

Optimasi Image Classification Pada Hewan Ular Dengan Convolutional Neural Network

Riko Afriandika^{*1}, Dadang Iskandar Mulyana², Miftahul Ulum³, Dita Yuliana⁴

^{1,2,3,4}Teknik Informatika Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika

E-mail: ^{*1}dikaafriand@gmail.com, ²mahvin2012@gmail.com, ³miftahululum1998@yahoo.com, ⁴dhitaylina07@gmail.com

Abstrak

Ular sering dianggap sebagai hal yang membahayakan oleh masyarakat sehingga keberadaannya tidak disukai. Hal itu menyebabkan beberapa spesies ular menjadi terancam punah. Untuk itu, tujuan penelitian ini adalah mengetahui spesies ular yang hidup di Dusun Kopendukuh dan untuk mengetahui persepsi masyarakat terhadap ular secara umum. Sampel ular diperoleh melalui sampling langsung dan tak langsung. Sampling langsung dengan melakukan jelajah di area kebun dan pekarangan rumah penduduk, sedangkan sampling tak langsung dengan melakukan wawancara dengan penduduk. Kemudian sampel didokumentasi dan diidentifikasi. Kajian persepsi diperoleh melalui wawancara semi terstruktur dan kuisioner kepada responden yang diambil secara acak dengan usia minimum 10 tahun sebanyak 30 orang. Hasil wawancara dan kuisioner dianalisis menggunakan skala Likert dan analisis deskriptif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ditemukan dua spesies dengan metode langsung yaitu ular piton (*Phyton reticulatus* Schneider) dan ular kacang (*Dendrelaphis pictus* Gmelin), sedangkan dengan metode tak langsung didapatkan sepuluh spesies ular, yaitu ular piton (*Phyton reticulatus* Schneider), ular sanca (*Python molurus* L.innaeus), ular kacang (*Dendrelaphis pictus* Gmelin), ular kayu (*Ptyas korros* Schlegel), ular irus (*Naja sputatrix* F. Boie), ular siloro (*Boiga dendrophylla* Boie), ular lajing (*Chrysopelea paradise* Boie), ular jali (*Bungarus candidus* Linnaeus), ular hijau (*Gonyosoma oxycephallum* F. Boie), dan ular gadung (*Ahaetulla prasina* Boie). Masyarakat memperoleh pengetahuan tentang peran ular dalam ekosistem dari pengalaman kehidupan sehari-hari sehingga masyarakat dapat bersikap arif terhadap keberadaan ular dalam ekosistem. Masyarakat bersedia untuk menerima dan menyampaikan informasi yang diterima dari kalangan yang dianggap memiliki kredibilitas tinggi. Oleh karena itu tindakan konservasi ular dapat dilakukan dengan baik melalui pendekatan kearifan tradisional yang ada di wilayah tersebut.

Kata Kunci : Computer Vision, VGG16, Convolutional Neural Network (CNN), Image Classification, Ular.

1. PENDAHULUAN

Ular adalah binatang melata yang ada di seluruh dunia. Ular dapat hidup di segala penjuru alam. Manusia mengenal ular dari zaman dahulu. Itu sebabnya dalam kehidupan masyarakat, di seluruh dunia pasti ada cerita tentang ular. Jika ditelisik dari dunia ilmu pengetahuan biologi ular diklasifikasikan dengan cara seperti ini. Kingdom: Animalia, Filum: Chordata, Kelas: Reptilia, Ordo: Squamata, Subordo: Serpentes (Linnaeus, 1758). Menurut penelitian para ahli fauna, di dunia hingga saat ini terdapat sekitar 2700 jenis ular dan di seluruh wilayah Indonesia terdapat 380 jenis ular. Dari 380 Jenis ular itu, sekitar 55 jenis adalah ular laut yang jarang ditemui. dan dari 380 jenis ular tersebut, hanya sekitar 33 jenis saja ular yang memiliki bisa mematikan dan berbahaya bagi manusia.

Dalam kehidupan manusia, ular memang tidak termasuk hewan peliharaan, jadi tidak semua orang dapat memelihara hewan ini. Ular hidup liar di alam luas. Jika ada orang yang memelihara ular, orang tersebut, mungkin memang mampu dan sengaja memelihara ular, tetapi yang jelas ular tidak termasuk hewan peliharaan seperti kucing. Di Jawa sendiri hidup berbagai jenis ular. Dalam budaya Jawa dikenal adanya mitos tentang ular. Dalam pewayangan juga ada mitos tentang ular. Artinya hewan ini meskipun bukan hewan peliharaan, namun keberadaannya sangat dihargai oleh manusia. Hal yang unik dari masyarakat Jawa adalah cara penyampaian cerita tentang ular. Masyarakat Jawa di masa lalu mengenal cerita ular sebagai bagian dari cerita Mahabharata. Dalam Adiparwa, terdapat ular yang bernama naga Taksaka yang membunuh raja Janamejaya yaitu cicit Pandhawa atau putra dari Parikesit. Di dalam cerita Mahabharata juga ada bagian yang menceritakan tentang istri Bima yang bernama Nagagini. Masih di dalam cerita Mahabharata juga ada cerita tentang Bima yang harus mencari air kehidupan di tengah laut dan akibatnya harus bertarung dengan ular laut, sebelum akhirnya bertemu dengan Dewa Ruci. Demikian banyaknya cerita tentang ular di dalam budaya Jawa, sehingga terlihat seolah-olah ular menjadi bagian dari budaya masyarakat Jawa. Namun tidak hanya dalam bentuk mitos ada juga yang dalam bentuk atau cerita rakyat. Lalu bagaimana dengan masyarakat Jawa zaman sekarang? Masyarakat Jawa zaman kini memiliki cara lain dalam bercerita. Sama dengan seperti zaman dahulu ketika masyarakat bercerita tentu membutuhkan sarana untuk penyampaiannya[1].

1.1. Klasifikasi

Klasifikasi Ular merupakan salah satu reptilia yang paling sukses berkembang di dunia. Mereka dapat ditemukan di semua tipe habitat: hutan, padang rumput, gurun/padang pasir, sungai, danau, dataran tinggi, perkebunan, persawahan, laut, dan juga di pemukiman manusia. Akan tetapi, seperti halnya reptilia lainnya, ular tidak terdapat dan tidak bisa ditemukan di daerah dingin seperti di puncak gunung dan di daerah lingkaran kutub (beberapa spesies ada yang mampu hidup di daerah dekat kutub utara). Ular juga tidak terdapat dan tidak ditemukan di Irlandia, Selandia Baru, Greenland, pulau-pulau terisolasi di Pasifik seperti Hawaii, serta di Samudera Atlantik[2].

Sebagian besar ular hidup dan tinggal di tanah, sebagian lagi hidup dan tinggal di atas pohon atau tanaman. Walau begitu, sebagian besar spesies ular di tanah dapat memanjat pohon. Selain di tanah dan pohon, ular juga hidup di perairan, bahkan ada golongan ular yang hidup di air dan tidak pernah berkelana di darat samasekali, misalnya ular-ular golongan Hydrophiidae. Se jauh ini, diketahui terdapat lebih dari 2.900 spesies ular di dunia[3]. Dari jumlah tersebut, sekitar 375 spesies merupakan ular berbisa. Ular berbisa adalah sebutan umum bagi ular-ular yang memiliki venom[4]. Jenis ular berbisa paling mematikan adalah ular taipan dari Australia. Dari kebanyakan ular yang berbisa, kebanyakan bisanya tidak cukup berbahaya bagi manusia. Umumnya, ular berusaha menghindari bila bertemu manusia. Ular-ular primitif, seperti ular kawat, ular karung, ular kepala dua, dan ular sanca, adalah jenis-jenis ular yang tidak berbisa. Ular-ular yang berbisa kebanyakan termasuk suku Colubridae, tetapi bisanya pada umumnya memiliki kadar venom yang lemah. Ular-ular yang berbisa kuat di Indonesia biasanya termasuk ke dalam salah satu suku Elapidae seperti ular sendok, ular belang, dan ular cabai. Kemudian yang termasuk dalam suku Hydrophiidae seperti ular laut, dan Viperidae seperti ular tanah, ular bangkai laut, dan ular bandotan[5].

1.2. Deep Learning

Jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan sesuatu cabang machine learning. Machine learning merupakan algoritma komputasi yang bekerja berdasarkan data history untuk meningkatkan performa dalam membuat suatu memprediksi[6]. Deep Learning merupakan teknik machine learning yang melakukan pengolahan informasi nonlinier dengan memanfaatkan banyak layer untuk menjalankan ekstraksi fitur, identifikasi pola, dan klasifikasi yang merupakan metode

studi representasi yang memungkinkan model perhitungan komputasi yang terdiri dari banyak lapisan pengolahan dalam mempelajari data dengan banyak tingkat abstraksi]. Beberapa merupakan algoritma yang termasuk dalam Deep Learning seperti Convolutional Networks, Deep Belief Networks (DBN), Restricted Boltzmann Machine (RBM), dan Stacked Autoencoders[7].

1.3. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Networks yaitu suatu varian dari neural network pada deep learning yang dibuat melalui proses peningkatan Multi Layer Perceptron dan banyak dipakai dalam aplikasi computer vision seperti klasifikasi citra, deteksi objek dan pengenalan wajah. Dibandingkan dengan ANN dan RNN, CNN adalah neural networks yang biasanya digunakan untuk pengolahan data dalam bentuk citra yang bekerja menggunakan kernel dimana kernel akan mengekstrak fitur dari data masukan menggunakan operasi konvolusi. Terdapat sedikit perbedaan antara cnn dan neural network, neuron pada CNN memiliki bobot, bias, dan fungsi aktivasi[8]. Terdapat pula lapisan-lapisan penyusun dari CNN seperti Convolution Layer, Activation ReLU Layer, Pooling Layer, dan Fully Connected Layer. VGG16 merupakan model konvolusi yang memanfaatkan lapisan/layer konvolusional dengan ukuran convolutional filter yang kecil (3×3) yang mempunyai 16 layer yang terdiri atas 13 convolutional layer dan 3 fully connected layer.



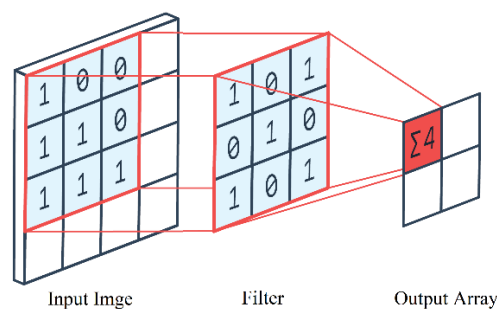
Gambar 1 Arsitektur VGG16

1. Convolutional Layer

Layer adalah proses manipulasi citra dilakukan dengan eksternal mask atau subwindows untuk menghasilkan citra yang baru dengan merubah ukuran dari citra dengan operasi convolutional untuk menghasilkan fitur ekstraksi penting dari citra seperti deteksi tepi/ciri, warna, orientasi gradien, dan lainnya melalui proses encoding. Persamaan matematika dari operasi konvolusi dapat dilihat pada persamaan berikut :

$$s(t) = (x \times y)(t) \quad (1)$$

Dengan $s(t)$ adalah fungsi konvolusi, x adalah input, dan w adalah filter[9].

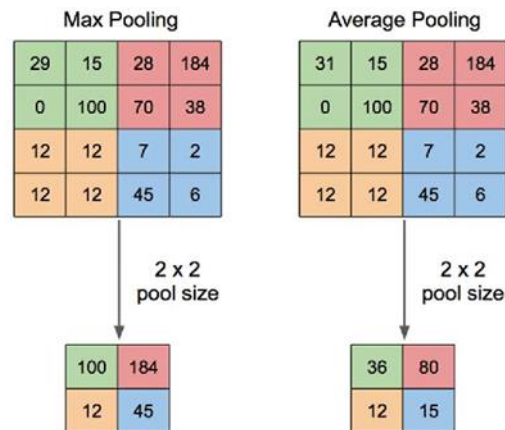


Gambar 2 Convolutional Layer

2. Pooling Layer

Pooling layer yang terdapat pada CNN menggunakan fungsi fitur map atau activation map sebagai masukan dan diteruskan untuk diolah dengan berbagai

jenis operasi statistik berdasarkan nilai piksel terdekat. Keuntungan dari pooling layer dapat secara bertahap mengurangi ukuran volume output pada fitur map yang dapat berguna untuk mengendalikan overfitting. Umumnya terdapat dua pooling yang digunakan yaitu max pooling dan average poolin. Layer ini ada setelah convolutional layer[10]. Terdiri dari sebuah filter dengan ukuran dan stride tertentu yang akan bergeser pada seluruh activation map. Pooling yang digunakan adalah max dan average pooling. Misal kita gunakan max pooling 2 x 2 dengan stride 2, maka disetiap pergeseran filter, nilai maksimum pada area 2 x 2 pixel tersebut yang akan dipilih, sedangkan average pooling akan memilih nilai rata-ratanya.



Gambar 3 Operasi Max Pooling dan Average

3. Rectified Linear Unit (ReLU)

ReLU adalah saklar literal. Dengan saklar listrik 1 volt menghasilkan 1 volt keluar, n volt memberi n volt keluar saat dihidupkan. Nyala / Mati saat memutuskan untuk beralih ke nol memberikan grafik yang sama persis dengan ReLU. Jumlah tertimbang (produk titik) dari sejumlah jumlah tertimbang masih merupakan sistem linier. Untuk input tertentu, saklar ReLU hidup atau mati secara individual. Yang menghasilkan proyeksi linier tertentu dari input ke output, karena berbagai jumlah tertimbang. dihubungkan bersama oleh saklar. Untuk input tertentu dan output neuron tertentu ada sistem gabungan jumlah tertimbang yang sebenarnya dapat diringkas menjadi jumlah tertimbang efektif tunggal. Karena ReLU berganti status menjadi nol, tidak ada diskontinuitas mendadak pada output untuk perubahan input secara bertahap[11].

Ada algoritme penjumlahan tertimbang (titik produk) efisien numerik lainnya seperti transformasi FFT dan Walsh Hadamard. Tidak ada alasan Anda tidak dapat memasukkan mereka ke dalam jaringan saraf berbasis ReLU dan mendapat manfaat dari keuntungan komputasi. (mis. Jaringan neural bank filter tetap.)

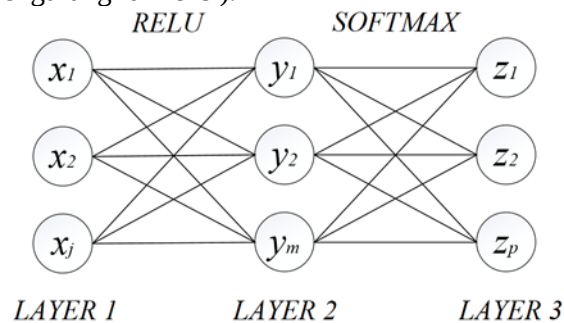
Rectified Linear Unit (ReLU) merupakan fungsi aktivasi linear yang banyak digunakan dalam CNN. Activation function ini memiliki tugas di dalam menentukan apakah suatu neuron harus aktif atau tidak berdasarkan nilai bobot yang dimasukkan. Persamaan matematika dari fungsi aktivasi ReLU dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$relu(x) = \max\{0, x\}$$

Dengan $relu(x)$ adalah fungsi ReLU dari nilai x , x adalah input, dan $\max(0, x)$ adalah fungsi nilai $\max$ dari 0 dan x [12].

4. Fully Connected Layer

Setiap neuron yang terdapat didalam lapisan convolutional harus dikonversi menjadi sebuah data berdimensi tunggal sebelum dimasukkan kedalam proses fully connected layer. Ketika proses tersebut dijalankan maka akan menjadikan informasi data spasialnya akan hilang dan tidak dapat dikembalikan, fully connected layer dapat diimplementasikan hanya di akhir neuron. Pada bagian sebelumnya, telah disampaikan mengenai pengantar Convolution Neural Network (CNN). Sedikit flashback , CNN adalah suatu jenis arsitektur neural network yang biasa digunakan pada data image. Sebenarnya tidak terlalu jauh beda dengan Neural Network pada umumnya. CNN ini juga terdiri dari neuron yang memiliki wight, bias dan activation function. Kemampuan utama CNN adalah arsitektur yang mampu mengenali informasi prediktif suatu objek (gambar, teks, potongan suara, dan sebagainya). Walaupun objek tersebut dapat diposisikan dimana saja pada input. Kontribusi CNN di feature extraction layer pada convolution dan polling layer. Convolution bekerja dengan prinsip sliding window dan weight sharing (mengurangi kompleksitas perhitungan). Pooling layer digunakan untuk merangkum informasi yang dihasilkan oleh suatu convolution (mengurangi dimensi).



Gambar 4 Fully Connected Layer

Dari gambar 4 diatas, pada layer 1 akan dilakukan proses feed forwarding menuju layer 2 menggunakan aktivasi RelU. Kemudian di bagian layer 2 akan dilakukan proses klasifikasi.

Dilakukan dengan fungsi softmax . Rumus persamaan pada fully connected layer dapat dituliskan sebagai berikut :

$$zr = \sum_{c=1}^J xcWcr + br \quad J \text{ c}=1$$

Dengan r adalah 1,2,3,...,R, R adalah jumlah neuron yang keluar, J adalah jumlah neuron yang masuk, zr adalah output pada neuron ke-r, xc adalah input pada neuron ke-c, Wcr adalah bobot antara neuron input ke-c menuju neuron output ke-r, dan br adalah bias untuk neuron output ke-r[13].

5. Softmax Activation

Softmax Activation adalah bentuk lain dari Logistic Regression yang berfungsi dalam untuk klasifikasi lebih dari dua kelas. Neuron pada input layer tidak memiliki activation function, sedangkan neuron pada hidden layer dan output layer memiliki activation function yang kadang berbeda tergantung daripada data atau problem yang kita miliki. activation function berfungsi untuk menentukan apakah neuron tersebut harus “aktif” atau tidak berdasarkan dari weighted sum dari input. Secara umum terdapat 2 jenis activation function, Linear dan Non-Linear Activation function. Softmax digunakan untuk merubah output dari

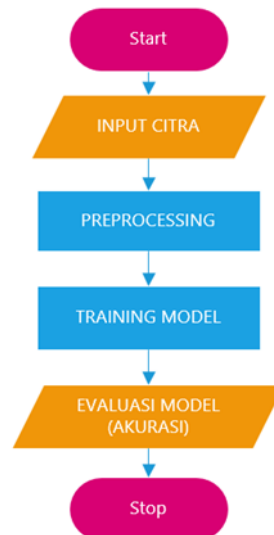
lapisan terakhir menjadi distribusi probabilitas dasarnya. Berikut merupakan persamaan aktivasi softmax :

$$f_i(x) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^K e^{x_j}}$$

Pada persamaan diatas terdapat notasi yang merupakan hasil fungsi untuk setiap bagian ke-i pada keluaran kelas vektor. Sedangkan x merupakan vektor yang memiliki nilai dari hasil fully connected layer terakhir. Softmax dapat menghitung probabilitas dari semua kelas kemudian akan diambil vektor yang bernilai riil dan diubah kedalam nilai dengan rentang nol sampai dengan satu yang jika dijumlah semuanya akan bernilai satu[14]

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan framework Keras pada Google Collaboratory dan back-end Tensor Flow. Gambaran umum yang dilakukan dalam proses penelitian ini dijelaskan pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5, Kerangka Uji

Dari gambar 5 diatas tahap awal yang dilakukan dengan memasukkan citra berupa dataset yang sudah dipersiapkan sebelumnya dan terbagi menjadi 2 yaitu data train dan data test. Sebagian besar data gambar dalam penelitian ini diunduh dari web, yang tentu saja memiliki berbagai ukuran. Sejalan dengan itu, preprocessing gambar dilakukan untuk mendapatkan gambar siap pakai yang kemudian ditangani lebih lanjut, baik untuk kebutuhan ekstraksi maupun kebutuhan klasifikasi data. Proses tersebut dilakukan menggunakan beberapa langkah preprocessing data yang dapat dilakukan dalam klasifikasi menggunakan metode CNN.

Preprocessing merupakan tahap yang dilakukan sebelum training atau testing model dengan melakukan proses resize, konversi citra RGB dan feature extraction VGG16. Resize yaitu mengubah ukuran citra yang digunakan untuk menyesuaikan citra supaya dapat dilakukan training atau testing. Konversi citra RGB merupakan proses perubahan citra berwarna menjadi grayscale. Feature extraction merupakan teknik pengenalan objek dengan melihat ciri-ciri khusus pada objek tersebut yang bertujuan melakukan perhitungan dan perbandingan untuk mengklasifikasi suatu citra.

Proses klasifikasi citra Ular dilakukan menggunakan 2 model yang berbeda. Pengujian pertama dilakukan dengan model Sequential yaitu dengan membuat sebuah model pengujian sederhana dengan menentukan parameter secara acak guna mendapatkan nilai akurasi yang maksimal. Pengujian kedua dilakukan dengan model on top VGG16 dengan melakukan feature extraction VGG16 terlebih dahulu sebelum melakukan pengujian. Model ini sering digunakan dalam penelitian-penelitian sebelumnya karena memiliki akurasi yang cukup baik. Dengan mengevaluasi di setiap pengujian model sebelumnya, maka akan didapat nilai accuracy dan nilai loss yang diperoleh dari setiap model pengujian. Dari sini kita dapat melihat kemungkinan kegagalan objek citra yang dibaca dalam proses klasifikasi. Dalam proses evaluasi juga akan didapatkan nilai akurasi final yang akan didapat dari keseluruhan model pengujian.

2.1. Dataset

Dataset pengujian yang digunakan adalah 830 citra pada data train dan 270 citra pada data test. data test setiap jenis citra yang diambil menggunakan metode scraping dari berbagai sumber di internet yaitu google image dan situs <https://www.kaggle.com/> gambar terkait dengan objek dalam penelitian ini. Berikut adalah 6 Jenis ular yang digunakan.

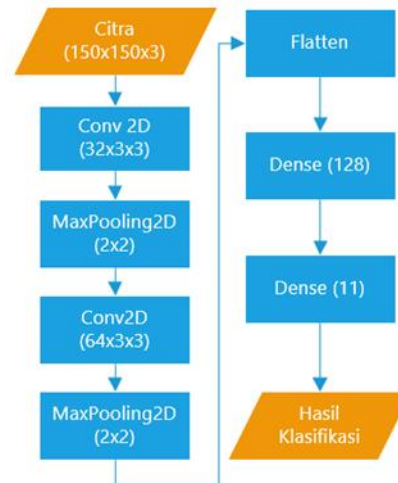
Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Latih	Uji	Definisi Variabel
Agkistrodon Contortrix	120	30	Citra berupa Jenis Ular Agkistrodon Contortrix
Diadophis Punctatus	120	30	Citra berupa Jenis Ular Diadophis Punctatus
Lampropeltis Californiae	120	30	Citra berupa Jenis Ular Lampropeltis Californiae
Lampropeltis Triangulum	120	30	Citra berupa Jenis Ular Lampropeltis Triangulum
Opheodrys Aestivus	120	50	Citra berupa Jenis Ular Opheodrys Aestivus
Rhinocheilus Lecontei	230	100	Citra berupa Jenis Ular Rhinocheilus Lecontei

2.2. Rancangan Pengujian

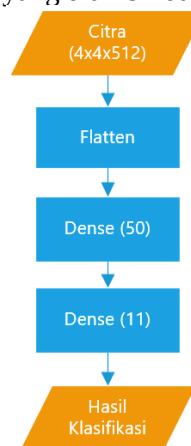
Formulir

Pada penelitian ini digunakan 2 model arsitektur CNN berikut.



Gambar 6. Model Sequential

Pada gambar 6 diatas merupakan flow model pengujian sequential. Dari gambar diatas citra yang dimasukkan berukuran 150x150x3 piksel dan dilakukan konversi ke grayscale kemudian dilakukan konvolusi dengan dua layer konvolusi dengan jumlah filter masing-masing 32 dan 64 berukuran 3x3. Pada pooling layer digunakan operasi max pooling dengan pooling max berukuran 2x2 yang nantinya setiap ukuran citra akan dibagi dua saat melewati proses ini. Proses flatten digunakan untuk merubah format citra 2d ke 1d dengan nilai yang sudah ditentukan 150x150x3 piksel. Kemudian kita gunakan dua dense layer, dengan layer pertama berfungsi sebagai activation ReLu (rectified linear unit) berukuran 128 neuron dan layer kedua Softmax sejumlah 11 neuron sesuai dengan jumlah kelas data yang diambil dari dataset.



Gambar 7. Model on top VGG16

Pada gambar 7 diatas merupakan model ke 2 yang digunakan dalam proses klasifikasi dengan memanfaatkan salah satu feature extraction dari VGG16 dan dilakukan pelatihan pada ImageNet. Setelah mendapat ekstraksi fitur dari VGG16 tahap pertama citra yang masukan berukuran 4x4x512 piksel. Kemudian dilakukan proses flatten dari citra yang telah di input tersebut. Kemudian dua dense layer, dengan layer pertama sebagai activation ReLu (rectified linear unit) berukuran 50 neuron dan layer kedua Softmax sejumlah 11 neuron.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

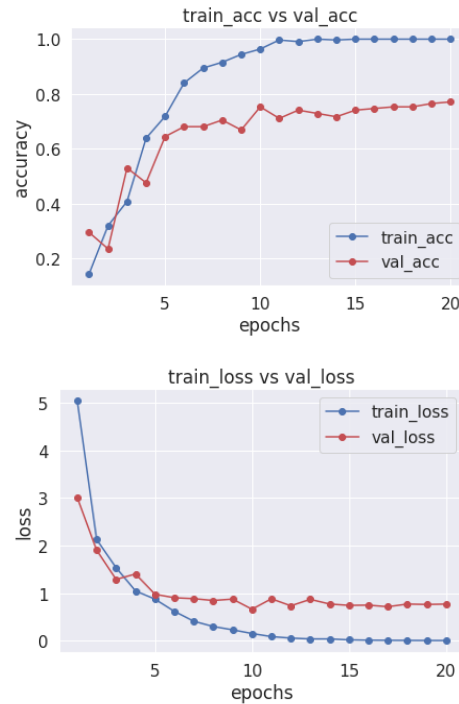
Tahap pengujian dilakukan dengan melatih data citra jenis hewan ular kedalam fit model dengan menggunakan epoch sebanyak 20 kali, batch size=128, dan validation split=0,2 yang memiliki arti 80% training dan 20% validasi. Epoch dapat diartikan sebagai jumlah neuron yang dapat melihat semua data-data yang telah dikumpulkan, dan batch size merupakan jumlah sample pelatihan di dalam satu forward/backward pass.

3.1. Model Sequential

Tabel 2. Hasil Fit Model Sequential

Epoch	Data Train		Data Validation	
	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
1	5.0339	0.1431	3.0049	0.2952
2	2.1224	0.3193	1.8895	0.2349
3	1.5328	0.4081	1.2876	0.5301
4	1.0459	0.6386	1.4015	0.4759
5	0.8729	0.7184	0.9760	0.6446
6	0.6163	0.8404	0.9016	0.6807
7	0.4087	0.8946	0.8826	0.6807
8	0.2983	0.9157	0.8443	0.7048
9	0.2281	0.9443	0.8736	0.6687
10	0.1506	0.9639	0.6611	0.7530
11	0.0858	0.9970	0.8804	0.7108
12	0.0548	0.9910	0.7329	0.7410
13	0.0370	1.0000	0.8683	0.7289
14	0.0372	0.9970	0.7705	0.7169
15	0.0172	1.0000	0.7421	0.7410
16	0.0109	1.0000	0.7470	0.7470
17	0.0079	1.0000	0.7137	0.7530
18	0.0059	1.0000	0.7696	0.7530
19	0.0044	1.0000	0.7614	0.7651
20	0.0037	1.0000	0.7689	0.7711

Pada tabel 2 merupakan hasil pelatihan dari data train/latih dan data validasi dengan menggunakan epoch sebanyak 20 kali. Dapat dilihat bahwa iterasi mendapatkan nilai accuracy dan nilai loss dari data train dan data validasi. Nilai accuracy merupakan nilai yang dapat dipakai sebagai acuan dalam mengetahui tingkat kesuksesan/kelayakan model yang sebelumnya dibuat dan nilai loss merupakan ukuran dari kegagalan/kesalahan yang dibuat networks yang bertujuan untuk meminimalisimya. Pada data train diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 1,0000 pada epoch ke-13, 15, 16, 17, 18, 19 dan 20 sedangkan nilai loss terendah 0,0037 di epoch ke-20, kemudian pada data validasi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 0.7711 pada epoch ke-20 sedangkan nilai loss terendah 0.6611 di epoch ke-10. Dari hasil pelatihan data train dan data validasi tersebut dapat kita visualisasikan kedalam plot/grafik sebagai berikut.



Gambar 8. Plot Accuracy vs Loss Model Sequential

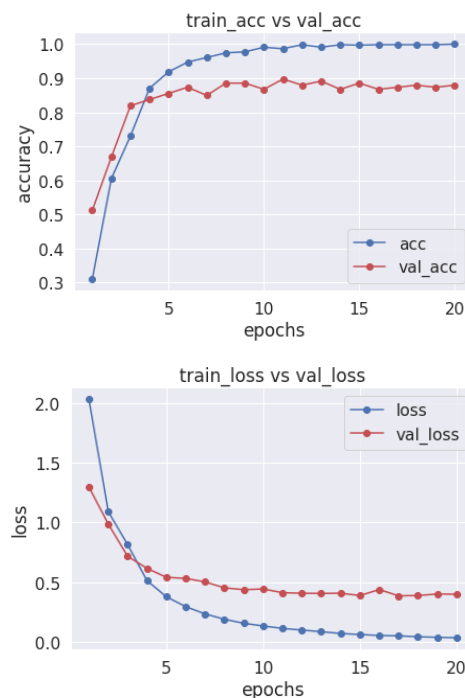
Dari gambar 8 diatas diketahui bahwa relasi antara nilai accuracy dan nilai loss pada data train dan data validasi dengan jumlah epoch/iterasi. Korelasi/hubungan yang terjadi pada nilai akurasi menunjukan korelasi positif yang memiliki hubungan satu arah dengan ketentuan semakin banyak jumlah epoch yang dilakukan maka nilai accuracy data train dan data validation semakin tinggi. Sebaliknya sesuai dengan nilai accuracy, hubungan antara jumlah epoch dengan nilai loss merupakan korelasi negatif dimana banyaknya jumlah epoch yang digunakan akan mempengaruhi nilai loss yang dihasilkan pada pelatihan data semakin kecil. Mengingat hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa untuk memperkecil nilai loss yang ingin diharapkan maka dapat dilakukan dengan cara meningkatkan jumlah epoch pada proses training. Dari hasil pelatihan model sequential diatas menghasilkan nilai evaluasi kinerja yang dihasilkan dari data test dengan nilai akurasi sebesar 71,85% dan nilai loss sebesar 0,832.

3.2. Model on top VGG16

Tabel 3. Hasil Fit Model on top VGG16

Epoch	Data <i>Tarin</i>		Data <i>Validation</i>	
	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
1	2,0286	0,3102	1,2949	0,5120
2	1,0895	0,6054	0,9855	0,6687
3	0,8133	0,7304	0,7156	0,8193
4	0,5123	0,8705	0,6151	0,8373
5	0,3771	0,9186	0,5401	0,8554
6	0,2947	0,9473	0,5311	0,8735
7	0,2337	0,9608	0,5012	0,8494
8	0,1893	0,9744	0,4522	0,8855
9	0,1551	0,9744	0,4362	0,8855
10	0,1329	0,9910	0,4423	0,8675
11	0,1126	0,9864	0,4113	0,8976
12	0,0988	0,9985	0,4069	0,8795
13	0,0852	0,9910	0,4051	0,8916
14	0,0701	0,9985	0,4073	0,8675
15	0,0613	0,9970	0,3878	0,8855
16	0,0535	0,9985	0,4375	0,8675
17	0,0502	0,9985	0,3852	0,8735
18	0,0425	0,9985	0,3879	0,8795
19	0,0381	0,9985	0,4005	0,8735
20	0,0343	1,0000	0,3985	0,8795

Dari tabel 3 diatas dapat dilihat hasil pengujian model kedua yaitu model on top VGG16 dengan jumlah epoch sebanyak 20 kali. Dari data tersebut pada pengujian data train menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 1,0000 pada epoch ke-20 sedangkan nilai loss terendah 0,0343 di epoch ke-20, kemudian pada data validasi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 0,8976 pada epoch ke-11 sedangkan nilai loss terendah 0,3852 di epoch ke-17. Hasil data pengujian dari tabel diatas dapat kita visualisasikan kedalam plot/diagram berikut.



Gambar 9 Plot Accuracy vs Loss Model on top VGG16

Pada gambar 9 di atas merupakan hubungan antara nilai accuracy dan nilai loss pada data train dan data validasi dari banyaknya iterasi pada model kedua. Dapat dilihat bahwa model kedua ini memiliki korelasi nilai accuracy yang searah baik pada data pelatihan/train ataupun data validasi dan berbanding dengan nilai loss merupakan korelasi negatif. Dari pelatihan model on

top VGG16 diperoleh nilai evaluasi kinerja yang dihasilkan pada data test dengan nilai akurasi sebesar 77,04% dan nilai loss sebesar 0,703.

3.3. Evaluasi

Evaluasi dari hasil pengujian yaitu model Sequential yang dilatih menggunakan data training sebanyak 830 data diperoleh nilai evaluasi dengan melakukan pengujian sebanyak 20 kali, didapat nilai accuracy dan nilai loss sebagai berikut.

Tabel 3. Hasil Fit Model Sequential

Model Sequential		Model on top VGG16	
Accuracy	Loss	Accuracy	Loss
71,85%	0.832	77,04%	0,703

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan hasil implementasi metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam proses klasifikasi 6 Jenis Citra Hewan Ular, memiliki kesimpulan bahwa untuk dapat melewati proses preprocessing dengan baik ukuran citra dapat diubah dimensinya menjadi 150x150x3 piksel dan dikonversi warna citranya menjadi grayscale pada model Sequential, kemudian menggunakan feature extraction VGG16 yang dilatih di ImageNet dengan ukuran dimensi 4x4x512 piksel pada on top VGG16. Akurasi yang dihasilkan akan semakin baik apabila digunakan data train yang semakin banyak. Hal tersebut dibuktikan dengan pengujian pada jumlah data training sebanyak 80% dan data validasi sebanyak 20% pada setiap model pengujian. Dengan melakukan evaluasi pengujian model Sequential dan model on top VGG16 pada epoch sebanyak 20 kali, batch size=128, dan validation split=0,2 (80% training dan 20% validasi) diperoleh nilai accuracy dan nilai loss model berdasarkan data test sebesar 71,85% nilai accuracy dan 0,832 nilai loss pada model Sequential serta ,77,04% nilai accuracy dan 0,703 nilai loss pada model on top VGG16.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Wiranda, H. S. Purba, and R. A. Sukmawati, "Survei Penggunaan Tensorflow pada Machine Learning untuk Identifikasi Ikan Kawasan Lahan Basah," IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems), vol. 10, no. 2, p. 179, 2020, doi: 10.22146/ijeis.58315.
- [2] M. H. Dafa and S. Suyanto, "Kasus Gigitan Ular di Indonesia," Jurnal Pengabdian Masyarakat MIPA dan Pendidikan MIPA, vol. 5, no. 1, pp. 47–52, 2021, doi: 10.21831/jpmmp.v5i1.29343.
- [3] N. I. M. 15640016 Sheila Regina Langgeng, "Keanekaragaman Dan Kelimpahan Spesies Ular Di Nanggulan Kulonprogo, Daerah Istimewa Yogyakarta," p. 60, 2019, [Online]. Available: <https://digilib.uin-suka.ac.id/id/eprint/38270/>.
- [4] G. v. Joshi and K. K. Nair, "Journal of Biological Sciences.," The Journal of Ecology, vol. 48, no. 3, p. 752, 1960, doi: 10.2307/2257356.

- [5] R. M. Abarca, “*濟無No Title No Title No Title*,” *Nuevos sistemas de comunicación e información*, vol. 4, no. 1, pp. 2013–2015, 2021.
- [6] A. Suryanda, R. Komala, and C. Chairunnisa, “Pelatihan Manajemen Gigitan Ular Dan Sikap Mahasiswa Terhadap Ular,” *Jurnal Pembelajaran Biologi: Kajian Biologi dan Pembelajarannya*, vol. 7, no. 2, pp. 43–52, 2020.
- [7] P. J. Santoso, Affandi, S. Yulianti, and E. Mansyah, “PELUANG DAN TANTANGAN PENERAPAN TEKNOLOGI PADA SISTEM PERTANIAN BERKELANJUTAN: Studi Kasus Pada Pengembangan Buah Tropis Indonesia,” *Pembangunan Pertanian Berkelanjutan dalam Perspektif Teknologi, Sosial, dan Ekonomi*, pp. 1–16, 2020.
- [8] H. Rahmi, “Review: Aktivitas Antioksidan dari Berbagai Sumber Buah-buahan di Indonesia,” *Jurnal Agrotek Indonesia*, vol. 2, no. 1, pp. 34–38, 2017, doi: 10.33661/jai.v2i1.721.
- [9] U. Sumarwan and E. Palupi, “Preferensi Konsumen terhadap Buah-Buahan Lokal dan Organik serta Implikasinya terhadap Pendidikan Konsumen Cinta Produk Nasional,” *Jurnal Ilmu Keluarga dan Konsumen*, vol. 10, no. 2, pp. 157–168, 2017, doi: 10.24156/jikk.2017.10.2.157.
- [10] Kartika Marta Djakaria, A. Nurhardiyanti Munawaroh, Mardilah, Quraisy Zakky, Ruhama Maya Sari, and Berry Juliandi, “Perilaku Mencit (*Mus musculus*) terhadap Feses Ular Kobra Jawa (*Naja sputatrix*),” *Jurnal Sumberdaya Hayati*, vol. 6, no. 1, pp. 13–19, 2020, doi: 10.29244/jsdh.6.1.13-19.
- [11] E. M. Fransiska, I. S. Hamid, A. Yudhana, N. Triakoso, R. N. Praja, and F. Fikri, “Sparganosis pada Ular Jali (*Ptyas korros*),” *Jurnal Medik Veteriner*, vol. 3, no. 2, p. 258, 2020, doi: 10.20473/jmv.vol3.iss2.2020.258-262.
- [12] N. Raras, A. Hadid, and B. Latarang, “Pengaruh Mikroorganisme Lokal Buah-Buahan Terhadap Pertumbuhan Dan Hasil Tanaman Selada (*Lactuca sativa* L.),” *Jurnal Agrotekbis*, vol. 6, no. 1, pp. 127–135, 2018.
- [13] Autoridad Nacional del Servicio Civil, “*濟無No Title No Title No Title*,” *Angewandte Chemie International Edition*, 6(11), 951–952., vol. 17, no. April, pp. 2013–2015, 2021.
- [14] K. H. Mahmud, Adiwijaya, and S. al Faraby, “Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network,” *e-Proceeding of Engineering*, vol. 6, no. 1, pp. 2127–2136, 2019.
- [15] Dadang Iskandar Mulyana, and Wartono, “Optimization of Image Classification Using the Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm for Cirebon Batik Image Indonesian,” *International Journal of Scientific Engineering and Applied Science (IJSEAS) – Volume-7, Issue-12, December 2021*.