

Implementasi Yolov8 Untuk Klasifikasi Jenis Kucing

^{1*}Putri Derisa Adilla Dewi Seftania, ²Made Ayu Dusea Widyadara, ³Daniel Swanjaya

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: [1*derisaadilla21@gmail.com](mailto:derisaadilla21@gmail.com), [2madedara@unpkediri.ac.id](mailto:madedara@unpkediri.ac.id), [3daniel@unpkediri.ac.id](mailto:daniel@unpkediri.ac.id)

Penulis Korespondens : Putri Derisa Adilla Dewi Seftania

Abstrak— Kucing dalam bahasa latin adalah *Felis silvestris catus* adalah sejenis hewan karnivora. Kucing adalah hewan peliharaan terpuler di dunia yang memiliki banyak peminat dan penggemar. Karena banyaknya jumlah jenis kucing seringkali pemilik tidak mengetahui jenis kucing yang dimiliki, maka dibutuhkan sebuah algoritma yang dapat mengklasifikasikan citra kucing agar pemilik kucing mengetahui jenis kucing apa yang dimilikinya. Penelitian ini mengembangkan algoritma You Only Look Once (YOLO) untuk mengklasifikasikan jenis kucing berdasarkan citra, mengingat banyaknya jenis kucing yang diakui. Dua skenario pelatihan dengan model YOLOv8 dievaluasi berdasarkan akurasi dan metrik kinerja. Skenario pertama dengan 20 epoch mencapai precision 0.651 dan recall 0.887, sedangkan skenario kedua dengan 50 epoch menunjukkan peningkatan signifikan dengan precision 0.916 dan recall 0.792. Hasil menunjukkan peningkatan performa model yang stabil, menjadikannya alat yang efisien dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis kucing.

Kata Kunci— Klasifikasi Citra, Kucing, Yolov8

Abstract— *Cat in Latin is Felis silvestris catus is a kind of carnivorous animal. Cats are the most popular pets in the world that have many enthusiasts and fans. Because of the large number of types of cats often the owner does not know the type of cat owned, it takes an algorithm that can classify cat images so that cat owners know what type of cat they have. This research develops the You Only Look Once (YOLO) algorithm to classify cat breeds based on images, given the large number of recognised cat breeds. Two training scenarios with the YOLOv8 model were evaluated based on accuracy and performance metrics. The first scenario with 20 epochs achieved precision 0.651 and recall 0.887, while the second scenario with 50 epochs showed significant improvement with precision 0.916 and recall 0.792. The results show a steady improvement in model performance, making it an efficient tool in identifying and classifying cat breeds.*

Keywords— *Image Classification, Cat, Yolov8*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

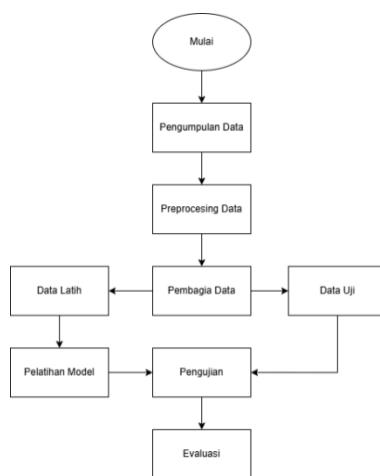
Kucing dalam bahasa latin adalah *Felis silvestris catus* adalah sejenis hewan karnivora. Kucing adalah hewan peliharaan terpuler di dunia yang memiliki banyak peminat dan penggemar. Banyaknya ras kucing yaitu sekitar 32 kucing yang diakui secara internasional diantaranya seperti Anggora dan Persia. Jika di lihat kucing Anggora mirip dan hampir sama dengan kucing Persia, tetapi bila kita perhatikan secara seksama maka akan tampak jelas perbedaannya pada hidung, badan dan bulunya. Kucing Persia mempunyai ciri berhidung pesek, berbadan agak membulat dan sekujur badannya berbulu panjang. Sedangkan kucing Anggora biasanya berhidung mancung, berbadan agak ramping dan bulunya panjang pada bagian-bagian

tertentu saja[1]. Karena banyaknya jumlah jenis kucing seringkali pemilik tidak mengetahui jenis kucing yang dimiliki, maka dibutuhkan sebuah algoritma yang dapat mengklasifikasikan citra kucing agar pemilik kucing mengetahui jenis kucing apa yang dimilikinya.

Berbagai penelitian telah dilakukan guna mengembangkan teknologi yang dapat membantu dalam klasifikasi jenis kucing. Pada penelitian sebelumnya yang membahas tentang klasifikasi ras kucing Persia, Ragdoll, Siamese, Maine Coon, Russian Blue, dan Sphynx menggunakan algoritma YOLOv5 dengan akurasi mAP 0.5 sebesar 0.9933 (Mina dkk, 2023)[2]. Sementara itu, penelitian yang menggunakan algoritma YOLOv7 untuk klasifikasi jenis kupu-kupu dengan data set sejumlah 1000 dan iterasi 1000 memperoleh hasil mAP sebesar 90% (Desi dkk, 2023)[3]. Penerapan algoritma YOLOv8 untuk klasifikasi penyakit mata mendapatkan hasil sebesar 92% (Muhammad dkk, 2023)[4]. Disisi lain, Model YOLOv8 digunakan untuk deteksi dan klasifikasi buah jeruk, mencapai akurasi pada data uji rata-rata sebesar 96,89 % untuk kategori matang, belum matang, dan busuk, dengan nilai mAP@0.5 sebesar 0,993, precision 0.98, recall 0.97, dan F1-score 0.99[5]. dan penelitian lain dengan menggunakan metode YOLOv8 untuk deteksi penyakit kulit kucing mendapatkan hasil uji didapatkan Map score sebesar 0.788, precision sebesar 0.727, recall sebesar 0.769, dan F1-Score sebesar 0.75 [6]. Klasifikasi hama potato pada tanaman kentang dengan model YOLOv8 mencapai hasil mAP50 sebesar 81,8%, precision sebesar 78,1% dan recall sebesar 89,8% [7]. Hasil dari pengujian yang dilakukan dengan metode YOLOv8 didapatkan nilai terbaik yaitu pada saat pengujian menggunakan size 224, learning rate 0.01, batch size 16, dan optimizer SGD yaitu presisi sebesar 0.982, recall 0.989, mAP50 0.986, dan mAP50 95 0.929 dan dari hasil perhitungan F1-Score sebesar 96,2% [8]. Penerapan YOLO V8 untuk klasifikasi rempah-rempah mencapai akurasi sebesar 86%, dengan parameter batch size 10, ukuran gambar 550x550 piksel, epoch 100, dan learning rate 0,0001[9]. Klasifikasi jenis hiu menggunakan algoritma YOLOv8 berbasis mobile dengan akurasi precision 0.877, recall 0.77, mAP50 0.835, dan mAP50-95 0.58[10].

Pada penelitian ini, algoritma You Only Look Once (YOLO) digunakan untuk klasifikasi jenis kucing berdasarkan citra. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma YOLOv8 untuk klasifikasi jenis kucing, serta mengevaluasi model berdasar akurasi yang dicapai.

II. METODE



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

A. Pengumpulan Data

Dataset berisi 548 berupa gambar yang terdiri gambar kucing Persian, Anggora, Siam, Domestik Bulu Sedang, Domestik Bulu Panjang dari kaggle , link kaggle sebagai berikut:<https://www.kaggle.com/datasets/rezam123/kucingbaru?select=Turkish+Angora> .

Tabel 1. Dataset

No	Gambar Kucing	Jenis Kucing
1		Domestik Long Hair
2		Domestik Medium Hair
3		Siam
4		Anggora
5		Persian

B. Pengolahan Data

Setelah input dataset dan melalui proses preprosesing langkah selanjutnya pengolahan data.

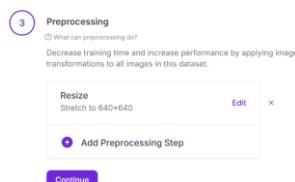
1. Anotasi

Menggunakan tools Robloflow untuk membuat bounding box dan anotasi dalam file teks (.txt). file tersebut berisi



Gambar 2. Label Kucing

2. Resize gambar ke resolusi 640x640 piksel.



Gambar 3. Resize Gambar

Pada tahap ini, semua gambar dalam dataset telah melalui proses resize (pengubahan ukuran) menjadi resolusi 640×640 piksel. Tujuan dari proses ini adalah untuk menyeragamkan ukuran seluruh gambar agar sesuai dengan format input yang dibutuhkan oleh model YOLOv8. Proses resize dapat mengurangi waktu pelatihan dan meningkatkan performa model.

C. Pembagian Dataset

Pisahkan dataset menjadi data pelatihan 80%, data validasi 10%, data pengujian 10%.

Tabel 2. Pembagian Data

Jenis Data	Presentase	Jumlah
Data train	80%	438
Data valid	10%	55
Data test	10%	55
Jumlah		548

D. Pelatihan Model

Proses pelatihan dengan data training sebanyak 438 gambar dimulai dengan memasukkan gambar-gambar tersebut ke dalam model YOLOv8. Setiap gambar memiliki file anotasi .txt yang menyimpan informasi penting berupa posisi objek (bounding box) dan jenis kucing (class ID). Selama pelatihan, model membaca gambar sekaligus file anotasinya untuk memahami di mana posisi objek dan jenis kucing apa yang ada di dalam gambar.

E. Evaluasi

1. Akurasi

Akurasi adalah metrik yang digunakan untuk mengukur sejauh mana prediksi model sesuai dengan data sebenarnya.

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

Keterangan Rumus:

TP (True Positive): Prediksi benar untuk kelas positif.

TN (True Negative): Prediksi benar untuk kelas negatif.

FP (False Positive): Prediksi salah, di mana kelas negatif diprediksi sebagai positif.

FN (False Negative): Prediksi salah, di mana kelas positif diprediksi sebagai negatif.

2. Precision

Mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dari keseluruhan prediksi yang dianggap positif oleh model.

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

3. Recall

Mengukur seberapa banyak objek yang berhasil dideteksi.

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

4. Mean Average Precision (mAP)

mAP adalah rata-rata dari nilai AP untuk semua kelas yang ada di dataset.

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (4)$$

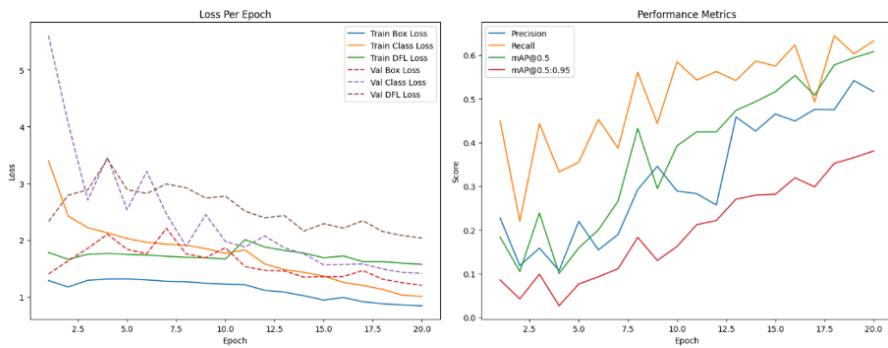
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, YOLOv8 diterapkan sebagai model klasifikasi tanpa menerapkan fungsi deteksi objek. Pada skenario uji ini menjelaskan hasil dari implementasi model klasifikasi gambar menggunakan metode YOLOv8 untuk mengenali jenis kucing. Penggunaan model YOLOv8 dengan dua skenario yang berbeda dapat dirancang untuk mengevaluasi pengaruh jumlah epoch.

Tabel 3. Hasil Skenario Pengujian

Skenario	Precision	Recall	mAP 0.5	mAP 0.5-0.95	Accuracy
Epoch 20	0.651	0.887	0.752	0.560	0.468
Epoch 50	0.916	0.792	0.915	0.757	0.662

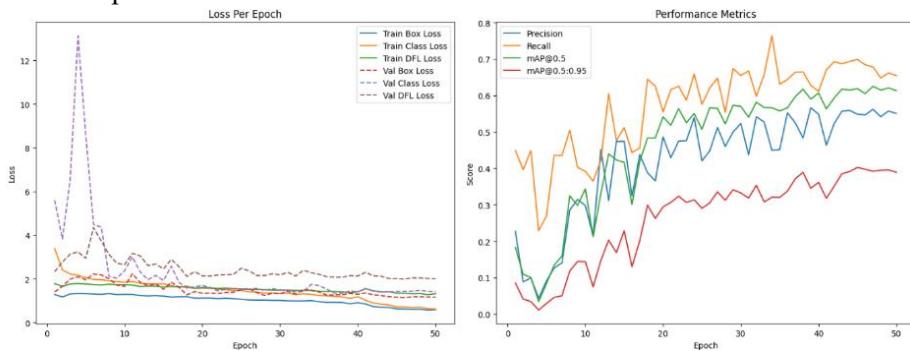
1. Skenario 1 Epoch 20



Gambar 4. Grafik Epoch 20

Pada skenario pertama, berdasarkan hasil pelatihan model YOLOv8 menggunakan 20 epoch, terlihat bahwa nilai loss (box loss, class loss, dan DFL loss) pada data pelatihan maupun validasi mengalami penurunan yang stabil, menandakan proses pelatihan berjalan dengan baik. Pada metrik evaluasi, nilai precision meningkat hingga sekitar 0.53 dan recall mencapai lebih dari 0.65, menunjukkan bahwa model semakin akurat dalam mendekripsi dan mengklasifikasikan objek. Selain itu, nilai mAP@0.5 meningkat hingga sekitar 0.62, sedangkan mAP@0.5:0.95 mencapai sekitar 0.37, yang menunjukkan bahwa model memiliki performa deteksi yang cukup baik pada berbagai tingkat presisi. Pada skenario ini, model berhasil mencapai nilai precision 0.651, recall 0.887, mAP 0.5 0.752, mAP 0.5-0.95 0.560, accuracy 0.468.

2. Skenario 2 Epoch 50



Gambar 5. Grafik Epoch 50

Pada skenario kedua, berdasarkan hasil pelatihan model YOLOv8 menggunakan 50 epoch, terlihat bahwa nilai loss (box, class, dan DFL) baik pada data pelatihan maupun validasi mengalami penurunan yang stabil, dengan lonjakan awal yang kemudian menurun secara signifikan. Nilai precision meningkat hingga sekitar 0.56, sedangkan recall mencapai lebih dari 0.75, yang menunjukkan kemampuan model dalam mendekripsi objek dengan baik. Selain itu, nilai mAP@0.5 meningkat secara konsisten hingga sekitar 0.65, dan mAP@0.5:0.95 mencapai sekitar 0.40, menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam klasifikasi objek pada berbagai tingkat presisi. Pada skenario ini, model berhasil mencapai nilai precision 0.916, recall 0.792, mAP 0.5 0.915, mAP 0.5-0.95 0.757, accuracy 0.662, yang secara umum lebih tinggi dibandingkan dengan

penelitian sebelumnya yang berfokus pada klasifikasi jenis hiu dan memperoleh precision 0.877, recall 0.77, mAP@0.5 sebesar 0.835, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 0.58.

Kedua studi sama-sama menunjukkan efektivitas YOLOv8 dalam mendekripsi objek secara akurat setelah 50 epoch pelatihan, namun model pada penelitian ini menunjukkan kemampuan generalisasi yang lebih baik dalam mengenali objek pada berbagai tingkat presisi. Tren penurunan nilai loss yang stabil selama pelatihan turut mendukung kualitas model yang dihasilkan. Meskipun penelitian sebelumnya telah berhasil mengimplementasikan model untuk klasifikasi jenis hiu ke dalam aplikasi mobile, hasil metrik yang lebih tinggi pada penelitian ini mendukung potensi pengembangan serupa dengan performa yang lebih optimal. Secara keseluruhan, hasil ini memperkuat bukti bahwa YOLOv8 merupakan arsitektur yang andal dan efisien untuk tugas deteksi objek serta mampu memberikan hasil optimal dengan konfigurasi pelatihan yang tepat.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pelatihan selama 20 dan 50 epoch, dapat disimpulkan bahwa model YOLOv8 menunjukkan peningkatan performa yang konsisten seiring bertambahnya jumlah epoch. Penurunan nilai loss yang stabil, peningkatan nilai precision dan recall, serta mAP yang terus membaik menunjukkan bahwa model berhasil belajar dengan baik dari data. Peningkatan pada metrik evaluasi ini mengindikasikan bahwa model semakin baik dalam mendekripsi dan mengklasifikasikan objek seiring bertambahnya data yang dipelajari melalui iterasi epoch. Hal ini juga menunjukkan bahwa tidak terjadi overfitting yang signifikan, karena performa pada data validasi tetap meningkat dan stabil.

Untuk penelitian mendatang, disarankan untuk mencoba pelatihan dengan jumlah epoch yang lebih besar guna mengetahui batas optimal kinerja model. Selain itu, perlu dilakukan eksperimen dengan berbagai variasi augmentasi data dan arsitektur backbone untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Uji coba model pada data nyata di lapangan maupun pengintegrasian ke dalam sistem aplikasi berbasis web atau mobile juga dapat menjadi arah pengembangan yang bermanfaat secara praktis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Nur Ramadhan, V. Lusiana, U. Stikubank Semarang JlTri Lomba Juang No, K. Semarang Selatan, K. Semarang, and J. Tengah, “Klasifikasi jenis kucing menggunakan algoritma Principal Component Analysis dan K-Nearest Neighbor,” *Jurnal Informasi dan Komputer*, vol. 10, no. 2, 2022.
- [2] M. I. Rahayu, “Klasifikasi ras kucing menggunakan metadata dataset Kaggle dengan framework YOLO v5,” *Jurnal Teknik Informatika STMIK Bandung*, vol. 12, no. 1. [Online]. Available: <https://doi.org/10.58761/jurtikstmkbandung.v12i1.179>
- [3] D. Anggreani, “Peningkatan metode YOLOv7 dengan proses augmentasi image pada klasifikasi jenis kupu-kupu,” *JTSI*, vol. 4, no. 2, 2023.
- [4] M. N. I. Muhlashin and A. Stefanie, “Klasifikasi penyakit mata berdasarkan citra fundus menggunakan YOLO v8,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 2, pp. 1363–1368, 2023.

- [5] I. A. Prasetya, F. Sukandiarsyah, N. A. Fitri, and S. Adam, "Klasifikasi kualitas buah jeruk menggunakan computer vision dengan arsitektur YOLO v8," *Jurnal Pendidikan Informatika dan Sains*, vol. 13, no. 2, pp. 187–201, 2024. doi: 10.31571/saintek.v13i2.8346.
- [6] B. Meilita and W. Yustanti, "Sistem deteksi penyakit kulit kucing menggunakan algoritma You Only Look Once (YOLO) v8," 2024. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- [7] D. G. Manurung *et al.*, "Deteksi dan klasifikasi hama Potato Beetle pada tanaman kentang menggunakan YOLOv8," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 4, pp. 723–734, 2024. doi: 10.25126/jtiik.1148092.
- [8] Y. Prayudi, "Analisis dan klasifikasi penyakit pada daun padi dengan menggunakan metode YOLOv8," *n.d.*
- [9] M. F. Golfantara, "Penggunaan algoritma YOLO v8 untuk identifikasi rempah-rempah," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, 2024.
- [10] H. D. Nugroho and D. R. Nugroho, "Klasifikasi jenis ikan hiu menggunakan algoritma YOLOv8 berbasis mobile," in *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, vol. 4, no. 1, pp. 102–107, Jan. 2025.