pada output dari layer sebelumnya. lapisan yang telah dikonvolusi akan dikonversi ke setiap filter bagian data masukan dan akan menghasilkan activation map atau feature map 2D. Contoh proses konvolusi dapat dilihat pada Gambar 2 [5].



Gambar 2 Convolutional Layer

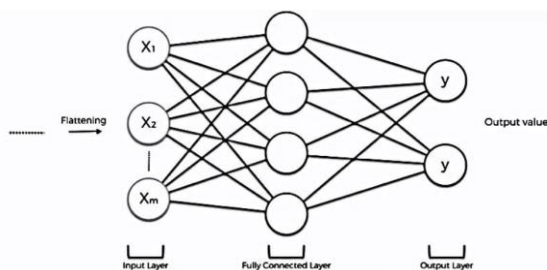
Pooling Layer merupakan tahap setelah convolutional layer yang berfungsi melakukan pengukuran matriks yang terdiri dari filter

tertentu, setiap pergeseran akan di tentukan dari stride yang di geser pada area feature map atau activation map. penggunaan feature map pada pooling layer merupakan tahapan penting pembuatan model CNN [5]. Proses Pooling Layer dapat dilihat pada Gambar 3



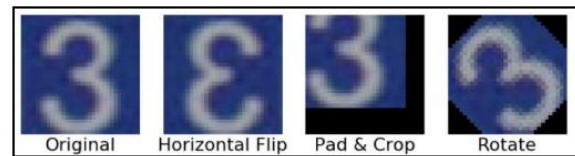
Gambar 3 Pooling Layer

Tahap fully connected layer berfungsi untuk mengolah data agar dapat di klasifikasi, output dari tahap pooling selanjutnya akan diproses melalui "flatten" atau "reshape" yang selanjutnya akan menjadi sebuah vektor yang digunakan sebagai inputan pada tahap fully connected layer [5]. Proses ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Fully Connected Layer
 Augmentasi Data

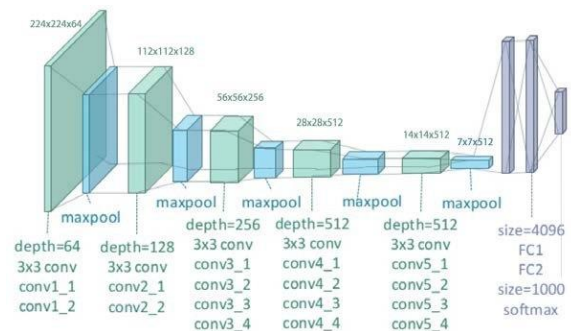
Augmentasi data adalah suatu teknik yang dipakai untuk meningkatkan keragaman sebuah data yang tersedia pada pelatihan tanpa menambah data baru. Teknik augmentasi data seperti cropping, padding, dan flipping horizontal umumnya digunakan untuk melatih jaringan neural besar [9]. Contoh Augmentasi Data dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Contoh Augmentasi Data

VGG-19

VGG-19 merupakan salah satu arsitektur CNN yang memiliki 19 layer yang terdiri dari 16 convolution layer, 5 max pooling layer, 2 fully connected layer, dan 1 softmax layer digunakan oleh Visual Geometry Group pada ImageNet. yang akan menampilkan probabilitas dari berbagai kelas yang dimiliki oleh sebuah gambar. input image size dari arsitektur ini adalah 224x224 arsitektur ini memiliki kernel yang berukuran 3x3 dan memiliki 5 blok dengan beragam ukuran convolutional layer pada setiap blok, yang kemudian ditambahkan Max pooling layer sebagai pemisah setiap blok [6]. Proses ini dapat dilihat pada Gambar 6



Gambar 6 Arsitektur VGG-19

Optimizer

Adam Optimizer merupakan salah satu optimizer adaptif learning rate optimasi yang dikombinasikan dari RMSProp dan momentum. RMSProp merupakan salah satu optimizer yang mempertahankan rata-rata dari suatu kuadrat gradient untuk setiap bobot. SGD merupakan salah satu optimizer yang sederhana. Yaitu proses perbaikan bobot hanya dengan mengkalikan gradient dengan learning rate. Walaupun SGD memiliki proses yang sederhana tetapi proses nya memakan waktu yang lama untuk mendekati konvergen. [10].

Pengumpulan Data

Pada tahapan ini melakukan pengumpulan data training yang berupa dataset Snake Dataset- India yang berasal dari <https://www.kaggle.com/datasets/adityasharma01/snake-dataset-india> yang merupakan dataset publik dengan 2 jenis kelas yaitu berbisa dan tidak berbisa dengan jumlah keseluruhan data 2044 data gambar dengan pembagian 1.775 data train dan 269 data test dengan dimensi 400x400. Contoh ular berbisa dan tidak berbisa dapat dilihat pada Gambar 7 dan Gambar 8



Gambar 7 Ular berbisa



Gambar 8 Ular tidak berbisa

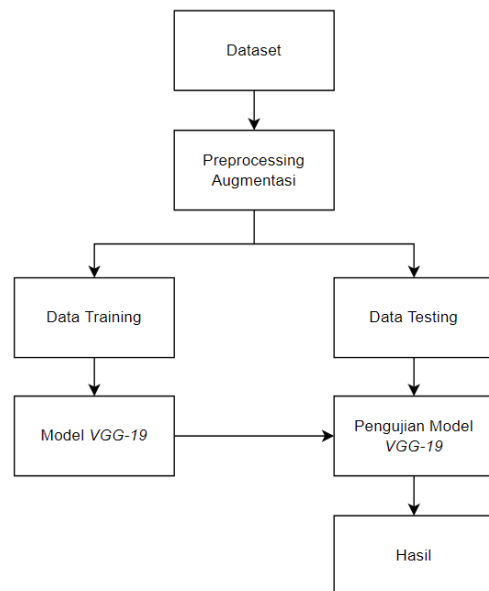
Perancangan

Pada tahapan ini, penulis merancang sistem yang akan digunakan. Dataset yang digunakan akan dibagi menjadi dua fase pelatihan yaitu feature atau ekstraksi fitur dan classification dengan penggunaan data training yang telah disebutkan pada Tabel dengan total dataset yang digunakan sebanyak 2044 data gambar.

Pada tahap preprocessing dilakukan resize yang akan mengubah ukuran citra menjadi 224x224 px sesuai dengan arsitektur yang digunakan yaitu VGG-19. Kemudian masuk ke tahap feature learning lalu menggunakan activation layer, kemudian dilakukan proses pooling layer. Proses dari fase pelatihan feature learning akan menghasilkan suatu output berupa neuron atau bisa disebut dengan feature map. Pada fase pelatihan classification,

Pada fase ini terdapat flatenning yang bertujuan untuk mengubah matrix menjadi vector satu dimensi yang digunakan

sebagai nilai input pada fully-connected layer, kemudian menggunakan aktivasi softmax untuk menghitung probabilitas dari masing masing kelas yang ada, kemudian mengoptimalkan model menggunakan optimizer dengan tujuan untuk mengurangi tingkat kesalahan dan meningkatkan akurasi selama proses pelatihan. Gambar 9 merupakan perancangan sistem.



Gambar 9 Perancangan Sistem

Implementasi

Pada tahapan ini dilakukan implementasi dari penelitian dan sistem yang telah dirancang sebelumnya dengan data training yang telah ada sebelumnya agar sistem dapat membaca dan dapat melakukan klasifikasi terhadap data uji yang dikumpulkan sebelumnya.

Pengujian

Tahap ini akan dilakukan pengujian untuk data uji yang telah ada dan diimplementasikan pada sistem yang telah dibuat sebelumnya, untuk mendapatkan hasil. Akan melalui pengujian dengan 3 optimizer berbeda yang digunakan untuk mendapatkan Hasil. Hasil dari klasifikasi tersebut akan dicatat kemudian dilakukan analisa untuk mendapatkan Accuracy, Precision, dan Recall.

Analisis Hasil Pengujian

Tahap ini dilakukan pencatatan hasil uji coba

yang telah dilakukan sebelumnya untuk melihat hasil dan menjawab tujuan dari penelitian ini. Hasil uji coba tersebut dihitung untuk mendapatkan tingkat keberhasilan dari metode yang digunakan untuk tingkat keberhasilan dari metode yang digunakan dengan Confusion Matrix untuk menghitung nilai Accuracy, Precision, dan Recall yang dapat dilihat pada persamaan (2.1), (2.2), (2.3).

Precision merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Precision menjawab pertanyaan

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.1)$$

Recall merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.2)$$

Accuracy merupakan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.3)$$

Keterangan :

TP : True positive yaitu jumlah data positif yang terklarifikasi benar

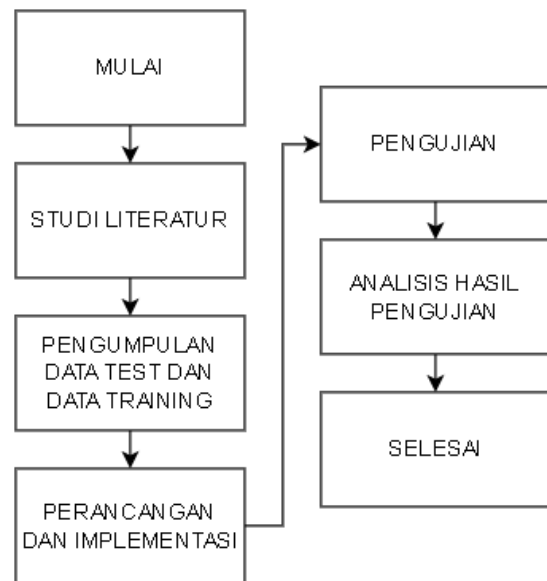
TN : True negative yaitu jumlah data negative yang terklarifikasi benar

FP : False positive yaitu jumlah data positif yang terklarifikasi salah

FN : False negative yaitu jumlah data negative yang terklarifikasi salah

METODE

Berikut ini merupakan tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan dalam mengklasifikasikan spesies ular yang bisa dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Metode Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

DataSet.

Dalam penelitian ini, penulis melakukan preprocessing pada dataset yaitu data asli yang awalnya berjumlah total 2044 dataset dengan 2 class berbeda yang terbagi menjadi 1775 data train dan 269 data test dilakukan augmentasi gambar sebanyak 12800 data train dan 3200 data test. Kemudian dilakukan pelatihan data train pada data yang belum di augmentasi dan sudah di augmentasi menggunakan 3 optimizer berbeda yaitu Adam, RMSProp, dan SGD.

VGG-19

Perhitungan dengan menggunakan arsitektur VGG-19 dengan jumlah epoch yaitu 30, batch size 32, learning rate nya sebesar 0,01.

Hasil Skenario tanpa augmentasi

Hasil skenario dari dataset yang tidak dilakukan augmentasi dari perhitungan confusion matrix dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1 Hasil Skenario tanpa augmentasi

Optimizer	Non Venomous	Venomous	Total
	Accuracy	Accuracy	
Adam	59,74%	69,71%	65,43%
RMSprop	64,22%	44,55%	56,51%
SGD	49,76%	69,07%	61,71%

Hasil Skenario dengan augmentasi

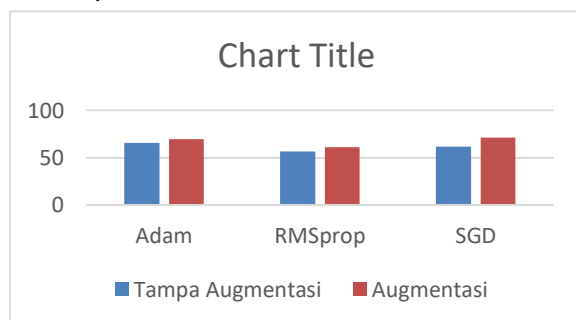
Hasil skenario dari dataset yang dilakukan augmentasi dari perhitungan confusion matrix dapat dilihat pada Tabel 2

Tabel 2 Hasil Skenario dengan augmentasi

Optimizer	Non Venomous	Venomous	Total
	Accuracy	Accuracy	
Adam	66,83%	71,99%	69,63%
RMSprop	55,91%	64,98%	60,97%
SGD	69,24%	72,74%	71,09%

Perbandingan akurasi dengan augmentasi dan tanpa augmentasi

Dari dataset yang dilakukan augmentasi dan tanpa augmentasi terdapat perbedaan hasil akurasi yang didapat yaitu dapat dilihat pada Gambar 10



Gambar 10 perbandingan akurasi dengan augmentasi dan tanpa augmentasi

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang didapat tentang klasifikasi spesies ular menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang telah

dilakukan, didapatkan kesimpulan antara lain : Hasil akurasi untuk data yang telah dilakukan augmentasi lebih tinggi dibandingkan data tanpa augmentasi.

Optimizer SGD dengan augmentasi memperoleh akurasi tertinggi dibandingkan dengan optimizer lainnya yaitu sebesar accuracy 71,09%, precision 71,45% , recall 66,94%, dan f1-score sebesar 70,99%.

Optimizer RMSprop dengan tanpa augmentasi memperoleh akurasi terendah dibandingkan dengan optimizer lainnya yaitu sebesar accuracy 56,51%, precision 59,95% , recall 57,68%, dan f1-score sebesar 54,38%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1.] Riyandi, R. T. R. S. (2019). Inventarisasi Jenis-jenis Ular (Serpentes) di Kawasan Universitas Tanjungpura Pontianak. Jurnal Protobiont, 8(2), 35–46. <https://doi.org/10.26418/protobiont.v8i2.32480>
- [2.] Ayunda Pratiska, I. G. P., Suaskara, I. B. M., Wiryatno, J., & Agus Pradana Putra, I. G. (2017). Inventarisasi Jenis – Jenis Ular Yang Ditemukan Di Sekitar Pantai Merta Sari Dan Padang Galak. SIMBIOSIS Journal of Biological Sciences, 5(2), 69.
- [3.] Kalinathan, L., Balasundaram, P., Ganesh, P., Bathala, S. S., & Mukesh, R. K. (2021). Automatic snake classification using deep learning algorithm. CEUR Workshop Proceedings, 2936, 1587–1596
- [4.] Mulyana, D. I. (2022). Klasifikasi Kendaraan pada Jalan Raya menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). 6, 1668–1679.
- [5.] Minarno, A. E. (2021). Klasifikasi Jenis Batik Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. Jurnal Repositor, 3(2), 199–206. <https://doi.org/10.22219/repositor.v3i2.1201>
- [6.] Chen, Y., & Chen, X. (2018). Dog Breed Classification via Convolutional Neural Network.

2–6.

[7.] Tan, H. Y., Goh, Z. Y., Loh, K. H., Then, A. Y. H., Omar, H., & Chang, S. W. (2021). Cephalopod species identification using integrated analysis of machine learning and deep learning approaches. *PeerJ*, 9.

[8.] Pratiwi, N. F. (2020). Klasifikasi Spesies Ikan Air Tawar Menggunakan Convolutional Neural Network. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 25(1), 1–9.

[9.] Sanjaya, J., & Ayub, M. (2020). Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6(2), 311–323.

[10.] Irawan, F. A., Sudarma, M., & Khrisne, D. C. (2021). Rancang Bangun Aplikasi Identifikasi Penyakit Tanaman Pepaya California Berbasis Android Menggunakan Metode Cnn Model Arsitektur Squeezenet. *Jurnal SPEKTRUM*, 8(2), 18–27.