

Sistem Identifikasi Varietas Koi Berdasarkan Pola Corak dan Warna Menggunakan YOLOv8

Sabrina Kawulusan¹, Winsy Ch. D. Weku², Eric Alfonsius^{3*}

^{1,2,3}Sistem Informasi, Universitas Sam Ratulangi, Indonesia

¹sabrinakawulusan106@student.unsrat.ac.id, ²winsy_weku@unsrat.ac.id,

³ericalfonsius@unsrat.ac.id

Abstrak: Ikan koi (*Cyprinus carpio*) merupakan komoditas ikan hias bernilai ekonomis tinggi yang variasi corak dan warnanya, terutama pada varietas Kohaku, Sanke, dan Showa, menjadi daya tarik utama sekaligus tantangan tersendiri dalam proses identifikasi. Metode identifikasi manual yang selama ini digunakan pembudidaya masih rentan terhadap subjektivitas penilaian, khususnya pada varietas dengan kemiripan morfologi visual seperti Sanke dan Showa. Penelitian ini mengembangkan model deteksi dan klasifikasi ketiga varietas koi tersebut menggunakan arsitektur YOLOv8n yang diimplementasikan ke dalam sistem berbasis website. Dataset penelitian terdiri atas 313 citra sekunder dan 35 citra primer, yang setelah melalui anotasi dan augmentasi meningkat menjadi 589 citra dengan pembagian 414 data latih, 116 data validasi, dan 59 data uji. Model dilatih menggunakan tiga skenario konfigurasi *hyperparameter* berbeda, dengan konfigurasi *epoch* 100, *batch* 16, dan *patience* 20 menghasilkan performa terbaik berupa *precision* 94,88%, *recall* 87,87%, *mAP@0,5* sebesar 93,89%, dan *mAP@0,5:0,95* sebesar 90,85%. Analisis *confusion matrix* menunjukkan kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi antara kelas Sanke dan Showa, sejalan dengan kemiripan visual keduanya, sementara kelas Kohaku menunjukkan performa paling stabil. Pengujian model pada data uji menghasilkan akurasi sebesar 98,30%, mengonfirmasi kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Model yang telah divalidasi selanjutnya diintegrasikan ke dalam sistem berbasis website, dan pengujian fungsionalitas menggunakan metode *black box testing* membuktikan bahwa seluruh fitur sistem berjalan sesuai harapan tanpa kegagalan fungsi.

Kata Kunci: YOLOv8, Ikan Koi, Identifikasi Objek, Pengolahan Citra, Gradio

Abstract: Koi fish (*Cyprinus carpio*) is an ornamental fish commodity with high economic value, whose distinctive color patterns and markings, particularly in the Kohaku, Sanke, and Showa varieties constitute both its primary appeal and a considerable identification challenge. The manual identification methods that have traditionally been employed by breeders remain susceptible to subjective assessment, particularly for varieties with highly similar visual morphology such as Sanke and Showa. This study develops a detection and classification model for these three koi varieties using the YOLOv8n architecture, which is subsequently implemented into a website-based system. The research dataset consists of 313 secondary images and 35 primary images, which, following annotation and augmentation, increased to 589 images divided into 414 training images, 116 validation images, and 59 testing images. The model was

trained using three different hyperparameter configurations, with the configuration of 100 epochs, a batch size of 16, and a patience of 20 yielding the best performance, achieving a precision of 94.88%, a recall of 87.87%, an mAP@0.5 of 93.89%, and an mAP@0.5:0.95 of 90.85%. Confusion matrix analysis revealed that the highest number of misclassifications occurred between the Sanke and Showa classes, consistent with their visual similarity, whereas the Kohaku class exhibited the most stable performance. Model testing on the test dataset yielded an accuracy of 98.30%, confirming the model's strong generalization capability on unseen data. The validated model was then integrated into a website-based system, and functional testing using the black box testing method demonstrated that all system features performed as expected without functional failure.

Keywords: YOLOv8, Koi Fish, Object Identification, Image Processing, Gradio.

1. PENDAHULUAN

Ikan koi (*Cyprinus carpio*) merupakan salah satu jenis ikan hias yang sangat populer di berbagai negara, terutama di Jepang, Indonesia, dan negara-negara lain yang memiliki komunitas pecinta ikan hias, dengan daya tarik utama terletak pada keunikan variasi corak dan warna yang dimilikinya. Sektor perdagangan global menempatkan koi sebagai komoditas ikan hias utama, Jepang mencatatkan nilai ekspor sebesar kurang lebih 48,6 juta USD pada tahun 2022 dan mengalami pertumbuhan lebih dari dua kali lipat dalam 14 tahun, sementara Indonesia membuntuti sebagai pengekspor utama berikutnya dengan nilai perdagangan mencapai 36,4 juta USD. Besarnya volume perdagangan ini mencerminkan tingginya minat masyarakat global sekaligus potensi bisnis yang menjanjikan, sehingga prospek penjualan yang baik dan nilai ekonomis yang tinggi menjadi indikator kuat berkembangnya budidaya ikan koi [1], [2]. Dari sekitar 120 varian koi yang ada di dunia, varietas Kohaku, Sanke, dan Showa merupakan jenis yang paling sering dikelompokkan ke dalam golongan Gosanke, dan perkembangan aktivitas budidayanya terus berjalan selaras dengan meningkatnya kesadaran masyarakat akan dampak positif memelihara ikan hias [3].

Salah satu upaya untuk meningkatkan keanekaragaman varietas koi dilakukan melalui perkawinan silang, yang keberhasilannya didukung oleh kapasitas reproduksi induk betina yang mampu menghasilkan sekitar 300.000 butir telur dengan daya hidup di atas 80%, namun fase pemilahan visual terhadap hasil persilangan baru dapat dilakukan sekitar tiga bulan setelah telur menetas sehingga menjadi kendala tersendiri karena membutuhkan intensitas tenaga kerja serta alokasi waktu yang tinggi [4], [5]. Hingga saat ini, identifikasi jenis koi berdasarkan pola warna dan corak masih banyak mengandalkan metode manual yang sangat bergantung pada kecermatan dan pengalaman pembudidaya, dengan sejumlah kelemahan seperti tingkat subjektivitas yang tinggi dan beban kerja yang berat dan permasalahan yang semakin kompleks seiring bertambahnya variasi koi hasil persilangan, terutama pada varietas dengan kemiripan morfologi visual yang identik seperti Taisho Sanke dan Showa Sanshoku. Keterbatasan metode manual tersebut berpotensi menimbulkan kesalahan identifikasi serta subjektivitas penilaian yang tinggi [6], sehingga identifikasi jenis koi secara akurat menjadi tantangan tersendiri, baik dalam proses penyaringan varietas hasil budidaya maupun bagi para penjual yang perlu memastikan jenis koi yang mereka tawarkan kepada penggemar pemula.

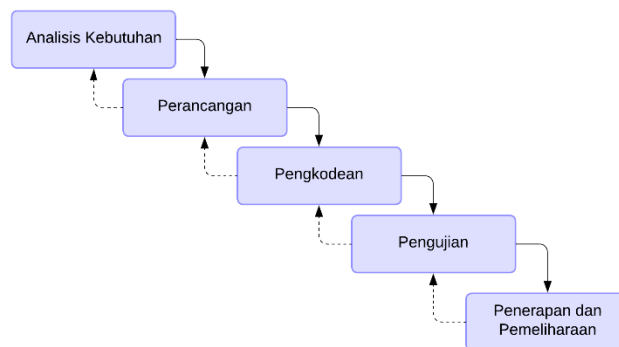
Berdasarkan permasalahan tersebut, diperlukan pengembangan sistem identifikasi cerdas berbasis teknologi guna meminimalisasi kelemahan metode konvensional, salah satunya melalui pemanfaatan algoritma *deep learning* *You Only Look Once* (YOLO) yang telah banyak digunakan dalam berbagai tugas deteksi objek karena kecepatan dan akurasi. YOLO (You Only Look Once) adalah algoritma yang dikembangkan untuk mendeteksi objek secara real-time. YOLO pertama kali diperkenalkan oleh Redmon *et al.*

pada tahun 2016 dan telah mengalami berbagai perbaikan hingga versi terbarunya. YOLO menggunakan pendekatan jaringan saraf tiruan (JST) untuk mendeteksi objek dalam citra. Cara YOLO memproses gambar dengan mengubah ukuran citra input menjadi 448 x 448, menjalankan single convolutional network pada citra, dan confidence model akan menghasilkan batas deteksi kemudian memprediksi setiap bounding box menggunakan seluruh gambar dan memprediksi semua bounding box di semua kelas untuk waktu yang bersamaan [7], [8].

Penelitian terkait pemanfaatan model cerdas untuk mengidentifikasi objek pun sudah tidak asing lagi, seperti [9] yang mendeteksi empat jenis ikan dari 2.000 data citra dengan akurasi 98,2%, [10] yang mengidentifikasi sembilan jenis kendaraan dari 2.042 data citra dengan akurasi 96%, serta beberapa penelitian yang secara khusus menyasar objek ikan koi, yaitu [11] yang mengklasifikasikan 15 jenis koi menggunakan algoritma CNN dengan akurasi 84%, [12] yang menggabungkan algoritma Canny dan Backpropagation namun hanya memperoleh akurasi 63,33% hingga 70%, serta [13] yang menerapkan algoritma YOLO v4 untuk mengenali jenis ikan cupang dengan akurasi 85%. Berdasarkan uraian tersebut, terlihat bahwa metode *deep learning* secara umum mampu memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode konvensional, namun akurasi identifikasi khusus pada ikan koi masih relatif rendah, sementara algoritma YOLO yang terbukti unggul dalam pemrosesan *real-time* yang cepat, efisien, dan akurat pada objek lain masih belum banyak dieksplorasi untuk identifikasi varietas koi berdasarkan pola warna dan corak khususnya pada varietas dengan kemiripan morfologi visual seperti Taisho Sanke dan Showa Sanshoku [14], [15]. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem deteksi dan klasifikasi varietas ikan koi menggunakan arsitektur YOLOv8n, dengan berfokus pada tiga kelas utama golongan Gosanke, yaitu Kohaku, Taisho Sanke, dan Showa Sanshoku, dengan harapan dapat menghasilkan solusi identifikasi yang lebih objektif dan akurat dibandingkan metode konvensional, sekaligus dapat diimplementasikan ke dalam sistem berbasis *website* guna menunjang proses budidaya dan perdagangan ikan koi agar lebih praktis.

2. METODE PENELITIAN

Pelaksanaan penelitian ini berlandaskan pada rangkaian prosedur ilmiah yang terencana secara matang. Pembahasan teoretis dan operasional mengenai penetapan sumber data, hingga pengolahan data, desain penelitian, instrumen yang digunakan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Menganalisis Kebutuhan Sistem

Penelitian diawali dengan mengidentifikasi kebutuhan data yang akan digunakan dalam membangun model, yang terbagi atas dua jenis, yaitu data sekunder dan data

Eric Alfonsius: *Penulis Korespondensi



Copyright © 2026, Sabrina Kawuluan, Winsy Ch. D. Weku, Eric Alfonsius.

primer. Data sekunder diperoleh dari platform *Kaggle* dan *Roboflow* berupa dataset yang mencakup tiga jenis ikan koi, yaitu Kohaku, Taisho Sanke, dan Showa Sanshoku, yang dimanfaatkan untuk melatih model serta mengevaluasi kemampuan model dalam mengenali pola warna dan corak dari ketiga jenis ikan koi tersebut. Sementara itu, data primer dikumpulkan secara langsung melalui pengambilan gambar menggunakan kamera dari berbagai sumber, yang berfungsi sebagai dataset pengujian pada sistem web setelah model diintegrasikan dengan sistem berbasis *website*, dan belum pernah digunakan dalam proses pelatihan model sebelumnya, sehingga dapat memberikan hasil yang objektif terhadap kemampuan model dalam mengidentifikasi jenis ikan koi.

2. Perancangan Sistem

Setelah kebutuhan data ditetapkan, selanjutnya merancang alur kerja penelitian yang mencakup rancangan pengolahan data hingga rancangan sistem yang akan dibangun. Perancangan dimulai dengan pengumpulan dataset dari situs Kaggle dan Roboflow yang mencakup tiga varietas ikan koi utama, kemudian dilanjutkan dengan proses *preprocessing* melalui anotasi menggunakan teknik *bounding box annotation*, di mana setiap objek ikan koi pada citra diberi penanda kotak pembatas yang mencakup area objek secara keseluruhan disertai label kelas yang sesuai. Dataset kemudian dirancang untuk dibagi menjadi tiga subset dengan proporsi 70:20:10, yaitu 70% untuk data pelatihan, 20% untuk data validasi, dan 10% untuk data pengujian, guna memastikan representasi yang proporsional dari setiap kelas ikan koi, dilengkapi dengan rancangan teknik augmentasi pada data pelatihan dan validasi untuk menambah variasi data.

3. Implementasi Sistem

Rancangan tersebut selanjutnya diimplementasikan melalui proses konfigurasi *hyperparameter* yang disesuaikan dengan karakteristik dataset dan kompleksitas tugas deteksi yang dihadapi, mengikuti kapasitas komputasi yang tersedia serta target performa yang diharapkan, dengan mengacu pada nilai standar bawaan dari Ultralytics. Model kemudian dilatih menggunakan arsitektur YOLOv8n dengan data pelatihan hingga proses selesai, serta dievaluasi menggunakan data validasi untuk memantau performa model selama pelatihan berlangsung, sehingga diperoleh model dengan performa terbaik untuk digunakan pada tahap selanjutnya.

4. Pengujian Sistem

Model yang telah diimplementasikan kemudian diuji sebagai evaluasi akhir untuk mengukur kemampuan generalisasinya, menggunakan data uji yang belum pernah digunakan dalam proses pelatihan maupun validasi model. Pengujian dilakukan dengan menganalisis kemampuan model dalam mendeteksi setiap jenis ikan koi menggunakan metrik standar untuk *object detection*, serta dilakukan analisis *confusion matrix* untuk mengidentifikasi kelas yang sering mengalami kesalahan klasifikasi.

Confusion matrix merupakan alat evaluasi berbentuk matriks persegi berdimensi $N \times N$, dengan N merepresentasikan total kelas luaran yang diuji. Kolom pada matriks menunjukkan jumlah data dari kelas hasil prediksi, sedangkan baris memperlihatkan jumlah data dari kelas yang sesungguhnya (*ground truth*). Evaluasi menggunakan matriks ini sangat krusial pada pengujian klasifikasi multikelas, karena tidak hanya memperlihatkan tingkat akurasi global, melainkan juga memetakan pola kesalahan spesifik (*misclassification*) antar-kelas yang memiliki kemiripan fitur visual seperti pada kasus kelas Sanke dan Showa yang dari segi warna memiliki 3 warna yang sama dengan yang menjadi pembeda ada pada warna hitam, dimana untuk Sanke warna hitam hanya sebagai corak, namun pada Showa warna hitam sebagai warna

dasarnya. Pengukuran performa model klasifikasi dilakukan melalui beberapa metrik evaluasi utama, dimana True Positive (TP) adalah jumlah data yang positif dan diprediksi sebagai positif, False Positive (FP) merupakan jumlah data yang sebenarnya negatif, tetapi diprediksi positif, False Negative (FN) sebagai jumlah data yang sebenarnya positif, tetapi diprediksi negative, dan True Negative (TN) adalah jumlah data yang benar-benar negatif dan diprediksi negatif.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

Metrik akurasi merepresentasikan persentase total prediksi yang dihasilkan secara benar oleh model yang mencakup kelas positif dan negative terhadap keseluruhan jumlah data prediksi.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2)$$

Presisi mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi kelas positif. Metrik ini menunjukkan rasio objek yang benar-benar positif dari keseluruhan hasil yang diklaim sebagai positif oleh sistem.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

Recall atau sensitivitas digunakan mengukur proporsi data positif yang berhasil diidentifikasi dengan benar dibandingkan dengan seluruh data positif yang ada.

$$P_{makro} = \frac{\sum_{i=1}^N P_i}{N} \times 100\% \quad (4)$$

$$R_{makro} = \frac{\sum_{i=1}^N R_i}{N} \times 100\% \quad (5)$$

$$F1_{makro} = 2 \times \frac{P_{makro} \times R_{makro}}{P_{makro} + R_{makro}} \times 100\% \quad (6)$$

Rata-rata makro berfungsi menghitung rata-rata tanpa bobot dari skor precision, recall, dan F1-Score untuk tiap kelas, dimana P_{makro} adalah precision macro, R_{makro} merupakan recall macro, $F1_{makro}$ sebagai nilai F1-Score macro, N adalah jumlah kelas ikan koi.

5. Penerapan dan Pemeliharaan Sistem

Setelah model dinyatakan valid melalui tahap pengujian, model tersebut kemudian diintegrasikan ke dalam sistem berbasis website yang dibangun menggunakan library Python *open-source* Gradio, yang memungkinkan pengembang untuk membuat antarmuka web interaktif secara mudah dan cepat bagi model *machine learning*, fungsi Python, maupun API. Sistem web yang diterapkan dilengkapi dengan fitur pendukung seperti unggah gambar (*upload*), serta tampilan hasil deteksi berupa *bounding box* dan *confidence score*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Temuan dari data yang telah berhasil diambil pada platform *Kaggle* sebanyak 94 citra Kohaku, 89 citra Sanke, dan 94 citra Showa sehingga jumlah yang diambil sebanyak 277 citra, sementara untuk platform *Roboflow* diambil sebanyak 16 citra Kohaku, 12 citra

Sanke, dan 8 citra Showa dengan jumlah sebanyak 36 citra. Proses seleksi data dari platform *Kaggle* dan *Roboflow* dilakukan melalui tahap filtering dengan kriteria inklusi: (1) citra memiliki latar belakang lingkungan kolam yang bervariasi, (2) objek ikan koi mencakup skenario objek tunggal maupun skenario dengan banyak objek, dimana dalam 1 gambar terdapat beberapa ikan koi dari varietas lain di luar kelas Gosanke. Total keseluruhan dataset yang diambil dari kedua platform sebanyak 313 citra, dengan rincian 110 citra Kohaku, 101 citra Sanke, dan 102 citra Showa, serta 35 citra data primer hasil pengambilan gambar secara langsung yang digunakan sebagai data uji pada tahap implementasi website.

Preprocessing Data

Seluruh data sekunder dianotasi menggunakan teknik bounding box dan dibagi dengan proporsi 44:37:19 untuk mendapatkan hasil augmentasi dengan proporsi 70:20:10 karena kinerja roboflow yang memproses gambar sebanyak 3 kali, kemudian diseragamkan ke ukuran 640×640 piksel. Guna mengatasi keterbatasan jumlah data, dilakukan augmentasi berupa flip image secara horizontal dan vertikal, rotasi searah jarum jam (clockwise), rotasi berlawanan arah jarum jam (counter-clockwise) serta rotasi upside down dengan total derajat antara 90 derajat. Selain itu, dilakukan teknik crop image dengan minimum dan maksimum zoom 10%, ada juga teknik shear atau transformasi memiringkan bentuk bayangan yang digeser sebesar ± 15 derajat secara horizontal dan vertikal, kemudian penyesuaian brightness dan exposure pada rentang -15% dan +15%, serta penambahan blur hingga 2,5 piksel dan juga penggunaan noise hingga 0,5%. Sehingga jumlah data meningkat menjadi 589 citra yang terbagi atas 414 data latih, 116 data validasi, dan 59 data uji.

Model YOLOv8n

Model YOLOv8n dilatih menggunakan tiga konfigurasi hyperparameter yang berbeda pada platform Google Colaboratory untuk memperoleh kombinasi optimal, yaitu epoch 100 dengan patience 20 dan batch 16, epoch 50 dengan patience 10 dan batch 32, serta epoch 200 dengan patience 30 dan batch 32.

Tabel 1. Perbandingan 3 Skenario Konfigurasi Pelatihan

Konfigurasi (Epoch/Batch/ Patience)	Epoch Terlaksana	Epoch Terbaik	Precision (%)	Recall (%)	mAP@0,5 (%)	mAP@0,5:0,95 (%)
100/16/20	100	98	94,88	87,87	93,89	90,85
50/32/10	47	37	94,07	83	93,87	87,04
200/32/30	74	44	90,38	86,23	94,23	85,31

Hasil perbandingan ketiga konfigurasi menunjukkan bahwa penambahan jumlah epoch tidak selalu berbanding lurus dengan peningkatan performa model. Konfigurasi epoch 200 justru menghasilkan performa terendah dengan precision 90,38%, recall 86,23%, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 85,31%, karena proses pelatihan berhenti lebih awal melalui mekanisme early stopping sebelum model mencapai konvergensi optimal. Sebaliknya, konfigurasi epoch 100 dengan patience 20 memperoleh performa terbaik secara keseluruhan, dengan precision 94,88%, recall 87,87%, mAP@0.5 sebesar 93,89%, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 90,85%, sehingga dipilih sebagai model akhir untuk tahap pengujian dan implementasi sistem. Konfigurasi epoch 50 dengan patience 10, meskipun memiliki durasi pelatihan yang jauh lebih singkat, tetap menghasilkan performa yang mendekati konfigurasi terbaik, mengindikasikan bahwa titik konvergensi model dapat dicapai lebih cepat tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan.

Analisis Confusion Matrix

Eric Alfonsius: *Penulis Korespondensi



Copyright © 2026, Sabrina Kawuluan, Winsy Ch. D. Weku, Eric Alfonsius.

Analisis confusion matrix pada model terbaik menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi antara kelas Sanke dan Showa, sejalan dengan kemiripan morfologi visual pola warna dan corak kedua varietas tersebut yang telah diidentifikasi sebagai tantangan utama pada bagian pendahuluan. Kelas Kohaku secara konsisten menunjukkan performa deteksi tertinggi dan paling stabil di antara ketiga kelas, baik dari segi precision, recall, maupun F1-score.



Gambar 2. Confusion Matrix dengan 100 epoch

Hasil pengujian, model berhasil mengklasifikasikan 36 citra kelas Kohaku, 34 citra kelas Sanke, dan 34 citra kelas Showa secara benar, yang menunjukkan kemampuan klasifikasi yang baik pada ketiga kelas. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi antar kelas, seperti 2 citra Sanke diprediksi sebagai Kohaku, 3 citra Sanke diprediksi sebagai Showa, serta 1 citra Kohaku dan 2 citra Showa yang diprediksi sebagai Sanke. Selain itu, model juga menghasilkan beberapa prediksi terhadap kelas background, seperti 5 pada Kohaku, 9 pada Sanke, dan 4 pada Showa, serta terdapat 2 citra Kohaku dan 2 citra Showa yang tidak berhasil dikenali dan diklasifikasikan sebagai background. Performa model secara keseluruhan dapat dihitung menggunakan persamaan (1), (4), (5), dan (6).

Pengujian Model

Pengujian model dilakukan melalui tahap pengujian dengan memanfaatkan data testing yang sepenuhnya terpisah dan tidak pernah diikutsertakan dalam proses pelatihan maupun validasi, dengan lebih dari 10 data citra dari setiap kelas.

Tabel 2. Hasil Pengujian Identifikasi Varietas Koi

Nama Kelas	Teridentifikasi	
	True	False
Kohaku	26	0
Sanke	16	1
Showa	18	0
Total	58	1

Pengujian akhir model menggunakan 59 data uji yang belum pernah dilibatkan dalam proses pelatihan maupun validasi menghasilkan 58 prediksi benar, dengan seluruh sampel

Eric Alfonsius: *Penulis Korespondensi

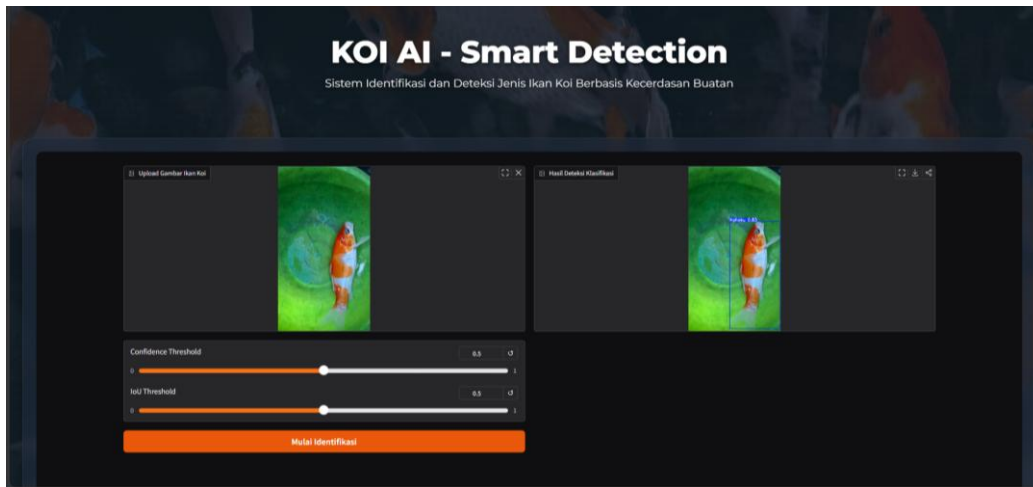


Copyright © 2026, Sabrina Kawuluan, Winsy Ch. D. Weku, Eric Alfonsius.

kelas Kohaku dan Showa berhasil diklasifikasikan dengan tepat, sementara kelas Sanke menghasilkan satu kesalahan klasifikasi, sehingga diperoleh tingkat akurasi pengujian sebesar 98,30%. Hasil ini mengonfirmasi bahwa model YOLOv8n dengan konfigurasi epoch 100 mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data baru dan layak diimplementasikan pada tahap selanjutnya.

Integrasi Model

Model yang telah divalidasi kemudian diintegrasikan ke dalam sistem identifikasi berbasis website menggunakan *framework* Gradio, yang menyediakan antarmuka unggah gambar, penyesuaian *confidence threshold* dan *IoU threshold* melalui *slider*, serta tampilan hasil deteksi berupa *bounding box* disertai skor keyakinan prediksi.



Gambar 3. Tampilan Website

Pengujian fungsionalitas sistem dilakukan menggunakan metode black box testing dengan pendekatan positive dan negative testing. Hasil pengujian positive testing menunjukkan seluruh fitur utama, meliputi unggah gambar, pengaturan confidence threshold, proses deteksi, dan pengunduhan hasil, berjalan sesuai dengan realisasi yang diharapkan. Pengujian negative testing pada kondisi input tidak valid, seperti unggah file kosong, format file yang tidak didukung, serta nilai confidence threshold pada batas ekstrem 0,0 dan 1,0, menunjukkan bahwa sistem tetap mampu menangani kondisi tersebut tanpa mengalami kegagalan fungsi. Hasil pengujian ini membuktikan bahwa sistem berbasis website yang dibangun dapat beroperasi secara stabil dan diandalkan oleh pengguna dalam melakukan identifikasi varietas ikan koi berdasarkan karakteristik pola warna dan coraknya.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun model cerdas menggunakan algoritma YOLOv8n yang mampu mengidentifikasi tiga varietas ikan koi golongan Gosanke, yaitu Kohaku, Taisho Sanke, dan Showa Sanshoku, berdasarkan pola warna dan corak dengan tingkat akurasi yang baik. Hasil ini membuktikan bahwa karakteristik visual berupa pola warna dan corak unik pada tubuh ikan koi dapat diandalkan sebagai dasar identifikasi varietas secara otomatis, sekaligus menjadi solusi atas keterbatasan metode manual yang selama ini masih bergantung pada kecermatan dan pengalaman pembudidaya. Melalui integrasi model ke dalam sistem berbasis web menggunakan Gradio yang telah teruji secara fungsional, penelitian ini memberikan kontribusi praktis dalam menghadirkan alat bantu presisi tinggi yang siap pakai. Dalam ranah budidaya, keberadaan sistem cerdas ini

berpotensi meningkatkan efisiensi operasional pada tahap penilaian kualitas, edukasi pembudidaya pemula, hingga pengelolaan tata kelola kolam secara lebih modern.

Penelitian lanjutan disarankan untuk memperluas diversitas dataset dari berbagai sudut pandang pengambilan gambar dan kondisi air guna meningkatkan ketahanan model terhadap variasi kondisi di lapangan, serta melakukan penyesuaian hyperparameter secara lebih mendalam untuk meminimalkan kesenjangan akurasi antar kelas, khususnya pada varietas dengan kemiripan morfologi visual seperti Sanke dan Showa. Pengembangan lebih lanjut juga dapat diarahkan pada peningkatan fitur sistem berbasis website agar mampu mendukung pemrosesan video secara real-time, sehingga cakupan penerapan sistem identifikasi ini dapat lebih luas dan aplikatif bagi pembudidaya maupun pelaku usaha perdagangan ikan koi.

5. REFERENCES

- [1] K. N. Andrian, H. Wihadmadyatami, N. Wijayanti, S. Karnati, and A. Haryanto, "A comprehensive review of current practices, challenges, and future perspectives in Koi fish (*Cyprinus carpio* var. *koi*) cultivation," *Vet. World*, vol. 17, no. 8, pp. 1846–1854, Aug. 2024, doi: 10.14202/vetworld.2024.1846-1854.
- [2] M. U. Rusda and C. M. Sari, "EFFORT TO IMPROVE THE COMMUNITY'S ECONOMY THROUGH KOI FISH CULTIVATION IN KEMLOKO VILLAGE NGLEGOK DISTRICT BLITAR," *Jurnal Apresiasi Ekonomi*, vol. 11, no. 1, 2023, doi: 10.31846/jae.v11i1.584.
- [3] A. Hendriana, F. Ridwansyah, A. Iskandar, A. S. Munawar, and D. Lugina, "Metode Pembenihan Ikan koi *Cyprinus carpio* dalam menghasilkan benih berkualitas di Mizumi Koi Farm, Kabupaten Sukabumi, Jawa Barat.," *Jurnal Perikanan Terapan*, vol. 2, Nov. 2021, doi: 10.25181/peranan.v2i1.2186.
- [4] Y. Zheng, L. Deng, Q. Lin, W. Xu, F. Wang, and J. Li, "KRS-Net: A Classification Approach Based on Deep Learning for Koi with High Similarity," *Biology (Basel)*, vol. 11, no. 12, 2022, doi: 10.3390/biology11121727.
- [5] N. I. Mas'ud and R. I. Affandi, "PEMELIHARAAN IKAN KOI (*CYPRINUS CARPIO*) PADA KOLAM BETON," *Jurnal Ganec Swara*, vol. 18, no. 3, pp. 1288–1295, Sep. 2024, [Online]. Available: <http://journal.unmasmataram.ac.id/index.php/GARA>
- [6] H. As'ari, I. Qiram, and T. I. D. Kurnia, *BUDIDAYA KOI Dari Sejarah hingga Teknologi Pakan*. Banyuwangi: DEWA Publishing, 2024. Accessed: Mar. 20, 2025. [Online]. Available: <http://repository.unibabwi.ac.id/id/eprint/1022>
- [7] J. Terven, D. M. Córdova-Esparza, and J. A. Romero-González, "A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS," 2023. doi: 10.3390/make5040083.
- [8] L. Jiao et al., "A survey of deep learning-based object detection," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 128837–128868, Sep. 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2939201.
- [9] F. Prameswari, H. Octafiani, and T. Haryanto, "You only Look Once (YOLOv8) for Fish Species Detection," in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Institute of Physics, 2024, p. 1. doi: 10.1088/1755-1315/1359/1/012023.
- [10] A. P. H. Telaumbanua, T. P. Larosa, P. D. Pratama, R. H. Fauza, and A. M. Husein, "Vehicle Detection and Identification Using Computer Vision Technology with the Utilization of the YOLOv8 Deep Learning Method," *sinkron*, vol. 8, no. 4, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i4.12787.
- [11] M. S. Cueto, J. M. B. Diangkinay, K. W. B. Melencion, T. P. Senerado, H. L. P. Taytay, and E. R. E. Tolentino, "Classification of different types of koi fish using convolutional neural network," in *Proceedings - 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICICCS 2021*, 2021. doi: 10.1109/ICICCS51141.2021.9432358.



- [12] R. Z. Zakaria, H. Yuana, and U. Mawaddah, "PENERAPAN ALGORITMA CANNY DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION DALAM MENGIDENTIFIKASI IKAN KOI," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 5, Oct. 2023.
- [13] M. Nasution, M. Mahdi, and A. Amirullah, "Pengenalan Jenis Ikan Cupang Menggunakan Metode YOLO," *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering (J-AISE)*, vol. 3, no. 2, 2023, doi: 10.30811/jaise.v3i2.4588.
- [14] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE Computer Society, Dec. 2016, pp. 779–788. doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [15] S. S. Reddy, V. R. M. Rao, P. Voosala, and S. Nrusimhadri, "You only look once model-based object identification in computer vision," *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 13, no. 1, 2024, doi: 10.11591/ijai.v13.i1.pp827-838.

