

Klasifikasi Jenis Ikan Cupang Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur ResNet-50

Toni Gunawan¹

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *1tonigunawan290@gmail.com

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi jenis ikan cupang menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50. Banyaknya variasi bentuk dan warna ikan cupang sering kali menyulitkan penggemar maupun pedagang dalam mengenali jenis ikan cupang secara akurat. Penelitian ini mengklasifikasikan tiga jenis ikan cupang, yaitu Halfmoon, Crowntail, dan Plakat. Model dilatih dengan pendekatan transfer learning dan dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengidentifikasi jenis ikan cupang dengan tingkat akurasi yang tinggi, di mana ikan cupang Halfmoon memperoleh akurasi tertinggi sebesar 99%, diikuti oleh Crowntail sebesar 97,52%, dan Plakat sebesar 95,68%. Perbandingan nilai akurasi dan loss pada data training dan validasi menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting. Sistem ini diharapkan dapat membantu pengguna dalam mengidentifikasi jenis ikan cupang secara lebih mudah, cepat, dan akurat.

Kata Kunci — Klasifikasi, Cupang, CNN, ResNet-50

1. PENDAHULUAN

Ikan cupang (*Betta splendens*) merupakan ikan hias air tawar yang populer di masyarakat, khususnya di kawasan Asia Tenggara. Ikan ini dikenal mudah dipelihara, memiliki daya tahan tubuh yang kuat, serta mempunyai keindahan pada bentuk sirip dan variasi warna tubuhnya. Ikan cupang memiliki berbagai jenis dengan karakteristik yang unik, seperti Halfmoon, Plakat, dan Crowntail. Selain itu, setiap jenis tersebut memiliki variasi warna yang beragam, antara lain multicolor, blue rim, avatar, dan berbagai variasi warna lainnya[1].

. Keanekaragaman bentuk dan warna ikan cupang sering membuat para penggemar kesulitan dalam mengenali serta membedakan jenis-jenisnya. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sebuah sistem identifikasi ikan cupang secara otomatis. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah pengolahan citra, yaitu teknik yang berfungsi untuk meningkatkan kualitas citra dan mengekstraksi informasi yang diperlukan, sehingga memudahkan proses interpretasi baik oleh manusia maupun oleh sistem computer.

Pada penelitian sebelumnya yang berjudul *Penerapan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Menentukan Jenis Ikan Cupang dengan Ekstraksi Fitur Ciri Bentuk dan Canny*, diperoleh rata-rata akurasi sebesar 68,57%[2]. Penelitian lain yang berjudul *Identifikasi Jenis Ikan Cupang Menggunakan Metode CNN dengan Arsitektur MobileNetV2 Berbasis Mobile* menunjukkan hasil yang lebih baik, dengan tingkat akurasi sebesar 95% untuk jenis Halfmoon, 94% untuk Crowntail, dan 91% untuk Plakat[3]. Selain itu, penelitian berjudul *Pengenalan Jenis Ikan Cupang Menggunakan Metode YOLO* memperoleh tingkat akurasi sebesar 85%[4]. Berdasarkan hasil dari penelitian terdahulu, penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur ResNet-50 untuk melakukan identifikasi jenis ikan cupang. Sistem yang dikembangkan diharapkan dapat membantu para pecinta ikan cupang dalam mengenali jenis ikan cupang secara lebih mudah, cepat, dan akurat.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini digunakan dataset yang terdiri dari tiga jenis ikan cupang yang diperoleh dari platform Roboflow. Dataset tersebut berjumlah 2.771 citra ikan cupang yang mencakup tiga kelas, yaitu Crowntail, Plakat, dan Halfmoon. Seluruh citra telah diberi label sesuai dengan jenis ikan cupang masing-masing dan digunakan sebagai data masukan dalam proses pelatihan serta pengujian model untuk mengidentifikasi jenis ikan cupang.

2.2 Pre-Processing

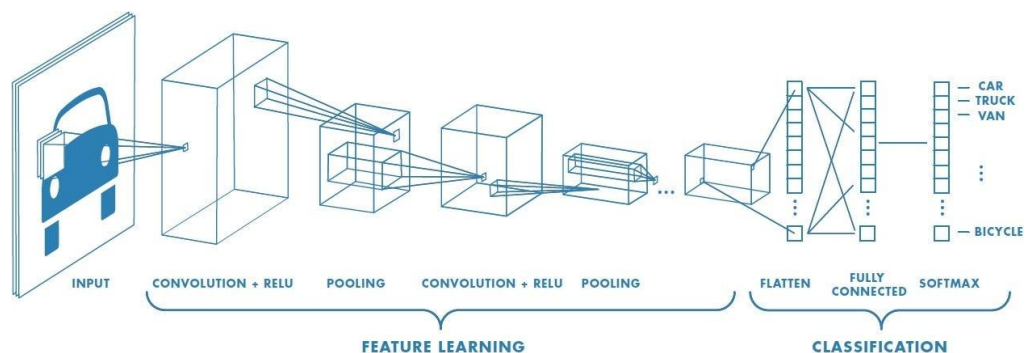
Pada tahap pra-pemrosesan, ukuran seluruh citra disesuaikan menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan format input pada arsitektur ResNet-50. Selain itu, diterapkan teknik augmentasi citra seperti rotasi, *flip*, dan *zoom* untuk menambah variasi data serta membantu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola pada citra.

2.3 Perancangan Model.

Pada tahap ini

2.3.1 CNN

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode *deep learning* yang dirancang untuk mengolah data berbentuk citra digital. CNN banyak dimanfaatkan dalam bidang *computer vision* untuk melakukan pengenalan, klasifikasi, dan deteksi objek pada gambar. Metode ini bekerja dengan mengekstraksi fitur secara otomatis melalui beberapa lapisan, seperti lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected*, sehingga mampu mengenali pola dan karakteristik objek dari tingkat sederhana hingga kompleks tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur secara manual. Dengan struktur jaringan yang berlapis, CNN memiliki kemampuan yang baik dalam mempelajari dan menggeneralisasi pola dari data citra, sehingga efektif digunakan untuk berbagai tugas pengolahan citra[5].

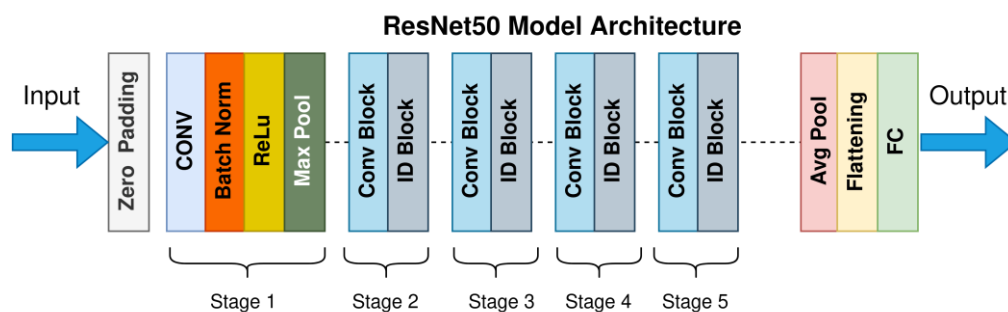


Gambar 1 Arsitektur CNN

Pada Gambar 1 ditampilkan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN). Proses dimulai ketika pengguna memasukkan sebuah citra, kemudian citra tersebut diproses melalui lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur-fitur penting. Setelah proses konvolusi, diterapkan fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) yang berfungsi menghilangkan nilai negatif dan mempertahankan nilai positif. Selanjutnya, lapisan pooling digunakan untuk mengurangi ukuran dimensi *feature map* tanpa menghilangkan informasi penting. Hasil dari proses pooling kemudian diubah menjadi vektor satu dimensi melalui lapisan flatten. Lapisan *fully connected* berperan dalam menentukan kelas output berdasarkan fitur-fitur yang telah dipelajari, sedangkan lapisan softmax berfungsi sebagai lapisan output yang menghasilkan nilai probabilitas untuk setiap kelas.

2.3.2 Resnet-50

ResNet-50 (*Residual Network 50*) merupakan salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan untuk mengatasi permasalahan pada jaringan saraf dengan jumlah lapisan yang sangat dalam, seperti *gradient dissipation* dan *degradation*. Arsitektur ini menerapkan konsep *residual learning* melalui penggunaan *residual block*, di mana keluaran jaringan tidak hanya dihasilkan dari proses pemetaan fitur, tetapi juga dikombinasikan dengan input awal melalui *identity mapping*. Mekanisme ini memungkinkan informasi dari lapisan awal tetap diteruskan ke lapisan yang lebih dalam, sehingga dapat mengurangi masalah *vanishing gradient* dan membantu jaringan mempelajari fitur-fitur yang lebih kompleks secara lebih stabil[6].



Gambar 2 Arsitektur ResNet-50

Pada Gambar 2, citra input terlebih dahulu melalui proses *zero padding* sebelum diproses dengan konvolusi untuk mengekstraksi fitur awal. Selanjutnya, *batch normalization* dan fungsi aktivasi ReLU diterapkan untuk menstabilkan data dan mempertahankan nilai positif. Proses *max pooling* digunakan untuk memperkecil dimensi data tanpa menghilangkan informasi penting. Setelah itu, citra diproses pada bagian inti ResNet-50 yang terdiri dari *convolutional block* dan *identity block*. Pada tahap akhir, fitur dirangkum menggunakan *average pooling*, kemudian diubah menjadi vektor satu dimensi melalui proses *flattening* dan diteruskan ke lapisan *fully connected* untuk menghasilkan klasifikasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pelatihan Model

Pada tahap ini, peneliti melakukan proses evaluasi untuk mengukur tingkat kinerja metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 dalam melakukan klasifikasi. Evaluasi dilakukan dengan mengamati nilai loss dan accuracy pada setiap epoch selama proses pelatihan model.

Tabel 1 Pelatihan Model

Epoch	Loss	Accuracy
1	0.7349	0.6934
2	0.2936	0.8915
3	0.1948	0.9344
4	0.1948	0.9469
5	0.1314	0.9603
6	0.1239	0.9615
7	0.1014	0.9688
8	0.0829	0.9749
9	0.0805	0.9753
10	0.0770	0.9737
11	0.0654	0.9802
12	0.0635	0.9797
13	0.0495	0.9858
14	0.0501	0.9846
15	0.0494	0.9866
16	0.0395	0.9866
17	0.0411	0.9866
18	0.0346	0.9911
19	0.0391	0.9883
20	0.0316	0.9911

Berdasarkan Tabel 1, hasil pelatihan model menunjukkan adanya variasi nilai akurasi dan loss selama 20 epoch. Akurasi terendah diperoleh pada epoch pertama sebesar 69,34%, sedangkan nilai loss tertinggi juga terjadi pada epoch pertama, yaitu sebesar 73,49%. Seiring dengan bertambahnya jumlah epoch, model menunjukkan peningkatan kemampuan dalam mengklasifikasikan data, yang ditandai dengan menurunnya nilai loss dan meningkatnya nilai accuracy pada setiap epoch. Akurasi tertinggi dicapai pada epoch ke-20 sebesar 99,11% dengan nilai loss sebesar 3,16%. Peningkatan akurasi tersebut menunjukkan adanya perbaikan kemampuan model secara konsisten selama proses pelatihan.

3.2 Pengujian Sistem

Berikut tahapan pengujian aplikasi untuk klasifikasi jenis ikan cupang :

Tabel 2 Pengujian Aplikasi

No.	Pengujian	Hasil	Kesimpulan
1	Halaman Utama	Dapat menampilkan halaman utama, menampilkan teks dan tombol	Aplikasi berjalan dengan baik
2	Halaman Deteksi	Dapat menampilkan halaman deteksi, menampilkan hasil deteksi beserta akurasi	Aplikasi berjalan dengan baik

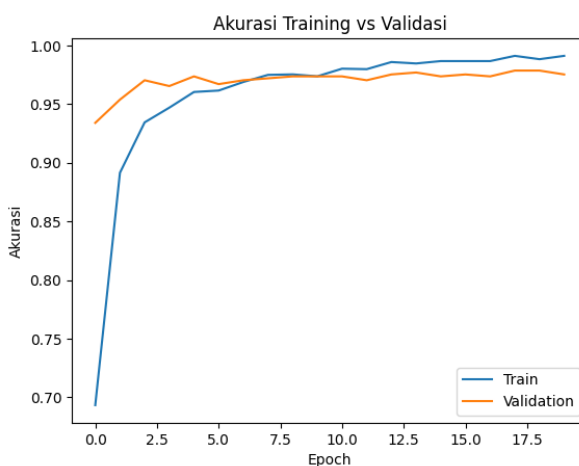
3.3 Evaluasi Model

Setelah proses pelatihan selesai., dilakukan pengujian menggunakan data uji untuk mengukur performa model. Hasil evaluasi berdasarkan metrik precision, recall, dan F1-Score serta membandingkan nilai akurasi dan loss antara data training dan data validasi

Tabel 3 Hasil Testing

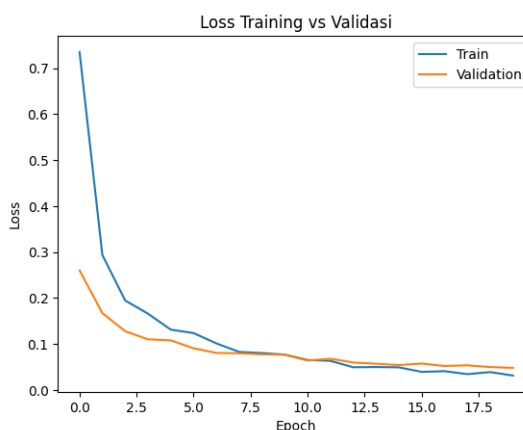
No.	Kelas	TP	TN	FP	FN	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
1	Crowntail	197	399	5	5	98%	98%	98%	97.52%
2	Halfmoon	217	383	4	2	98%	99%	99%	99.09%
3	Plakat	177	415	6	8	97%	96%	96%	95.68%

Berdasarkan Tabel 3.2, sistem klasifikasi yang diusulkan mampu mengidentifikasi jenis ikan cupang dengan sangat baik. Hal ini ditunjukkan oleh nilai precision, recall, F1-score, dan akurasi yang seluruhnya berada di atas 95% pada setiap kelas, yaitu Crowntail, Halfmoon, dan Plakat.



Gambar 3 Perbandingan grafik akurasi training vs validasi

Berdasarkan Gambar 3.1, terlihat grafik perbandingan antara akurasi data training dan data validasi. Akurasi pada data training meningkat secara signifikan setelah epoch awal dan terus mengalami peningkatan seiring bertambahnya jumlah epoch. Sementara itu, akurasi pada data validasi cenderung stabil dan tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan dibandingkan dengan akurasi data training. Kondisi ini menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting.



Gambar 4 Perbandingan grafik loss training vs validasi

Berdasarkan Gambar 3.2, grafik perbandingan nilai loss pada data training dan data validasi menunjukkan bahwa kedua nilai loss tersebut cenderung menurun secara konsisten serta memiliki selisih (gap) yang kecil dan stabil.

3.4 Implementasi Aplikasi

3.4.1 Halaman awal

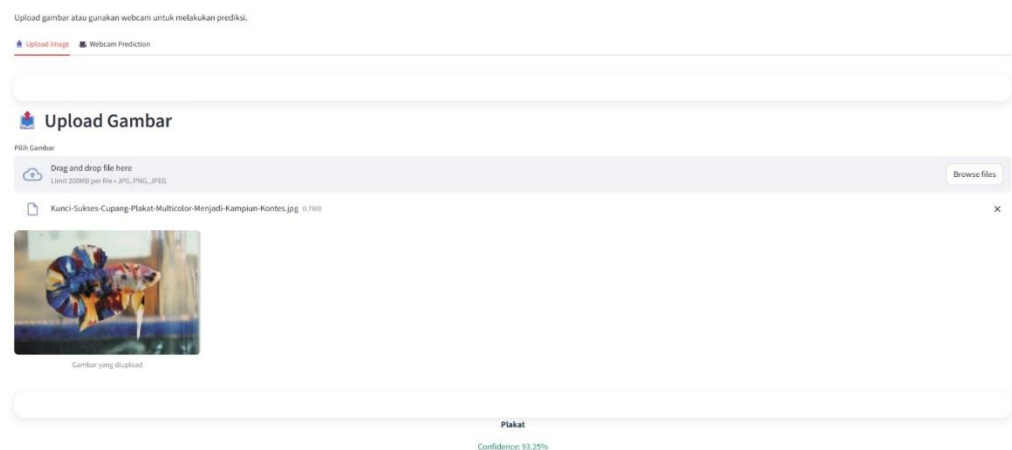
Pada halaman ini, pengguna dapat memilih menu *Upload Image* atau *Webcam Prediction*. Pada menu *Upload Image*, pengguna mengunggah foto ikan cupang yang akan diklasifikasikan. Sementara itu, pada menu *Webcam Prediction*, pengguna dapat mengaktifkan kamera dan mengarahkan kamera ke ikan cupang yang ingin diklasifikasikan.



Gambar 5 Halaman awal

3.4.2 Halaman Hasil Deteksi

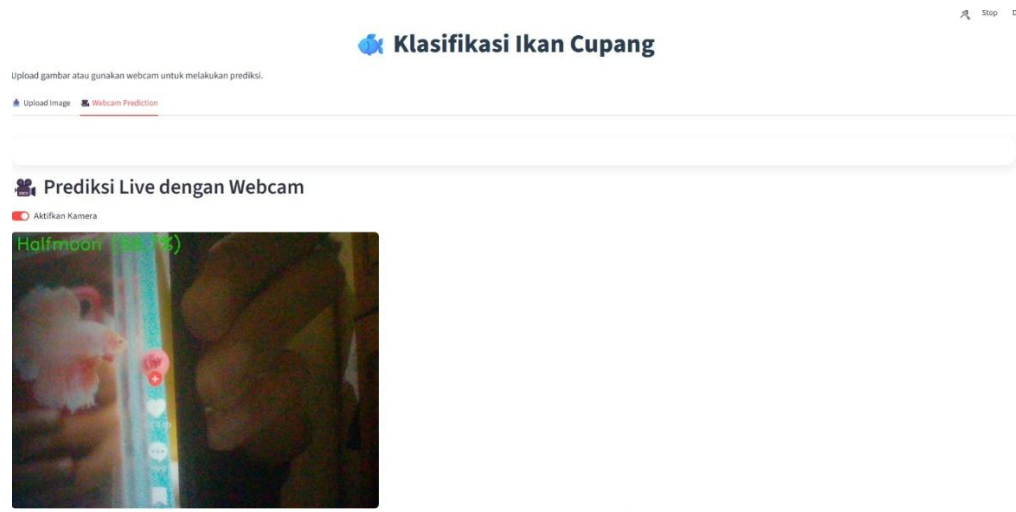
Pada halaman ini, gambar yang telah diinputkan akan ditampilkan, serta hasil prediksi jenis ikan cupang beserta nilai akurasi dari hasil prediksi tersebut.



Gambar 6 Halaman Hasil Deteksi

3.4.3 Halaman Live Detection

Pada halaman ini, pengguna diminta untuk mengaktifkan kamera. Setelah kamera aktif, kamera diarahkan ke ikan cupang yang akan diklasifikasikan, dan sistem akan secara langsung menampilkan hasil prediksi jenis ikan beserta nilai akurasinya.



Gambar 7 Halaman Live Detection

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penggunaan arsitektur ResNet-50 mampu menghasilkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan jenis ikan cupang. Model yang dibangun menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi pada seluruh kelas. Kelas ikan cupang Halfmoon memperoleh akurasi tertinggi sebesar 99%, diikuti oleh Crowntail dengan akurasi 97,52%, sedangkan akurasi terendah diperoleh oleh kelas ikan cupang Plakat sebesar 95,68%.

5. SARAN

. Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan menambah jumlah dan variasi dataset ikan cupang agar kemampuan generalisasi model semakin baik. Selain itu, sistem dapat dikembangkan dengan menambahkan mekanisme untuk mendeteksi gambar yang bukan merupakan ikan cupang, sehingga model tidak hanya mampu mengklasifikasikan jenis ikan cupang, tetapi juga dapat mengenali input yang tidak sesuai.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Rahmatdhan and D. Gunawan, "Pengembangan Sistem Informasi Penjualan Ikan Cupang Berbasis Web Di Labetta Solo," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 10, no. 2, pp. 270–282, 2021.
- [2] F. Shidiq, "Penerapan metode K-Nearest Neighbor (KNN) untuk menentukan ikan cupang dengan ekstraksi fitur ciri bentuk dan canny," *Innov. Res. Informatics*, vol. 3, no. 2, 2021.
- [3] B. Wijayanto, R. M. Mahendra, and M. I. Salam, "Identifikasi Jenis Ikan Cupang Menggunakan Metode CNN Dengan Arsitektur MobileNetV2 Berbasis Mobile," in *Seminar Nasional Teknologi & Sains, 2025*, pp. 519–525.
- [4] M. Nasution, M. Mahdi, and A. Amirullah, "Pengenalan jenis ikan cupang menggunakan metode YOLO," *J. Artif. Intell. Softw. Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 56–61, 2023.
- [5] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, "Implementasi convolutional neural network (CNN) untuk klasifikasi batik tanah liat sumatera barat," *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023.
- [6] B. Li and D. Lima, "International Journal of Cognitive Computing in Engineering Facial expression recognition via ResNet-50," *Int. J. Cogn. Comput. Eng.*, vol. 2, no. February, pp. 57–64, 2021, doi: 10.1016/j.ijcce.2021.02.002.