

## PENERAPAN ALGORITMA YOLO UNTUK MENDETEKSI KUALITAS TELUR AYAM BERDASARKAN WARNA CANGKANG

Sri Ayu Ningsih<sup>1</sup>, Resti Ajeng Sutiani<sup>2</sup>, Ni Made Sri Ulandari<sup>3</sup>, Rizal Adi Saputra<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo

<sup>1</sup>sriayuningsih006@gmail.com, <sup>2</sup>aresti794@gmail.com,  
<sup>3</sup>nimadesriulandari03@gmail.com, <sup>4</sup>rizaladisaputra@uho.ac.id

### ABSTRACT

In the poultry industry, chicken egg quality is a crucial factor influencing the price and market appeal of the product. Manual assessment of egg quality based on shell color requires significant time and labor and is prone to human error. Therefore, the implementation of automation technology through artificial intelligence (AI) is necessary to enhance the efficiency and accuracy of this process. The YOLO (You Only Look Once) algorithm is a fast and accurate object detection method that can be applied to classify chicken eggs based on shell color. This research aims to develop an automatic detection system using YOLO to identify and categorize the quality of chicken eggs based on shell color. Images of chicken eggs were collected and annotated to train the YOLO model. After training, the model was tested on a new dataset to evaluate its detection and classification performance. The results of the study indicate that the YOLO algorithm can detect and classify chicken eggs with high accuracy, reducing the need for manual labor and speeding up the quality assessment process. The implementation of this system is expected to improve operational efficiency in the poultry industry, ensure consistent product quality, and provide an innovative solution to the challenges in chicken egg quality assessment.

***Kata kunci-* Artificial Intelligence, Automatic Detection, Digital Imaging, Egg Classification.**

### PENDAHULUAN

Telur ayam merupakan salah satu bahan makanan hewani yang sangat populer dan memiliki kandungan gizi yang lengkap dan kaya dengan sumber protein hewani. Telur ayam merupakan salah satu lauk yang sangat diminati oleh masyarakat, dengan permintaan domestik yang sangat tinggi di Indonesia[1]. Pada tahun 2020, permintaan domestik telur ayam di Indonesia mencapai 4.895 ribu ton, sedangkan ekspor mencapai 5.522 kg ke Burma (Myanmar) dari Januari hingga Mei 2021[2]. Tingginya permintaan ini menandakan pentingnya proses pemilahan telur sebelum didistribusikan dan dijual, karena kuantitas yang besar memerlukan metode pengelolaan yang ketat untuk memastikan kualitas yang baik sebelum sampai ke konsumen[3].

Kualitas telur ayam merupakan salah satu faktor penting yang menentukan nilai ekonomis dan daya tarik produk di pasar. Telur dengan kualitas baik memiliki cangkang yang bersih dan warna yang seragam, yang biasanya menjadi indikator kesehatan dan nutrisi dari ayam petelur[4]. Penilaian kualitas telur secara manual, yang melibatkan pengamatan visual terhadap warna dan kondisi cangkang, memerlukan waktu dan tenaga kerja yang besar serta sangat rentan terhadap kesalahan manusia. Metode tradisional ini tidak hanya mengurangi efisiensi operasional tetapi juga dapat menghasilkan ketidakakuratan dalam penilaian kualitas.

Seiring dengan perkembangan teknologi, otomatisasi dalam proses penilaian kualitas telur menjadi kebutuhan yang mendesak. Penggunaan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence, AI) dan pembelajaran mesin (Machine

Learning, ML) menawarkan solusi inovatif untuk mengatasi tantangan ini. Salah satu algoritma yang telah terbukti efektif dalam deteksi objek adalah YOLO (You Only Look Once). YOLO merupakan singkatan dari "You Only Look Once", adalah sebuah algoritma deep learning yang dikembangkan untuk mendeteksi objek dalam gambar atau video secara real-time. Keunggulan utama YOLO adalah kemampuannya dalam mendeteksi objek dengan cepat dan akurat tanpa memerlukan banyak komputasi.

Penerapan algoritma YOLO dalam mendeteksi kualitas telur ayam berdasarkan warna cangkang menawarkan berbagai keuntungan. Dengan menggunakan sistem deteksi otomatis, proses penilaian kualitas dapat dilakukan lebih cepat, mengurangi kebutuhan tenaga kerja manual, dan meningkatkan akurasi hasil penilaian. Selain itu, sistem ini dapat diintegrasikan ke dalam lini produksi yang sudah ada, memungkinkan pemantauan kualitas telur secara terus-menerus dan real-time[5].

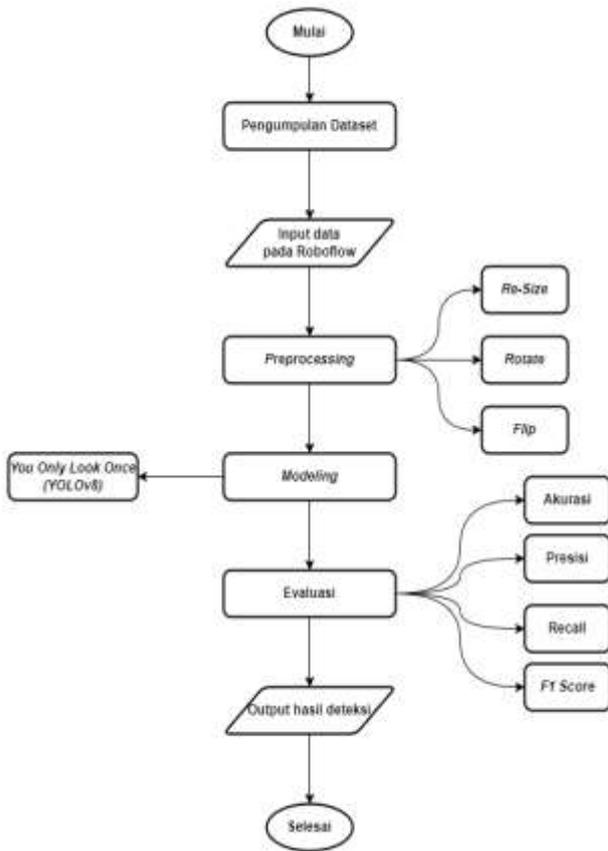
Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi otomatis menggunakan algoritma YOLO untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan kualitas telur ayam berdasarkan warna cangkang. Dalam penelitian ini, data gambar telur ayam akan dikumpulkan dan dianotasi untuk melatih model YOLO. Setelah proses pelatihan, model akan diuji pada dataset baru untuk mengevaluasi kinerja deteksi dan klasifikasinya. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan efisiensi dan akurasi dalam industri peternakan, serta mendukung pengelolaan kualitas produk yang lebih baik.

Tujuan penelitian ini adalah untuk menerapkan

algoritma YOLO untuk mendeteksi kualitas telur ayam berdasarkan warna cangkang. Dalam penelitian ini, kita akan menggunakan citra telur ayam yang diambil menggunakan kamera smartphone dan menginputkan citra tersebut ke dalam algoritma YOLO untuk mendeteksi warna cangkang dan mengklasifikasikan kualitas telur. Hasil penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses inspeksi telur ayam, serta memperbaiki kualitas telur ayam.

**METODE PENELITIAN**

Metode penelitian yang diterapkan dalam studi ini mengikuti sebuah alur kerja yang terencana dengan cermat, sebagaimana diilustrasikan dalam skema pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

**Pengumpulan Data**

Data yang digunakan merupakan data citra digital berupa gambar telur ayam. Pengumpulan data dilakukan melalui dua cara, yaitu:

1. Pengambilan Gambar Secara Manual: Gambar telur diambil secara langsung menggunakan kamera untuk memastikan variasi sudut pandang dan kondisi pencahayaan.
2. Pengumpulan Data dari Roboflow: Data gambar telur diambil dari platform Roboflow, yang menyediakan berbagai dataset yang sudah dianotasi dan siap digunakan untuk pelatihan model.

Total data yang berhasil dikumpulkan sebanyak

1.828 gambar. Data ini akan digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian model deteksi kualitas telur ayam berdasarkan warna cangkang.

**Input Data pada Roboflow**

Setelah dataset terkumpul, langkah berikutnya adalah mengunggah data tersebut ke Roboflow. Roboflow adalah platform web yang berfokus pada pengumpulan dataset. Roboflow menyediakan alat untuk pengelolaan, anotasi, dan pemrosesan gambar yang digunakan dalam proyek pembelajaran mesin[6]. Pada tahap ini, data gambar diberi label dan kemudian dibagi menjadi dua bagian: 87% untuk data training dan 13% untuk data validasi.

**Preprocessing Data**

Dataset kemudian mengalami beberapa tahap preprocessing untuk memastikan data siap digunakan dalam pelatihan model. Tahapan preprocessing meliputi:

1. Re-Size  
Re-Size adalah proses mengubah ukuran gambar agar seragam dan sesuai dengan kebutuhan model, misalnya mengonversi semua gambar menjadi resolusi yang sama[7].
2. Rotate  
Rotate adalah proses memutar gambar untuk meningkatkan variasi data, membantu model mengenali objek dari berbagai sudut.
3. Flip  
Flip adalah proses membalik gambar secara horizontal atau vertikal untuk menambah variasi dalam dataset dan membantu model belajar dari berbagai perspektif.

**2.1 Modeling**

Dataset yang telah diproses kemudian digunakan untuk melatih model YOLOv8. YOLO (You Only Look Once) adalah algoritma deteksi objek yang dikenal dengan kecepatan dan akurasi dalam mendeteksi berbagai objek dalam sebuah gambar hanya dalam satu kali pemrosesan.[5] Versi 8 dari YOLO membawa perbaikan dan optimasi dari versi-versi sebelumnya, membuatnya lebih efisien dan akurat.

**Evaluasi**

Setelah model dilatih, kinerjanya dievaluasi menggunakan beberapa metrik penting untuk memastikan model bekerja dengan baik. Metrik-metrik yang digunakan termasuk:

1. Akurasi (Accuracy)  
Akurasi dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{1}$$

Akurasi adalah tingkat ketepatan keseluruhan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek. Dalam rumus di atas, True Positives (TP) berarti prediksi yang benar, True Negatives (TN) berarti prediksi yang salah, dan Total Predictions adalah jumlah semua prediksi yang dibuat oleh model. Akurasi yang tinggi berarti model

mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dengan tingkat ketepatan yang tinggi[8].

2. Presisi (Precision)

Presisi dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

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

Presisi adalah proporsi prediksi yang benar (true positives) dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model. Dalam rumus di atas, True Positives (TP) berarti prediksi yang benar, dan False Positives (FP) berarti prediksi yang salah. Presisi yang tinggi berarti sedikit kesalahan deteksi positif[8].

3. Recall (Recall)

Recall dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

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

Recall adalah proporsi objek yang benar-benar terdeteksi dari semua objek yang ada. Dalam rumus di atas, True Positives (TP) berarti prediksi yang benar, dan False Negatives (FN) berarti prediksi yang salah. Recall yang tinggi berarti model mampu mendeteksi sebagian besar objek yang ada[8].

4. F1 Score (F1 Score)

F1 Score dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$F1\ Score = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (4)$$

F1 Score adalah rata-rata harmonis dari presisi dan recall, memberikan gambaran keseimbangan kinerja model dalam deteksi dan klasifikasi. F1 Score yang tinggi berarti model memiliki kinerja yang baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek, serta memiliki keseimbangan yang baik antara presisi dan recall[8].

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

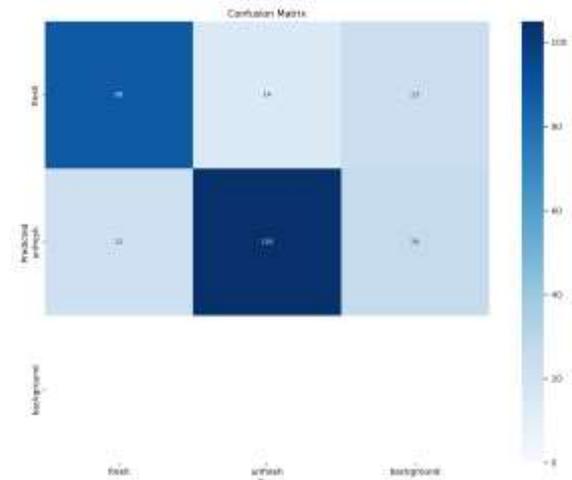
**Confusion Matrix**

Confusion matrix adalah sebuah tabel yang digunakan untuk mengukur kinerja dari model klasifikasi dalam machine learning. Tabel ini membandingkan nilai aktual dengan nilai prediksi yang diberikan oleh model[9].

Confusion matrix terdiri dari empat istilah yang mewakili hasil proses klasifikasi, True Positive (TP): Jumlah data yang bernilai Positif dan diprediksi benar sebagai Positif. False Positive (FP): Jumlah data yang bernilai Negatif tetapi diprediksi sebagai Positif. False Negative (FN): Jumlah data yang bernilai Positif tetapi diprediksi sebagai Negatif. True Negative (TN): Jumlah data yang bernilai Negatif dan diprediksi benar sebagai Negatif[10].

Berikut adalah gambar confusion matrix yang menunjukkan kinerja model klasifikasi dalam mengategorikan kualitas telur berdasarkan warna cangkangnya. Matriks ini menggambarkan jumlah prediksi benar dan salah yang dibuat oleh model untuk setiap kategori (fresh, unfresh, dan background). Dengan menggunakan confusion matrix ini, kita dapat mengevaluasi seberapa baik model kita dalam

mengklasifikasikan sampel ke dalam kategori yang tepat.

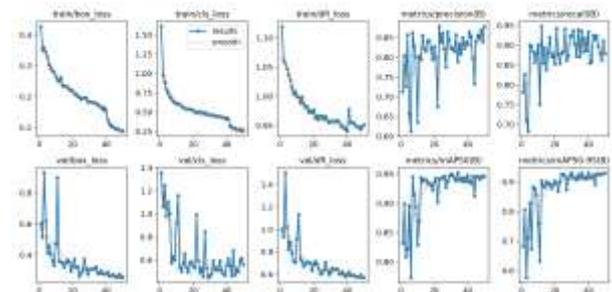


Gambar 2. Confusion matrix

Gambar di atas adalah confusion matrix yang menunjukkan kinerja model klasifikasi dalam mengategorikan kualitas telur berdasarkan warna cangkangnya. Matriks ini mengilustrasikan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk kategori "fresh" dan "unfresh". Pada baris pertama, terdapat 88 sampel yang benar-benar berlabel "fresh" dan diprediksi dengan benar sebagai "fresh", sementara 14 sampel sebenarnya berlabel "fresh" tetapi diprediksi salah sebagai "unfresh", dan 23 sampel lainnya diprediksi salah sebagai "background". Pada baris kedua, terdapat 22 sampel yang sebenarnya berlabel "unfresh" tetapi diprediksi salah sebagai "fresh", 105 sampel benar-benar berlabel "unfresh" dan diprediksi dengan benar sebagai "unfresh", serta 26 sampel diprediksi salah sebagai "background".

**Metrix Pelatihan dan Validasi Model**

Untuk mengevaluasi kinerja model selama proses pelatihan dapat dilihat dari grafik training and validation accuracy serta grafik training and validation loss yang ditampilkan pada gambar berikut.



Gambar 3. Metrix Pelatihan dan Validasi Model

Dari gambar 3., ada beberapa kesimpulan yang dapat diambil adalah:

1. Peningkatan Kinerja Model: Grafik menunjukkan penurunan yang konsisten dalam berbagai metrik loss (train/box\_loss, train/cs\_loss, train/df1\_loss, val/box\_loss, val/cs\_loss, val/df1\_loss) selama proses pelatihan dan validasi. Hal ini menunjukkan

bahwa model semakin baik dalam melakukan tugasnya, baik pada data pelatihan maupun data validasi.

2. Konsistensi pada Validasi: Penurunan nilai loss pada data validasi menunjukkan bahwa model tidak hanya belajar pada data pelatihan tetapi juga generalisasi dengan baik pada data yang tidak terlihat selama pelatihan. Ini mengindikasikan bahwa model tidak overfitting.
3. Peningkatan Presisi dan Recall: Nilai precision dan recall yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi objek dengan benar (precision) dan juga mendeteksi sebagian besar objek yang ada (recall).
4. Performa Baik pada Berbagai Threshold: Nilai mAP50 dan mAP50-95 yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mendeteksi objek pada berbagai tingkat kesulitan (dari threshold 50% hingga 95%).

**Evaluation Validation Data**

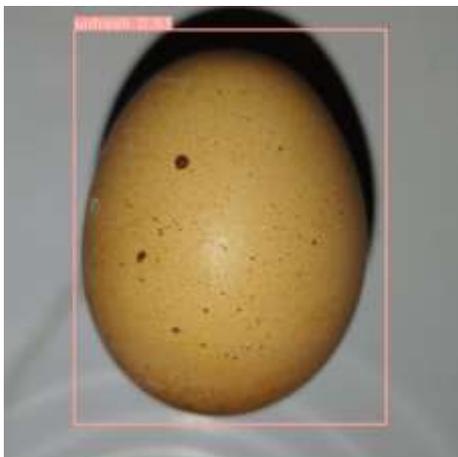
Selanjutnya dilakukan pengujian model pada data testing untuk mengukur sejauh mana kinerja model yang telah dilatih pada data training serta untuk mengetahui performa model deteksi pada dataset yang digunakan. Adapun hasil pengujian model menggunakan data testing pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Uji Evaluasi Data

Evaluation Validation Data	
Precision	82.20%
Recall	92.45%
mAP@50	95.05%
mAP@50-95	93.16%
F1 Score	87.02%

**Hasil Testing**

Setelah di lakukan uji evaluasi data, selanjutnya kita melakukan uji model menggunakan data baru yang upload di dalam model.



Gambar 4. Hasil Testing

Gambar 4. merupakan hasil pengujian dari dataset baru menggunakan model deteksi objek. Model mendeteksi sebuah telur yang terlihat di tengah gambar, dengan kotak berwarna merah muda mengelilinginya, menunjukkan bahwa model telah mengidentifikasi objek tersebut sebagai telur yang tidak segar. Di sudut kiri atas kotak terdapat teks "unfresh 0.93" yang memberikan informasi bahwa model mengklasifikasikan telur tersebut sebagai "unfresh" (tidak segar) dengan tingkat keyakinan sebesar 93%. Tingkat keyakinan yang tinggi ini menunjukkan bahwa model sangat yakin dengan klasifikasinya dan bahwa model telah dilatih dengan baik serta memiliki keakuratan yang tinggi pada dataset baru ini.

**KESIMPULAN**

Penelitian ini mengevaluasi model YOLO untuk klasifikasi kualitas telur berdasarkan warna cangkangnya. Hasilnya menunjukkan bahwa model ini efektif dalam mendeteksi kategori "fresh" dan "unfresh", meskipun ada beberapa kesalahan klasifikasi. Grafik pelatihan dan validasi menunjukkan penurunan konsisten dalam metrik loss, menandakan peningkatan kinerja dan kemampuan generalisasi yang baik tanpa overfitting.

Evaluasi data validasi menunjukkan precision 82.20%, recall 92.45%, mAP@50 95.05%, mAP@50-95 93.16%, dan F1 score 87.02%, menandakan akurasi dan keandalan tinggi. Pada pengujian dengan data baru, model berhasil mengklasifikasikan telur tidak segar dengan keyakinan 93%. Kesimpulannya, model YOLO ini andal dan efektif untuk klasifikasi kualitas telur, dengan performa baik pada data pelatihan, validasi, dan data baru.

**REFERENSI**

- [1] S. Nugraha dan Q. Aulia, "Image Classification Untuk Telur Ayam Menggunakan Smartphone Android Dengan Convolutional Neural Networks (Cnn)," *BERNAS J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 5, no. 2, hal. 1278–1285, 2024, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.31949/jb.v5i2.8187>
- [2] F. Nurdiansyah, S. Fatriana Kadir, I. Akbar, dan L. Ursaputra, "Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Kualitas Telur Ayam Ras Berdasarkan Warna Cangkang," *J. Mnemon.*, vol. 7, no. 1, hal. 40–47, 2024, doi: 10.36040/mnemonic.v7i1.8767.
- [3] R. R. M. A. R. Maulana, F. Rizal, dan W. J. Shudiq, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Deteksi Kesegaran Telur Berbasis Android," *Jusikom J. Sist. Komput. Musirawas*, vol. 8, no. 1, hal. 1–10, 2023.
- [4] M. Mujiono, A. K. Nalendra, dan E. H. Candrapuspa, "Penerapan Logika Fuzzy pada Alat Pendeteksi Kualitas Telur Berbasis Mikrokontroler Arduino," *Gener. J.*, vol. 7, no. 1, hal. 8–13, 2023, doi: 10.29407/gj.v7i1.17239.
- [5] F. Agustina, "Deteksi Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Algoritma YOLO Berbasis Android," *J. Ilm. Infokam*, vol. 18, no. 2, hal. 70–78, 2022, doi: 10.53845/infokam.v18i2.320.
- [6] A. Ferbista Direja, Y. Cahyana, dan K. A. Baihaqi, "Implementation of the Yolov8 Method To Detect Work Safety Helmets," *J. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 3, hal. 865–871, 2024, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.3.2005>

- [7] I. Supiyani dan N. Arifin, "Identifikasi Nomor Rumah Pada Citra Digital Menggunakan Neural Network," *Method. J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 1, hal. 18–21, 2022, doi: 10.46880/mtk.v8i1.921.
- [8] S. A. Harjanto, M. Nurhaliza, J. Hezekiah, dan T. Sagala, "2024 Madani : Jurnal Ilmiah Multidisiplin Optimalisasi Deteksi Anomali Untuk Pemfilteran Log dan Integrasi Dengan SIEM Menggunakan Machine Learning 2024 Madani : Jurnal Ilmiah Multidisiplin," vol. 2, no. 7, hal. 266–275, 2024.
- [9] A. B. Prakosa, Hendry, dan R. Tanone, "Implementasi Model Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) Pada Citra Penyakit Daun Jagung Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman," *J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 1, hal. 107–116, 2023.
- [10] A. Mulyanto, E. Susanti, F. Rossi, W. Wajiran, dan R. I. Borman, "Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) pada Pengenalan Aksara Lampung Berbasis Optical Character Recognition (OCR)," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 7, no. 1, hal. 52, 2021, doi: 10.26418/jp.v7i1.44133.