
IMPLEMENTASI CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI CITRA IKAN CUPANG HIAS

¹⁾Wahyu Dwi Setyawan, ²⁾Agung Nilogiri, ³⁾Qurrota A'yun

^{1,2,3)}Universitas Muhammadiyah Jember

^{1,2,3)}Jl. Karimata No.49, Gumuk Kerang, Sumbersari, Kabupaten Jember, Jawa Timur 6812

E-mail : wahyudwis117@gmail.com, agungnilogiri@unmuhjember.ac.id,

qurrota.ayun@unmuhjember.ac.id

ABSTRACT

Betta fish have high economic value, during a pandemic the ornamental betta fish business is usually done in an online shop via Facebook, Instagram. For people who are still unfamiliar with betta fish, of course it will be difficult to recognize the physical characteristics of betta fish, because basically these types of ornamental betta have similarities in body structure, fins and tail. Therefore, a system is needed to help ordinary people recognize the types of ornamental betta fish. In this study, a system was developed to classify five types of male ornamental betta and four types of female ornamental betta by utilizing Convolutional Neural Network (CNN) modeling. The CNN model is designed using the VGG16 architecture which is modified in the Fully-connected layers section then the model will be integrated into a web-based application. In the training process, the model obtained an accuracy of 84.07% with a model size of 371 MB. The size of the model is much smaller compared to the unmodified VGG16 model which is 1.4GB in size. So that the modified model is much lighter when running on a web application. The results of testing the CNN model using 180 new image data obtain an accuracy of 78.33%.

Keyword: *betta fish, classification, Convolutional Neural Network.*

ABSTRAK

Ikan cupang memiliki nilai ekonomis tinggi, di masa pandemi bisnis ikan cupang hias biasa dilakukan secara *online shop* melalui *Facebook, Instagram*. Bagi orang yang masih awam dengan ikan cupang tentunya akan sulit untuk mengenali ciri bentuk fisik dari jenis ikan cupang, karena pada dasarnya jenis-jenis cupang hias tersebut memiliki kemiripan pada struktur tubuh, sirip dan ekornya. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem untuk membantu orang awam dalam mengenali jenis ikan cupang hias. Pada penelitian ini dibangun sebuah sistem untuk mengklasifikasikan lima jenis cupang hias jantan dan empat jenis cupang hias betina dengan memanfaatkan pemodelan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Model CNN dirancang menggunakan arsitektur *VGG16* yang dimodifikasi pada bagian *Fully-connected layers* kemudian model akan diintegrasikan kedalam aplikasi berbasis web. Pada proses pelatihan model mendapatkan akurasi sebesar 84,07% dengan ukuran model sebesar 371 MB. Ukuran model jauh lebih kecil dibandingkan dengan model *VGG16* yang tidak dimodifikasi yang ukurannya mencapai 1,4 GB. Sehingga model yang dimodifikasi jauh lebih ringan jika dijalankan pada aplikasi web. Hasil dari pengujian model CNN menggunakan 180 data citra baru mendapatkan akurasi sebesar 78,33%.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network, ikan cupang, klasifikasi.*

1. PENDAHULUAN

Ikan betta atau lebih dikenal dengan sebutan ikan cupang adalah salah satu jenis ikan air

tawar yang habitatnya tersebar di sebagian Negara Asia Tenggara (Abidin, 2018). Ikan cupang memiliki nilai ekonomis tinggi, di masa pandemi seperti sekarang ini bisnis ikan cupang hias biasa dilakukan secara *online shop* melalui *Facebook*, *Instagram*, *Twitter* ataupun *Youtube*. Badan Karantina Ikan Penge ndalian Mutu dan Keamanan Hasil Perikanan mencatat bahwa lalulintas pengiriman antar area komoditi perikanan khususnya ikan cupang mendominasi dibandingkan dengan jenis ikan hias lainya (Yuliantoro, 2021).

Ada beberapa jenis ikan cupang yang populer di kalangan penggemar cupang hias, diantaranya *crowntail* atau biasa disebut cupang serit, *halfmoon* atau cupang setengah bulan, cupang ekor pendek yang disebut juga *plaka*, dan *double tail* atau cupang cagak. Jenis-jenis tersebut merupakan pengelompokan cupang hias berdasarkan bentuk sirip dan ekornya (Mitra agro sejati, 2017).

Bagi orang yang masih awam dengan ikan cupang tentunya akan sulit untuk mengenali ciri bentuk fisik dari jenis ikan cupang *Crowntail*, *Halfmoon*, *Double tail* dan *Halfmoon plakat (HMPK)*. Karena pada dasarnya jenis-jenis cupang hias tersebut memiliki kemiripan pada struktur tubuh, sirip dan ekornya (Akbar dkk, 2021). Apalagi sekarang ini bisnis ikan cupang kebanyakan dilakukan melalui media online sehingga orang-orang hanya dapat melihat ikan cupang melalui gambar.

Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem pendukung keputusan untuk membantu orang yang masih awam dalam mengenali jenis-jenis ikan cupang hias. Dengan memanfaatkan metode pemodelan *Convolutional Neural Network*, yang memungkinkan sebuah sistem komputer untuk belajar mengenali citra digital. Sehingga pengguna dapat menginputkan citra ikan cupang kemudian sistem secara otomatis

akan menentukan jenis ikan cupang berdasarkan citra yang telah diinputkan.

Convolutional Neural Network merupakan algoritma yang dikembangkan dari *MultiLayer Perceptron (MLP)* yang dapat mengekstraksi citra dengan detail. Namun pada proses pelatihan model, CNN memerlukan waktu yang relatif cukup lama dan membutuhkan kemampuan komputasi yang besar (Lai, 2019). CNN memiliki beberapa modul penting yaitu *Convolutional Layer*, *Pooling Layer* dan *Fully-connected layer*.

Pada penelitian ini akan melakukan klasifikasi pada citra ikan cupang hias dengan memanfaatkan pemodelan *Convolutional Neural Network*, model CNN akan dirancang menggunakan arsitektur *VGG16* yang dimodifikasi pada bagian *Fully-connected layer*. Kemudian model CNN akan diintegrasikan kedalam aplikasi berbasis web unntuk memudahkan pengguna dalam mengakses dan menggunakan sistem.

Ikan cupang hias yang akan diklasifikasikan meliputi 5 jenis cupang jantan yaitu *Plakat*, *Halfmoon*, *Crowntail*, *Double tail* dan *HMPK*. Dan untuk cupang betina terdapat 4 jenis yaitu *Plakat*, *Halfmoon*, *Crowntail* dan *Double tail*.

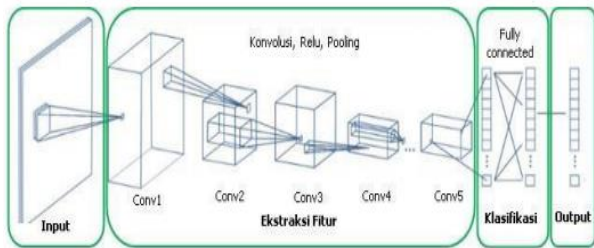
2. LANDASAN TEORI

2.1 Convolutional Neural Network

Algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* adalah algoritma yang dikembangkan dari *Multilayer Perceptron (MLP)* yang dirancang untuk mengenali data dua dimensi yang berbentuk citra digital (Putra, 2020). Pada dasarnya klasifikasi citra dapat dilakukan menggunakan MLP, tapi pada metode MLP kurang cocok digunakan untuk klasifikasi citra karena tidak menyimpan fitur unik dari citra dan menganggap setiap piksel merupakan fitur yang independen sehingga hasil yang didapat kurang maksimal (Nurhikmat, 2018).

Struktur CNN terdiri dari input, proses ekstraksi fitur, proses klasifikasi dan *output*. Proses ekstraksi fitur pada CNN tersusun dari beberapa lapisan, yaitu lapisan konvolusi,

fungsi aktivasi (ReLU), dan *pooling*. CNN bekerja secara hierarki, jadi *output* pada lapisan konvolusi pertama digunakan sebagai *input* pada lapisan konvolusi selanjutnya. Pada proses klasifikasi terdiri dari *fullyconnected* dan fungsi aktivasi (*softmax*) yang *outputnya* berupa hasil klasifikasi (Katole et al., 2015).



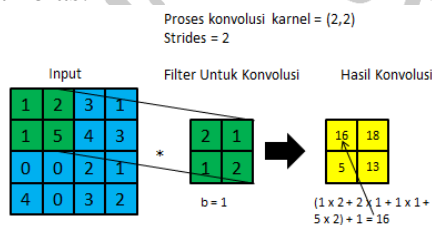
Gambar 1. Arsitektur CNN (Krizhevsky et al, 2012).

2.1.1 Convolution layer

Convolution layer memiliki konfigurasi yang terdiri dari *kernel size*, *filters*, *strides*, dan *padding*. Konfigurasi *kernel size* menentukan berapa ukuran konvolusi yang akan difilter, *filters* menentukan berapa banyak *feature maps* yang akan di hasilkan dari proses *convolution*. *stride* menentukan berapa jarak *kernel* atau *filter* bergeser kekanan, dan *padding* menambahkan nilai 0 di tepi terluar *input*. Rumus operasi konvolusi yang diberikan oleh (Maggiore, 2017) seperti yang ditunjukkan dibawah ini:

$$a_{ij} = \sigma((X * W)_{ij} + b) \quad (1)$$

Di mana, X adalah input yang diberikan ke layer, W adalah filter atau kernel, dan b adalah bias.

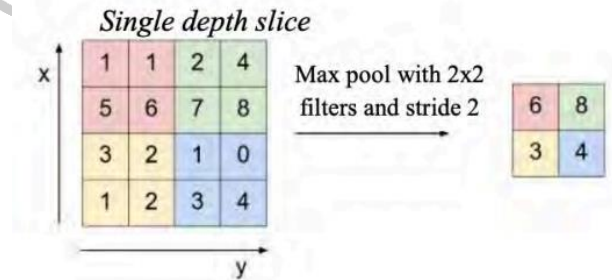


Gambar 2. Ilustrasi Proses Konvolusi.

2.1.2 Pooling layer

Pooling layer merupakan filter yang memiliki ukuran tertentu dan *stride* yang secara bertahap bergeser pada seluruh area *feature map*. Jenis *pooling layer* yang biasa

digunakan adalah *max pooling* dan *average pooling*. Nilai yang diambil dari *Max-Pooling* adalah nilai yang paling besar, sedangkan pada *Average-Pooling* yang diambil adalah nilai rata-rata. *Pooling layer* bertujuan untuk mengurangi ukuran *output* pada *feature map*, sehingga jumlah parameter dan perhitungan pada jaringan akan berkurang. Gambar 2.8 merupakan contoh dari proses *max pooling*.



Gambar 3. Operasi Max Polling (Khan et al., 2018).

2.1.3 Fully-Connected Layer

Pada *Fully-Connected Layer*, semua neuron pada layer akan saling dihubungkan dengan semua neuron *Fully-Connected Layer* berikutnya. Tapi sebelum proses *Fully-Connected Layer* *feature map* hasil konvolusi akan dilakukan tahap *flatten* terlebih dahulu. *Flatten* merupakan tahapan merubah *feature map* dari hasil konvolusi yang berbentuk matriks menjadi vektor. Kemudian vektor tersebut dimasukan ke *Fully-Connected Layer* yang dihitung dengan persamaan sebagai berikut:

$$Fully_i = \sum_j^{length\ flatten} W_{ij} * Flatten_j + b_i \quad (2)$$

2.1.4 Fungsi Aktivasi ReLU

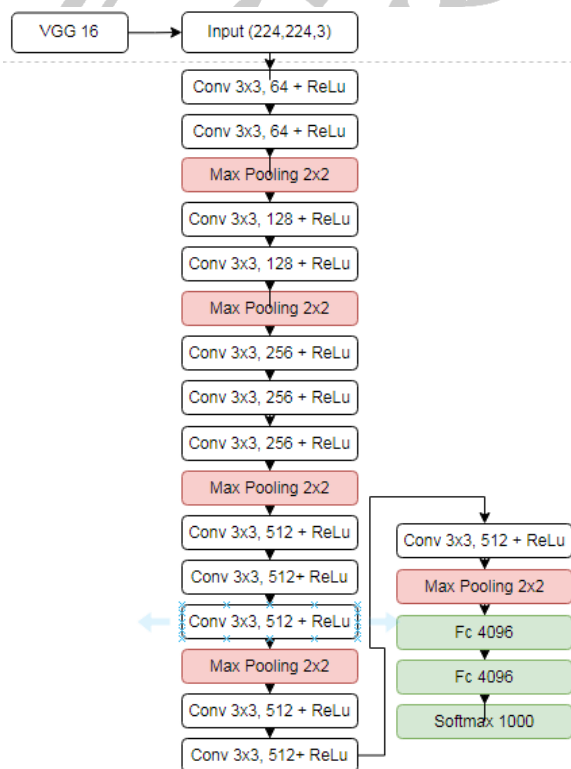
Fungsi aktivasi *ReLU* (*Rectified Linier Unit*) menerapkan fungsi $\max(0,x)$. Nilai *output* akan dirubah menjadi 0 jika inputnya bernilai negatif. Apabila nilai inputnya positif, maka nilai *output* sama dengan nilai input itu sendiri. Meskipun fungsi aktivasi *ReLU* terlihat sederhana, fungsi ini dipakai pada beberapa arsitektur CNN seperti VGG16 dan ResNet.

2.1.5 Fungsi Sktifasi Softmax

Menurut (Nwankpa dkk. 2018) softmax digunakan untuk menghitung probabilitas dari suatu nilai vektor pada setiap kelas target. Fungsi softmax memiliki hasil nilai probabilitas tiap kelas dengan rentang nilai 0 sampai 1. apabila jumlahkan semua nilai probabilitas tiap kelas bernilai sama dengan 1. Fungsi softmax biasanya digunakan untuk mengklasifikasi lebih dari 2 class yang diletakan diakhir jaringan. Persamaan dari fungsi softmax yang ditulis oleh (Nwankpa dkk. 2018) adalah sebagai berikut:

$$f(x_i) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_{j=1}^n \exp(x_j)} \quad (3)$$

2.2 Arsitektur VGG16



Gambar 4. Arsitektur VGG16.

VGG merupakan arsitektur yang tergolong sangat dalam dikembangkan oleh (Simonyan dan Zisserman 2015), VGG terdapat 2 varian yaitu VGG 16 dan VGG 19. Pembeda varian tersebut hanyalah kedalaman layernya. Arsitektur ini juga menjadi pemenang runner up kompetisi *ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) pada tahun

2014 dengan mencapai kesalahan top-5 sebesar 7,32%.

VGG menerapkan *convolution layer* dengan ukuran kernel (3×3) dengan fungsi aktivasi *ReLU* sehingga arsitektur ini memiliki kedalaman hingga 16 *layer*. Dan juga menerapkan konfigurasi zero padding agar lebih banyak mendapatkan informasi. Penerapan *convolution layer* pada VGG ditata dengan cara ditumpuk lalu ditambahkan *max-pooling layer*. Kemudian diakhir tumpukan *convolution layer* dan *max-pooling* diterapkan konfigurasi *fully connected layer*. Layer kesatu dan kedua memiliki 4096 neuron menggunakan fungsi aktivasi *ReLU* dan layer terakhir 1000 neuron menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk melakukan klasifikasi.

3. METODOLOGI

Pada penelitian ini akan dibangun sebuah sistem untuk mengklasifikasikan jenis ikan cupang hias, tahapan-tahapan yang dilakukan untuk membangun sistem adalah pengumpulan data, *Preprocessing* data, perancangan model, pelatihan model, pengujian model dan integrasi model kedalam aplikasi berbasis web.

3.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini citra ikan cupang hias diambil dari halaman situs Google Image, media sosial Facebook, Instagram dan dokumen pribadi. Data citra ikan cupang yang digunakan dalam penelitian ini adalah 5 jenis ikan cupang jantan dan 4 jenis cupang betina yang umum dipelihara oleh para penghobi ikan cupang hias. Total sebanyak 1410 data citra ikan cupang, dengan setiap jenis ikan cupang jantan terdiri dari 150 citra dan betina 150 citra ikan cupang.

3.2 PreProcessing data

PreProcessing data merupakan tahapan pengolahan dataset sebelum melakukan proses pelatihan.

3.2.1 Split Data

Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 1410 citra yang terdiri dari 5 jenis ikan cupang hias jantan dan 4 jenis ikan

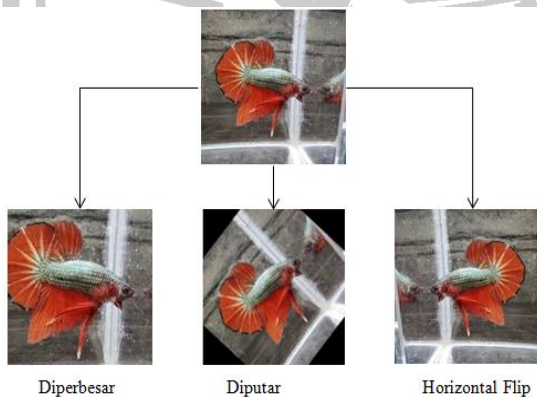
cupang hias betina dengan masing-masing jenis terdapat 150 citra. Selanjutnya data citra ikan cupang akan dibagi menjadi data latih dan data validasi dengan perbandingan 80% dijadikan sebagai data latih dan 20% sebagai data validasi.

3.2.2 Resize

Data citra ikan cupang yang telah dikumpulkan memiliki ukuran yang yang tidak sama, sedangkan model CNN citra yang diinputkan harus memiliki ukuran yang sama, jadi data citra harus dilakukan Resize. Proses Resize bertujuan untuk merubah ukuran citra yang tidak sama menjadi ukuran yang diinginkan. Ukuran input citra pada penelitian ini ditetapkan menjadi $(224 \times 224 \times 3)$.

3.2.3 Augmentasi Data

Augmentasi data adalah teknik memanipulasi sebuah data dengan menerapkan perubahan dasar seperti, Rotation, Zoom dan Horizontal Flip. Dengan menerapkan teknik Augmentasi data, model CNN dapat meminimalisir masalah overfitting dan meningkatkan akurasi model (Perez dan Wang, 2017).



Gambar 5. Ilustrasi Augmentasi Data.

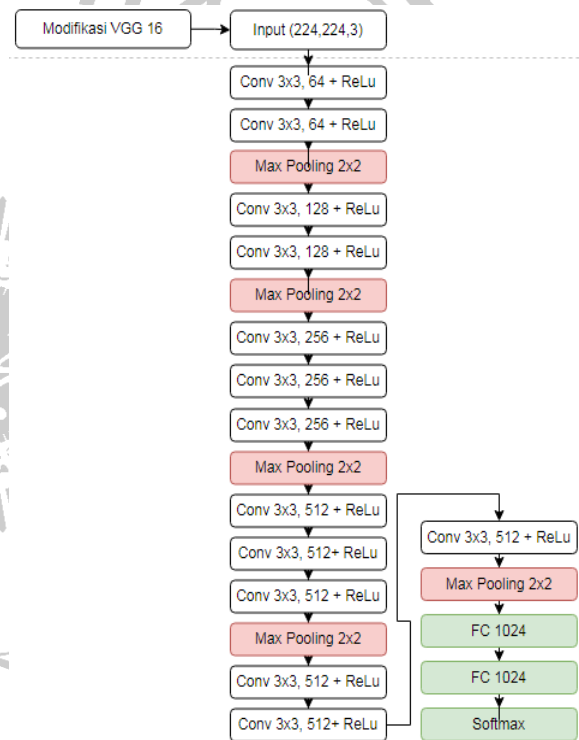
Konfigurasi augmentasi data yang digunakan adalah:

1. *Rotation Range* = 40, secara acak akan memutar citra sampai maksimal sudut 40 derajat pada data training.
2. *Horizontal Flip* = *True*, secara acak akan membalik citra secara horizontal pada data training.
3. *Zoom Range* = [0.3], secara acak akan memperbesar citra, nilai 0.3 berarti

memperbesar citra hingga 30% pada data training.

3.2.4 Perancangan Model

Perancangan model CNN pada penelitian ini dengan melakukan modifikasi dari model VGG16 yang dikembangkan oleh Simonyan dan Zisserman pada tahun 2015. Modifikasi model VGG16 disini bertujuan untuk mengurangi jumlah parameter yang mencapai 138 juta agar model lebih ringan untuk dijalankan. Modifikasi model yang dilakukan adalah dengan menurunkan nilai pada *Fully Connected layers*. Modifikasi model CNN dapat dilihat pada gambar 2:



Gambar 6. Modifikasi model CNN.

Model terdiri dari 13 convolution layer, setiap convolution layer menerapkan konfigurasi dengan kernel size (3×3) dan strides 1. Setiap convolution layer menggunakan activation function ReLU dan menerapkan zero-padding. Zero-padding digunakan agar output dari hasil convolution memiliki panjang dan lebar yang sama seperti input nya.

Max-Pooling layer menerapkan konfigurasi pool size (2×2) dan stride 2. Lalu pada Max-Pooling layer terakhir, akan masuk

ke Flatten Layer untuk reshape feature map yang tadinya multidimensional array menjadi sebuah vector agar bisa digunakan sebagai masukan dari fully connected layer. Vektor hasil proses flatten akan dihubungkan pada Fully-Connected Layer pertama dan kedua yang memiliki 1024 neuron, kemudian dihubungkan ke 9 neuron output dengan fungsi aktivasi softmax untuk melakukan prediksi.

3.2.5 Pelatihan Model

Pelatihan adalah tahapan model yang telah dibuat akan belajar mengenali ciri atau karakteristik jenis ikan cupang dari data yang dilatih, sehingga model akan memiliki kemampuan untuk melakukan klasifikasi citra ikan cupang ikan.

Pelatihan model akan menggunakan metode optimasi Adam dengan batasan epoch sebanyak 100 dan menerapkan mini batch size dengan nilai 128. Semakin kecil nilai batch size maka proses training semakin cepat. Sedangkan semakin besar nilai batch size, proses training pun akan memakan waktu yang cukup lama karena membutuhkan kapasitas storage yang lebih banyak (P. M. Radiuk, 2017).

3.2.6 Pengujian Model

Pengujian model akan dilakukan menggunakan data citra ikan cupang baru yang belum pernah dilihat model pada proses pelatihan. Jumlah citra ikan cupang yang digunakan untuk pengujian sebanyak 180 citra dengan masing-masing jenis ikan cupang terdapat 20 citra.

Setelah itu model akan diuji menggunakan Confusion Matrix, Confusion Matrix bertujuan untuk mengukur kinerja machine learning untuk masalah klasifikasi. Confusion Matrix merupakan tabel yang terdapat 4 kombinasi berbeda dari nilai aktual dan nilai prediksi. Terdapat 4 istilah yang menggambarkan hasil proses klasifikasi pada confusion matrix yaitu True Positif, True Negatif, False Positif, dan False Negatif. Setelah mendapatkan nilai TP, TN, FP, dan FN melalui confusion matrix. Nilai tersebut dapat digunakan untuk mengukur performa model seperti akurasi keseluruhan, akurasi per class,

sensitivitas per class, dan Recall per class yang dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\text{Keseluruhan Akurasi} = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{jumlah total prediksi}} \quad (4)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (7)$$

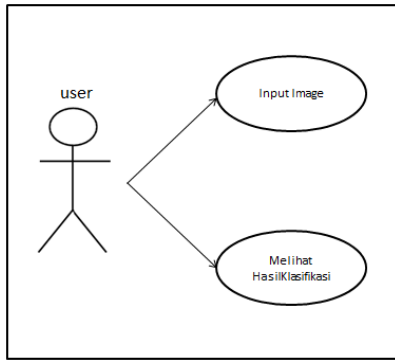
3.2.7 Perancangan Aplikasi Web

Pada tahap ini peneliti membangun sebuah aplikasi web lalu diintegrasikan dengan model CNN yang telah dibuat. Aplikasi web ini untuk memudahkan users dalam menggunakan sistem klasifikasi ikan cupang hias.

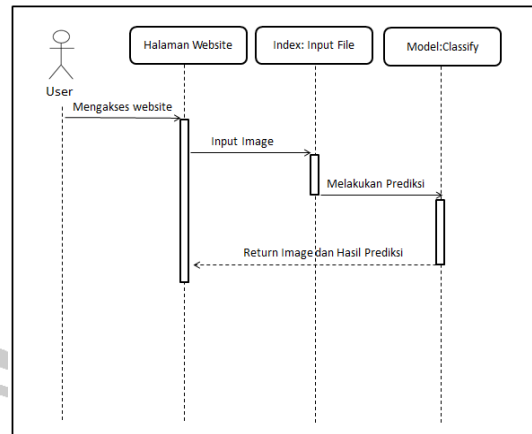
Untuk bagian Back End, aplikasi web dibangun menggunakan Framework flask dan Tensorflow agar sistem dapat melakukan klasifikasi citra ikan cupang menggunakan model CNN yang telah dibuat. Flask digunakan karena adanya kesamaan antara Tensorflow dan Flask yang sama-sama ditulis dalam bahasa pemrograman Python. Untuk tampilan dari aplikasi web akan ditulis menggunakan bahasa pemrograman HTML untuk elemen dasar dari web, CSS untuk memberikan style pada tampilan, dan juga JavaScript.

Pada penelitian ini menggunakan Unified Modeling Language (UML) untuk memvisualisasikan aplikasi web dalam mengklasifikasikan citra ikan cupang. UML terdiri dari use case diagram, activity diagram, dan sequence diagram. Berikut merupakan penjelasan dari masing-masing UML.

1. *Use Case Diagram* Use case diagram menjelaskan visualisasi interaksi atau aktivitas apa saja yang dapat dilakukan oleh aktor dengan sistem. Terdapat 1 aktor dalam use case diagram yang dibuat, yaitu user. User dapat melakukan input gambar ikan cupang dan melihat hasil klasifikasi dari gambar ikan cupang.

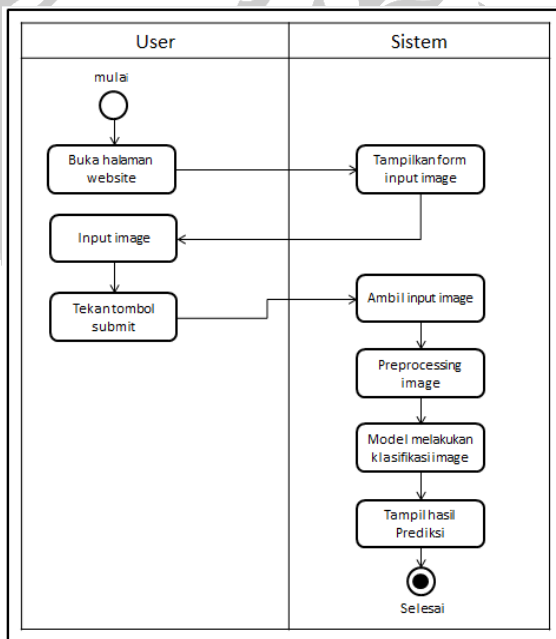


Gambar 7. Use Case Diagram Sistem



Gambar 9. Sequence Diagram Proses Klasifikasi.

2. *Activity diagram* memvisualisasikan alur kerja yang berisi suatu aktivitas interaksi *user* dengan sistem secara umum dan tindakan yang dirancang pada sebuah sistem, dimana setiap alur terdapat awal, aktivitas yang terjadi, dan akhir dari suatu alur. Berikut adalah *activity diagram* dari sistem yang dibuat.



Gambar 8. Activity Diagram Proses Klasifikasi.

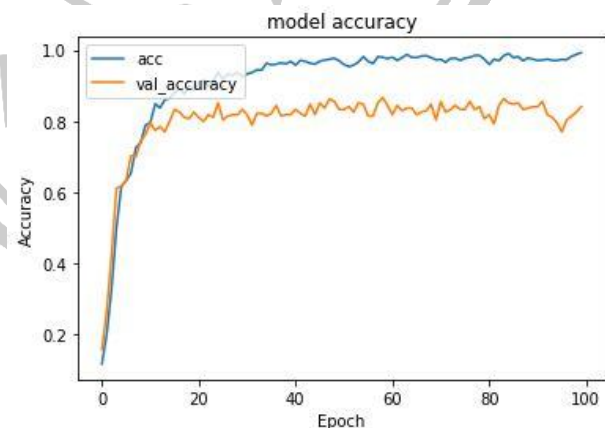
3. *Sequence diagram* memvisualisasikan aktivitas antar objek. Fungsi dari *sequence diagram* adalah untuk memperlihatkan pesan yang disampaikan tiap objeknya. Berikut adalah *sequence diagram* dari sistem yang akan dibuat.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pelatihan Model

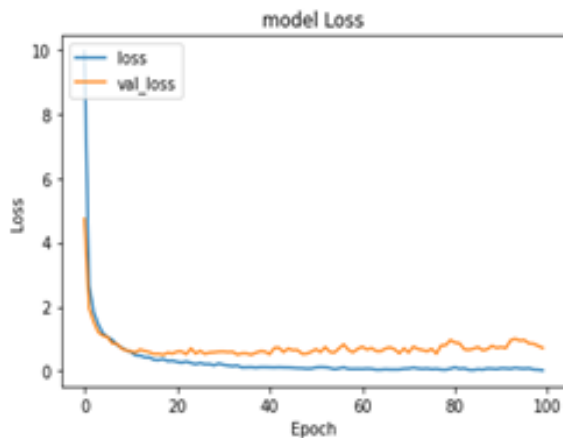
Pelatihan model menggunakan optimasi *Adam* dengan batasan *Epoch* sebanyak 100 dan menerapkan *mini batch size* dengan nilai 128. Data citra ikan cupang yang digunakan sebanyak 1140 citra untuk data latih dan data 270 citra untuk data validasi.

Pada *Epoch* ke-100 hasil pelatihan model menunjukkan akurasi yang didapatkan pada data latih sebesar 99,30% dan pada data validasi sebesar 84,07%. Untuk ukuran model VGG16 yang telah dimodifikasi ini hanya sebesar 371 MB, ukuran model jauh lebih kecil dibandingkan dengan model VGG16 yang tidak dimodifikasi yang ukurannya mencapai 1,4 GB. Sehingga model VGG16 yang telah dimodifikasi akan jauh lebih ringan jika dimuat pada aplikasi web.



Gambar 10. Grafik Akurasi Hasil Pelatihan Model.

Gamabr 11 merupakan grafik hasil pengukuran dari akurasi model pada data latih dan data validasi pada setiap epoch.



Gambar 11. Grafik Loss Hasil Pelatihan Model

Gambar 11 merupakan grafik hasil pengukuran dari nilai Loss pada data latih dan data validasi pada setiap epoch.

4.2 Hasil Pengujian Model

Hasil pengujian model menggunakan data citra baru sebanyak 180 citra akan didapatkan tabel *Confusion Matrix* yang digunakan untuk mengukur kinerja model. *Confusion Matrix* merupakan tabel yang terdapat 4 kombinasi berbeda dari nilai aktual dan nilai prediksi.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

		Label Prediksi								
		HMPK	Crowntail	Ct_betina	Doubletail	Dt_betina	Halfmoon	Hm_betina	Pk_betina	Plakat
Label Benar	HMPK	16	0	0	1	0	1	1	0	1
	Crowntail	0	16	1	1	1	1	0	0	0
	Ct_betina	0	1	13	0	0	1	2	3	0
	Doubletail	0	0	1	16	3	0	0	0	0
	Dt_betina	0	0	0	1	13	0	0	0	1
	Halfmoon	1	0	0	0	0	17	1	0	1
	Hm_betina	0	0	1	0	0	0	19	0	0
	Pk_betina	3	0	1	1	1	0	2	11	1
	Plakat	3	0	0	1	0	1	0	0	15

Tabel 1 merupakan *Confusion Matrix* hasil pengujian model menggunakan data citra baru, hijau menunjukkan data yang diperdeiksi benar sedangkan merah menunjukkan data yang diprediksi salah. Jika dilihat kinerjanya secara rinci dapat dilihat pada tabel 2 berikut ini :

Tabel 2. Nilai TP, TN,FP, dan FN pada Tiap Kelas

Kelas	TP	TN	FP	FN
HMPK	16	153	7	4
Crowntail	16	159	1	4
Crowntail Betina	13	156	4	7
Doubletail	16	155	5	4
Doubletail Betina	18	155	5	2
Halfmoon	17	156	4	3
Hlafmoon Betina	19	154	6	1
Plakat	15	156	4	5
Plakat Betina	11	157	3	9

Setelah mengetahui nilai TP, TN, FP, dan FN pada tiap kelas kemudian akan dihitung akurasi tiap kelas, sensitifitas tiap kelas, spesifitas tiap kelas, dan keseluruhan akurasi.

Tabel 3. Akurasi, Sensitifitas, dan Spesifitas Tiap Kelas

Kelas	Akurasi (%)	Sensitifitas (%)	Spesifitas (%)
HMPK	93,89	80	95,62
Crowntail	97,22	80	99,37
Ct betina	93,89	65	97,5
Doubletail	95	80	96,87
Dt betina	96,11	90	96,87
Halfmoon	96,11	85	97,5
Hm betina	96,11	95	96,25
Pk betina	93,33	55	98,12
Plakat	95	75	97,5
Keseluruhan akurasi	78,33%		

4.2.1 Hasil Aplikasi Web

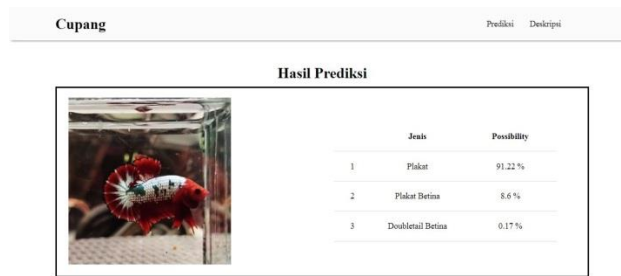
Model CNN yang telah diuji akan diintegrasikan pada aplikasi web. Aplikasi web ini untuk memudahkan pengguna dalam mengakses dan menggunakan sistem klasifikasi ikan cupang hias.



Gambar 12. Tampilan Menu Prediksi

Menu prediksi Terdapat form untuk melakukan upload foto ikan cupang. Setelah user melakukan upload foto ikan cupang hias dan menekan tombol prediksi, sistem akan

mulai memprediksi jenis ikan cupang.



Gambar 13. Tampilan Hasil Prediksi

Hasil prediksi yang ditunjukkan merupakan 3 kelas jenis ikan cupang yang memiliki probabilitas paling tinggi dari hasil prediksi model terhadap foto ikan cupang yang telah diupload.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis selama perancangan, implementasi dan pengujian. Diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Hasil dari implementasi pemodelan CNN menggunakan arsitektur VGG16 yang telah dimodifikasi untuk klasifikasi citra ikan cupang hias, pada proses pelatihan model mendapatkan akurasi sebesar 84,07% dengan ukuran model sebesar 371 MB. Ukuran model jauh lebih kecil dibandingkan dengan model VGG16 yang tidak dimodifikasi yang ukurannya mencapai 1,4 GB. Sehingga model yang telah dimodifikasi jauh lebih ringan jika dijalankan pada aplikasi web.
2. Berdasarkan pengujian model menggunakan data uji citra ikan cupang hias berjumlah 180 citra, hasil pengujian model mendapatkan akurasi sebesar 78,33%. Dari hasil pengujian model terdapat dua kelas yang memiliki nilai sensitivitas yang rendah yaitu kelas plakat betina sebesar 55% dan kelas crowntail betina sebesar 65%. Artinya model kurang sensitif dalam memprediksi pada

dua kelas tersebut. Nilai spesifisitas pada semua kelas dari hasil pengujian model mendapat nilai lebih dari 95% itu artinya model memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi *False* pada kelas yang bukan kelas sebenarnya.

5.2 Saran

Saran yang dapat digunakan untuk pengembangan dari penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan mengintegrasikan model yang telah dibangun pada aplikasi *Mobile*.
2. Pada penelitian ini melakukan klasifikasi jenis ikan cupang hias berdasarkan bentuk tubuhnya, sehingga penelitian ini dapat dikembangkan dengan melakukan klasifikasi jenis ikan cupang hias berdasarkan bentuk tubuh dan warnanya karena CNN juga memiliki kemampuan dalam mengenali warna pada sebuah objek.

5.2.1 DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, Z., & Puspitasari, H. P., 2018. *Mina Bisnis Ikan Cupang*. Malang : Universitas Brawijaya: Teori dan Aplikasi.
- Akbar, M. A. D., Setiawan, A B., & Niswatin R. K., 2021 . *Klasifikasi Jenis Ikan Cupang Menggunakan Metode GLCM dan KKN In Prosiding Semnas Inotek*. Vol.5, No. 1, pp. 152-158.
- Katole, A. L., Yellapragada, K. P., Bedi, A. K., Kalra, S. S., & Chaitanya, M. S. (2015). Hierarchical deep learning architecture for 10k objects classification. *arXiv preprint arXiv: 1509.01951*.
- Khan, M. A., Akram, T., Sharif, M., Awais, M., Javed, K., Ali, H., & Saba, T. (2018). CCDF: Automatic system for segmentation and recognition of fruit crops diseases based on correlation coefficient and deep CNN

- features. *Computers and electronics in agriculture*, 155, 220-236.
- Lai, Y. 2019. "A Comparison of Traditional Machine Learning and Deep Learning in Image Recognition." *Journal of Physics: Conference Series* 1314:012148. doi: 10.1088/1742-6596/1314/1/012148.
- Maggiore, E., Tarabalka, Y., Charpiat, G., and Alliez, P. (2017) "Convolutional neural networks for large-scale remote-sensing image classification." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 55 (2): 645-657.
- Nurhikmat, T. 2018. Implementasi Deep Learning untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) pada Citra Wayang Golek. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia.
- Nwankpa, C., Ijomah, W., Gachagan, A., & Marshall, S. (2018). Activation functions: Comparison of trends in practice and research for deep learning. *arXiv preprint arXiv:1811.03378*.
- Perez, Luis, & Wang, 2017. The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning.
- Putra, 2020. Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network pada Caltech 101. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh September.
- Radiuk, P. M. (2017). Impact of training set batch size on the performance of convolutional neural networks for diverse datasets. *Information Technology and Management Science*, 20(1), 20-24.
- Simonyan, K., & Andrew, Z. 2015. *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*.
- Tim Mitra Agro Sejati, 2017. Budi Daya Ikan Cupang Hias. Sukoharjo: Pustaka Bengawan.
- Yuliantoro. (2021). Cupang Primadona Ikan Hias di Masa Pandemi, diakses dari <https://kkp.go.id/bkipm/artikel/34520-bisnis-tempalo-di-masa-pandemi-penyakit-pada-si-cantik-cupang>, pada 02 September 2021.