***JSAI : Journal Scientific and Applied Informatics***
Vol. 09, No. 3, *October* 2026, *pages*. 426~433
E-ISSN: 2614-3054; P-ISSN: 2614-3062, *accredited by Kemenristekdikti*, Sinta 4
DOI: 10.36085

# Sistem Klasifikasi Kualitas Telur Ayam Negeri Berbasis Web Menggunakan Metode *Hybrid You Only Look Once*

**[1]Hanif Lutfiana Mahpud, [2]Donny Avianto**
[1,2]Universitas Teknologi Yogyakarta, Indonesia
[1]*haniflutfianamahfud12@gmail.com*; [2]*donny@uty.ac.id*;

**Article Info**

***Article history:***

Received, 2026-10-16
Revised, 2026-10-25
Accepted, 2026-11-05

***Kata Kunci:***

Klasifikasi Kualitas Telur
*Computer Vision*
*You Only Look Once*
*Convolutional Neural Netwok*
*MobileNetV2*

**ABSTRAK**

Penelitian ini mengembangkan EggVision AI, aplikasi web untuk klasifikasi kualitas telur ayam negeri dengan mengintegrasikan YOLOv8 dan *Convolutional Neural Network* (CNN) MobileNetV2. YOLOv8 digunakan untuk mendeteksi lokasi telur dan indikasi retakan, sedangkan MobileNetV2 mengklasifikasikan citra hasil cropping ke dalam kategori Baik, Cukup, dan Rusak. Dataset klasifikasi terdiri atas 2.344 citra, dengan 1.640 citra untuk pelatihan dan 704 citra untuk validasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa MobileNetV2 memperoleh akurasi 94,74%, *precision* 94,80%, *recall* 94,74%, dan *F1-score* 94,72% pada data validasi. Sementara itu, YOLOv8 setelah *fine-tuning* menghasilkan *precision* 99,62%, *recall* 100%, mAP@0.5 sebesar 99,50%, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 77,26% pada 45 citra evaluasi yang memuat 159 objek. Kedua hasil tersebut menunjukkan kinerja model pada tugas yang berbeda, yaitu klasifikasi kualitas dan deteksi objek. Model diintegrasikan ke aplikasi web agar pengguna dapat mengunggah citra dan melihat hasil analisis setiap telur yang terdeteksi.

***Keywords:***

*Egg Quality Classification*
*Computer Vision*
*You Only Look Once*
*Convolutional Neural Network*
*MobileNetv2*

***ABSTRACT***

*This study develops EggVision AI, a web application for classifying chicken egg quality by integrating YOLOv8 and a MobileNetV2-based Convolutional Neural Network (CNN). YOLOv8 detects egg locations and possible shell cracks, while MobileNetV2 classifies cropped egg images into Good, Fair, and Damaged categories. The classification dataset contains 2,344 images, comprising 1,640 training images and 704 validation images. MobileNetV2 achieved 94.74% accuracy, 94.80% precision, 94.74% recall, and 94.72% F1-score on the validation set. After fine-tuning, YOLOv8 achieved 99.62% precision, 100% recall, 99.50% mAP@0.5, and 77.26% mAP@0.5:0.95 on an evaluation set of 45 images containing 159 objects. These results represent different tasks: quality classification and object detection, respectively. Both models were integrated into a web application that allows users to upload images and view the analysis results for each detected egg.*

*This is an open access article under the CC BY-SAlicense.*

***Penulis Korespondensi:***

Hanif Lutfiana Mahpud,
Program Studi Informatika,
Universitas Teknologi Yogyakarta,
Email: *haniflutfianamahfud12@gmail.com*

## 1. PENDAHULUAN

Penilaian kualitas telur ayam merupakan tahap penting sebelum produk dipasarkan maupun dikonsumsi karena kondisi kerabang dapat memberikan petunjuk awal mengenai mutu fisik telur. Pemeriksaan secara visual umumnya dilakukan dengan mengamati warna, kebersihan, dan keberadaan retakan pada permukaan kerabang. Namun, penilaian manual berpotensi menghasilkan keputusan yang berbeda antar-pengamat serta membutuhkan waktu ketika jumlah telur yang diperiksa cukup banyak. Oleh karena itu, pemanfaatan pengolahan citra dan *computer vision* diperlukan untuk mendukung proses penilaian yang lebih konsisten dan efisien [1], [2].

Penelitian terdahulu telah menerapkan pendekatan berbasis citra untuk mengidentifikasi kualitas telur. Ibrahim et al. menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan grade telur ayam negeri

secara non-invasif, sedangkan Putra et al. menerapkan CNN untuk melakukan grading berdasarkan citra kerabang [1], [2]. Penelitian lain mengkaji klasifikasi kualitas berdasarkan warna cangkang serta kondisi kerabang, termasuk deteksi kerusakan menggunakan algoritma *You Only Look Once (YOLO)* [3], [4]. Selain itu, evaluasi YOLOv8 untuk karakteristik warna dan tekstur kerabang menunjukkan bahwa deteksi objek dapat digunakan untuk mendukung identifikasi kondisi telur [5]. Temuan tersebut memperlihatkan potensi computer vision dalam pemeriksaan mutu telur, tetapi fokus dan keluaran setiap penelitian berbeda, baik pada klasifikasi grade, pengenalan kerusakan, maupun deteksi objek.

Pada citra yang memuat lebih dari satu telur, sistem tidak cukup hanya menentukan kelas kualitas, tetapi juga perlu menemukan lokasi setiap objek agar analisis dapat dilakukan secara individual. Pendekatan deteksi objek seperti YOLO dapat menghasilkan bounding box untuk menentukan area objek, sedangkan CNN dapat mempelajari ciri visual dari area tersebut untuk menetapkan kategori. Penelitian tentang deteksi dan grading telur berbasis computer vision memperlihatkan manfaat penggabungan tahapan lokalisasi dan penilaian mutu [6], [7], [8]. Pendekatan dua tahap juga relevan untuk memisahkan tugas deteksi objek dari klasifikasi karakteristik objek, sehingga keluaran masing-masing model dapat dievaluasi sesuai fungsi yang dijalankan [9], [10], [11], [12].

MobileNetV2 dipilih sebagai arsitektur CNN pada tahap klasifikasi karena dirancang dengan struktur inverted residual dan linear bottleneck untuk menghasilkan representasi fitur dengan kebutuhan komputasi yang lebih efisien [13]. Pemanfaatan CNN untuk klasifikasi kualitas telur telah dilaporkan pada beberapa penelitian, termasuk klasifikasi berdasarkan kerabang dan pengolahan citra telur [9], [10], [11]. Sementara itu, penelitian terbaru juga mengembangkan pendekatan berbasis attention untuk mendeteksi cacat telur, yang menegaskan bahwa karakteristik visual kerabang merupakan aspek penting dalam penilaian mutu [12]. Perbedaan arsitektur, dataset, jumlah kelas, serta prosedur evaluasi perlu diperhatikan ketika membandingkan hasil antarp penelitian.

Berdasarkan kajian tersebut, penelitian ini mengembangkan *EggVision AI*, yaitu aplikasi web yang mengintegrasikan YOLOv8 dan CNN berarsitektur MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan kualitas telur ayam negeri ke dalam tiga kategori, yaitu Baik, Cukup, dan Rusak [14], [15]. YOLOv8 digunakan untuk mendeteksi lokasi telur serta indikasi retakan pada citra. Area telur yang terdeteksi kemudian dipotong (*cropping*) dan diteruskan ke MobileNetV2 untuk memperoleh prediksi kelas kualitas. Alur ini memungkinkan setiap telur pada citra multiobjek diproses secara terpisah[16].

Kontribusi penelitian terletak pada integrasi model deteksi dan klasifikasi ke dalam aplikasi web yang menyediakan fungsi unggah citra, penyajian hasil analisis setiap telur, penyimpanan riwayat klasifikasi, serta fasilitas eksperimen pelatihan model. Antarmuka pengguna dikembangkan menggunakan ReactJS, sedangkan backend pemrosesan dibangun dengan Flask dan penyimpanan data menggunakan MySQL. Kinerja YOLOv8 dievaluasi menggunakan precision, recall, mAP@0.5, dan mAP@0.5:0.95, sedangkan MobileNetV2 dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan membangun dan mengevaluasi sistem web hibrida yang menghubungkan deteksi objek telur dan klasifikasi kualitasnya dalam satu alur pemrosesan.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan pengembangan sistem yang mencakup persiapan dataset, perancangan arsitektur, pelatihan dan evaluasi model, integrasi model ke dalam aplikasi web, serta pengujian fungsional. Proses analisis citra dirancang secara bertahap: YOLOv8 digunakan untuk mendeteksi lokasi telur dan indikasi retakan, kemudian citra telur hasil deteksi diproses oleh MobileNetV2 untuk menentukan kategori kualitas. Pemisahan tahap deteksi dan klasifikasi tersebut sejalan dengan pendekatan computer vision pada penilaian mutu dan identifikasi cacat telur [6][7][8].

Data penelitian berupa citra telur ayam negeri dengan variasi kondisi visual dan jumlah objek dalam satu gambar. Dataset disiapkan untuk dua tugas yang berbeda, yaitu deteksi objek dan klasifikasi kualitas. Pada dataset deteksi, objek telur dan retakan diberi anotasi berupa bounding box untuk menunjukkan lokasi masing-masing objek. Sementara itu, dataset klasifikasi terdiri atas citra telur yang telah dipotong (cropping) dan diberi label ke dalam tiga kategori, yaitu Baik, Cukup, dan Rusak. Penentuan kategori didasarkan pada karakteristik visual kerabang, terutama warna dan kondisi retakan, sebagaimana karakteristik visual juga digunakan dalam penelitian klasifikasi kualitas telur berbasis citra [9][10][11].

Tabel 1. Distribusi Dataset CNN

| Kelas | Data *Training* | Data Validasi | Total |
|---|---|---|---|
| Baik | 593 | 255 | 848 |
| Cukup | 590 | 253 | 843 |
| Rusak | 457 | 196 | 653 |
| **Total** | **1.640** | **704** | **2.344** |

***JSAI : Journal Scientific and Applied Informatics***
Vol. 09, No. 3, *October* 2026, *pages*. 426~433
E-ISSN: 2614-3054; P-ISSN: 2614-3062, *accredited by Kemenristekdikti*, Sinta 4
DOI: 10.36085

Dataset klasifikasi CNN terdiri atas 2.344 citra hasil cropping objek telur. Sebanyak 1.640 citra digunakan sebagai data training dan 704 citra sebagai data validasi, dengan rasio pembagian 70:30. Distribusi setiap kelas pada kedua subset ditunjukkan pada Tabel 1. Pembagian tersebut mempertahankan keterwakilan ketiga kategori kualitas, meskipun jumlah citra pada setiap kelas tidak sepenuhnya sama.

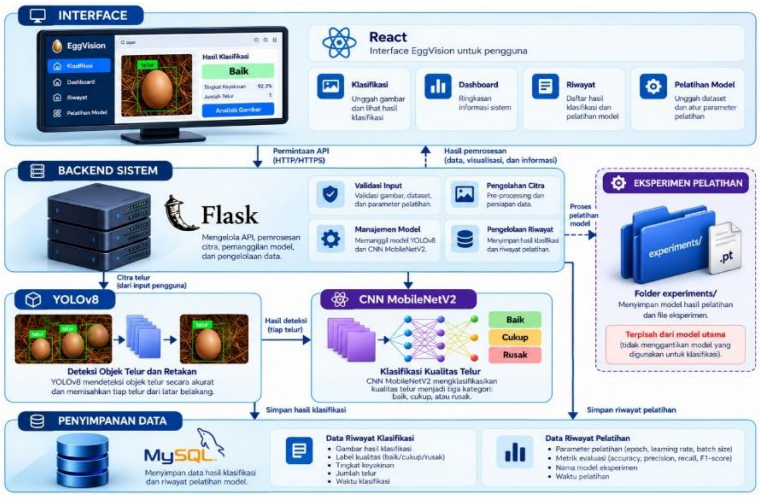


Baik Cukup Rusak Multi

Gambar 1. Sample Dataset Citra Telur

Gambar 1 memperlihatkan contoh citra telur dari kategori Baik, Cukup, dan Rusak, serta contoh gambar yang memuat lebih dari satu telur. Variasi tersebut digunakan untuk menggambarkan bentuk masukan yang akan diproses oleh sistem. Sebelum pelatihan, citra diperiksa berdasarkan format dan kelayakannya. Citra untuk deteksi dilengkapi anotasi sesuai format YOLO, sedangkan citra untuk klasifikasi disusun ke dalam direktori berdasarkan label kelas. Pemanfaatan karakteristik visual kerabang untuk mengidentifikasi mutu dan kerusakan telur juga telah dibahas pada penelitian terdahulu [12].

Arsitektur EggVision terdiri atas antarmuka pengguna, backend, model YOLOv8, model CNN MobileNetV2, dan basis data MySQL. Antarmuka digunakan untuk mengunggah citra, melihat hasil deteksi dan klasifikasi, mengakses riwayat, serta menjalankan fitur pelatihan model. Backend menerima permintaan dari antarmuka, mengatur proses deteksi dan klasifikasi, mengelola penyimpanan data, serta mengirimkan hasil pemrosesan kepada pengguna. YOLOv8 bertugas menentukan lokasi telur dan retakan, sedangkan MobileNetV2 mengklasifikasikan kualitas setiap telur berdasarkan citra hasil cropping. MobileNetV2 dipilih karena dirancang untuk menghasilkan ekstraksi fitur dengan memperhatikan efisiensi komputasi melalui inverted residual dan linear bottleneck. Hubungan antarkomponen sistem ditunjukkan pada Gambar 2.[13]




Gambar 2. Arsitektur Sistem EggVision

Setelah pengguna mengunggah gambar, sistem melakukan pemeriksaan awal terhadap masukan untuk memastikan citra dapat diproses. Citra yang memenuhi persyaratan kemudian disesuaikan ke resolusi 512 × 512 piksel dan diteruskan ke YOLOv8 untuk mendeteksi objek telur serta indikasi retakan pada kerabang. Hasil deteksi berupa bounding box yang menunjukkan lokasi objek pada citra. Apabila tidak terdapat objek telur yang terdeteksi, proses klasifikasi dihentikan dan sistem menampilkan pemberitahuan kepada pengguna.

Setiap objek telur yang berhasil dideteksi selanjutnya dipotong berdasarkan koordinat bounding box. Citra hasil cropping diubah ukurannya menjadi 224 × 224 piksel dengan tiga kanal warna RGB agar sesuai dengan masukan MobileNetV2. Model kemudian menghasilkan prediksi kelas Baik, Cukup, atau Rusak beserta nilai confidence. Jika satu gambar memuat beberapa telur, tahapan cropping dan klasifikasi dilakukan secara terpisah untuk setiap objek yang terdeteksi. Hasil deteksi dan klasifikasi ditampilkan pada antarmuka serta disimpan ke dalam riwayat klasifikasi. Rangkaian pemrosesan tersebut dirangkum pada Gambar 3.

Tabel 2. Konfigurasi Hyperparameter Model CNN MobileNetV2

| Parameter | Nilai |
|---|---|
| Arsitektur | MobileNetV2 |
| Bobot awal | ImageNet |
| Ukuran input | 224 × 224 × 3 piksel |
| Jumlah kelas | 3 |
| Kategori keluaran | Baik, Cukup, Rusak |
| Optimizer | Adam |
| Learning rate | 0,0001 |
| Loss function | Sparse Categorical Crossentropy |
| Metrik | Accuracy |
| Batch size | 32 |
| Epoch | 30 |

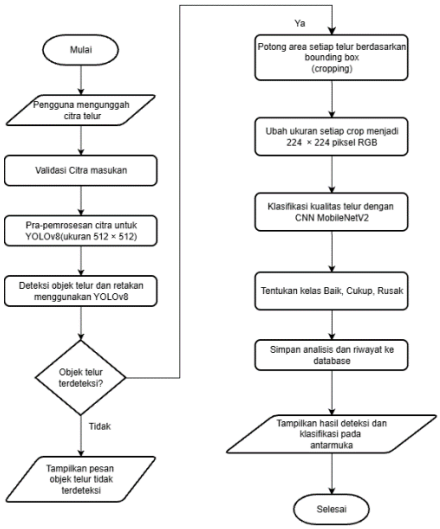
Model klasifikasi dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan bobot awal pralatih ImageNet. Setiap citra masukan diseragamkan menjadi 224 × 224 piksel dengan format RGB. Lapisan keluaran disesuaikan untuk menghasilkan prediksi terhadap tiga kelas kualitas telur, yaitu Baik, Cukup, dan Rusak. Proses pelatihan menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0,0001 dan fungsi loss Sparse Categorical Crossentropy. Jumlah epoch maksimum ditetapkan sebanyak 30, sedangkan callback digunakan untuk menyimpan bobot model ketika kinerja pada data validasi mengalami perbaikan. Rincian konfigurasi pelatihan ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 3. Konfigurasi Pelatihan dan Fine_Tuning YOLOv8

| Parameter | Pelatihan awal | *Fine-tuning* |
|---|---|---|
| Model | YOLOv8n | YOLOv8 |
| Ukuran citra | 512 × 512 piksel | 512 × 512 piksel |
| Epoch | 100 | 30 |
| Batch size | 16 | 16 |
| Bobot awal | yolov8n.pt | best_pp.pt |
| *Dataset* konfigurasi | data.yaml | *dataset*_finetuning_yolo/data.yaml |
| Kelas deteksi | Retak, Telur | Retak, Telur |

Model deteksi dikembangkan menggunakan YOLOv8n dengan ukuran citra masukan 512 × 512 piksel dan batch size 16. Pelatihan awal dilakukan selama 100 epoch menggunakan bobot pralatih yolov8n.pt. Selanjutnya, fine-tuning dilakukan selama 30 epoch dengan bobot best_pp.pt sebagai titik awal dan konfigurasi dataset yang ditetapkan pada berkas data.yaml untuk tahap tersebut. Kelas yang dideteksi terdiri atas telur dan retakan. Evaluasi model deteksi menggunakan precision, recall, mAP@0.5, dan mAP@0.5:0.95. Konfigurasi pelatihan awal dan fine-tuning disajikan pada Tabel 3.

Gambar 3 menyajikan alur pemrosesan EggVision mulai dari pengguna mengunggah citra hingga hasil klasifikasi ditampilkan. Tahapan dimulai dengan validasi masukan, dilanjutkan prapemrosesan dan deteksi objek menggunakan YOLOv8. Jika objek telur tidak ditemukan, sistem menampilkan pemberitahuan dan proses dihentikan. Jika telur berhasil dideteksi, setiap area telur dipotong berdasarkan bounding box, diubah ke ukuran masukan MobileNetV2, kemudian diklasifikasikan ke dalam salah satu kategori kualitas. Hasil akhir ditampilkan kepada pengguna.



Gambar 3. Flowchart Proses Klasifikasi

Selain menjalankan klasifikasi menggunakan model yang telah tersedia, EggVision menyediakan fitur eksperimen pelatihan. Pengguna dapat mengunggah dataset dalam format ZIP dan menentukan parameter pelatihan, seperti jumlah epoch, learning rate, serta batch size. Sistem memvalidasi struktur dan kelayakan dataset serta nilai parameter sebelum pelatihan dijalankan. Jika masukan tidak memenuhi ketentuan, sistem menampilkan pesan kesalahan dan proses tidak dilanjutkan. Jika validasi berhasil, sistem menjalankan pelatihan dan evaluasi, kemudian menyimpan informasi eksperimen beserta metriknya pada riwayat pelatihan. Model hasil eksperimen disimpan secara terpisah sehingga tidak secara otomatis menggantikan model yang digunakan pada aplikasi[14][15].

Pengujian fungsional aplikasi dilakukan menggunakan metode Black Box Testing. Pengujian ini berfokus pada kesesuaian keluaran sistem terhadap masukan dan tindakan yang diberikan pengguna tanpa memeriksa struktur internal program. Skenario pengujian mencakup fungsi utama, seperti unggah citra, deteksi dan klasifikasi telur, penanganan citra tanpa objek telur, pengelolaan riwayat, serta proses pelatihan dan validasi dataset. Pendekatan black-box digunakan untuk memeriksa kesesuaian fungsi perangkat lunak berdasarkan skenario yang telah ditentukan. Rincian skenario pengujian disajikan pada Tabel 4[16].

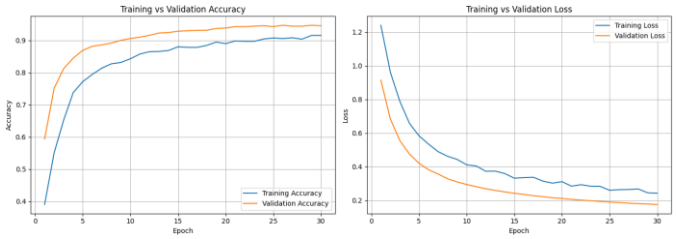
Evaluasi dilakukan secara terpisah untuk model deteksi, model klasifikasi, dan fungsi aplikasi karena ketiganya memiliki tujuan pengukuran yang berbeda. Kinerja YOLOv8 dinilai menggunakan precision, recall, mAP@0.5, dan mAP@0.5:0.95 untuk mengukur ketepatan deteksi objek pada berbagai ambang intersection over union. Kinerja MobileNetV2 dinilai menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix untuk melihat ketepatan prediksi secara keseluruhan dan pada setiap kelas. Sementara itu, pengujian fungsional menilai apakah keluaran aktual aplikasi telah sesuai dengan keluaran yang diharapkan pada setiap skenario. Dengan demikian, hasil pengujian fungsi aplikasi tidak disamakan dengan metrik kinerja model.

Tabel 4. Skenario Pengujian Sistem

| No | Fitur yang diuji | Skenario pengujian | Hasil yang di harapkan |
|---|---|---|---|
| 1 | Halaman beranda | Pengguna membuka *web* sistem EggVision | Halaman beranda ditampilkan dengan baik |
| 2 | Unggah citra | Pengguna mengunggah citra telur berformat yang didukung | Citra berhasil dimuat untuk dianalisis |
| 3 | Deteksi objek | Pengguna mengunggah citra yang memuat telur | Objek telur terdeteksi dan lokasi objek ditampilkan |
| 4 | Validasi objek | Pengguna mengunggah citra tanpa objek telur | Sistem menampilkan pesan bahwa objek telur tidak terdeteksi |
| 5 | Klasifikasi kualitas | Sistem memproses area telur hasil deteksi | Kategori Baik, Cukup, atau Rusak ditampilkan |
| 6 | Citra multi-telur | Pengguna mengunggah citra yang memuat beberapa telur | Setiap objek telur yang terdeteksi diproses untuk klasifikasi |
| 7 | Riwayat klasifikasi | Pengguna membuka menu riwayat | Data hasil klasifikasi yang tersimpan ditampilkan |
| 8 | Hapus riwayat klasifikasi | Pengguna menghapus salah satu data riwayat | Data yang dipilih dihapus dari riwayat |
| 9 | Memilih riwayat berdasarkan waktu | Pengguna memilih atau membuka data riwayat klasifikasi berdasarkan waktu yang tersedia | Sistem menampilkan data riwayat klasifikasi sesuai dengan waktu yang dipilih |
| 10 | Pelatihan model | Pengguna mengunggah *dataset* ZIP yang valid dan memulai pelatihan | Pelatihan berjalan dan hasil evaluasi ditampilkan |
| 11 | Validasi *dataset* pelatihan | Pengguna mengunggah *dataset* yang tidak memenuhi ketentuan | Sistem menampilkan pesan kesalahan dan tidak melanjutkan pelatihan |
| 12 | Riwayat pelatihan | Pengguna membuka menu riwayat pelatihan | Sesi pelatihan dan metrik yang tersimpan ditampilkan |
| 13 | Hapus riwayat pelatihan | Pengguna menghapus salah satu hasil pelatihan | Hasil yang dipilih dihapus dari riwayat |
| 14 | *Dashboard* | Pengguna Membuka *dashboard* | Statistik dan informasi yang tersimpan ditampilkan sesuai data sistem |

## 3. HASIL DAN ANALISIS

Evaluasi dilakukan secara terpisah terhadap MobileNetV2 sebagai model klasifikasi dan YOLOv8 sebagai model deteksi. Pemisahan ini diperlukan karena kedua model memiliki keluaran dan metrik evaluasi yang berbeda. MobileNetV2 dievaluasi menggunakan 704 citra validasi dari tiga kelas kualitas telur. Model memperoleh akurasi 94,74% (667 dari 704 citra diklasifikasikan dengan benar) dengan validation loss sebesar 0,1865. Grafik akurasi dan loss selama pelatihan ditampilkan pada Gambar 4.



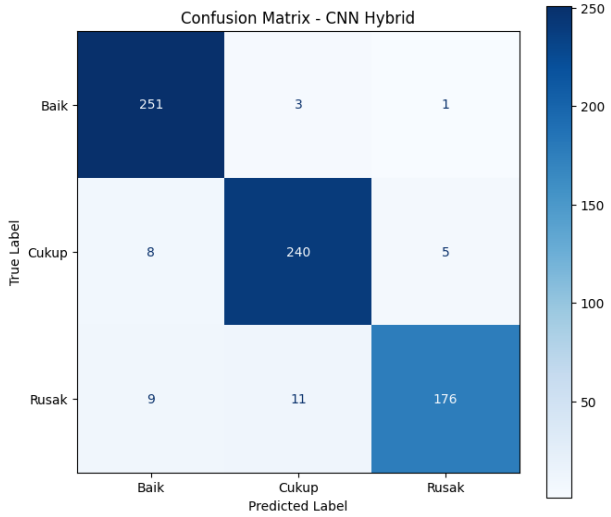

Gambar 4. Grafik Akurasi dan Loss Pelatihan CNN MobileNetV2

Hasil pada Tabel 5 menunjukkan weighted average precision sebesar 94,80%, recall 94,74%, dan F1-score 94,72%. Kelas Baik memperoleh recall tertinggi (98,43%), sedangkan kelas Rusak memiliki recall terendah (89,80%). Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian citra telur Rusak masih belum dikenali sebagai kelas Rusak.

Table 5. Hasil Evaluasi Model CNN

| Kelas | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* | *Support* |
|---|---|---|---|---|
| Baik | 93,66% | 98,43% | 95,98% | 255 |
| Cukup | 94,49% | 94,86% | 94,67% | 253 |
| Rusak | 96,70% | 89,80% | 93,12% | 196 |
| Macro average | 94,95% | 94,36% | 94,59% | 704 |
| Weighted average | 94,80% | 94,74% | 94,72% | 704 |

Confusion matrix pada Gambar 5 memperlihatkan 667 prediksi benar dan 37 prediksi keliru. Kesalahan klasifikasi terutama perlu diperhatikan pada kelas Rusak, sejalan dengan nilai recall kelas tersebut yang lebih rendah dibandingkan kelas lainnya.




Gambar 5. Confusion Matrix CNN

Tabel 6 memperlihatkan perbandingan komposisi dataset eksperimen balanced dan dataset model final. Eksperimen balanced menggunakan 1.740 citra dengan jumlah 580 citra per kelas, sedangkan dataset model final berjumlah 2.344 citra dengan distribusi kelas Baik 848, Cukup 843, dan Rusak 653. Tabel ini menjelaskan perbedaan komposisi data, bukan perbandingan nilai akurasi kedua eksperimen.

Tabel 6. Perbandingan eksperimen CNN balanced

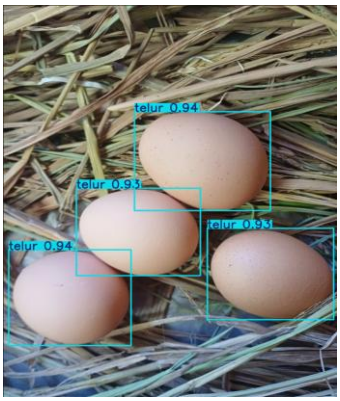
| **Keterangan** | **Eksperimen Balanced** | **Model Final** |
|---|---|---|
| Jumlah kelas | 3 | 3 |
| Citra per kelas | 580 | Baik: 848; Cukup: 843; Rusak: 653 |
| Total citra | 1.740 | 2.344 |
| Data *training* | 1.218 | 1.640 |
| Data validasi | 522 | 704 |
| Rasio *training*:validasi | 70:30 | 70:30 |

Evaluasi YOLOv8 setelah fine-tuning dilakukan pada 45 citra validasi yang memuat 159 objek. Berdasarkan Tabel 7, model memperoleh precision 99,62%, recall 100,00%, mAP@0.5 99,50%, dan mAP@0.5:0.95 77,26%. Nilai tersebut merupakan hasil pada dataset evaluasi fine-tuning. Jumlah citra dan objek pada evaluasi model awal berbeda, sehingga kedua hasil tidak dibandingkan sebagai pengujian dengan kondisi identik.

Tabel 7. Hasil Evaluasi Model YOLOv8

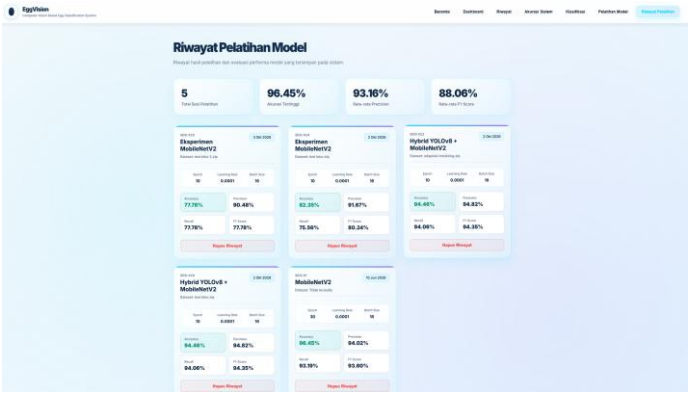
| Metrik | Model awal | Model *Fine Tunning* |
|---|---|---|
| *Precision* | 94,52% | 99,62% |
| *Recall* | 92,81% | 100,00% |
| mAP@0.5 | 94,89% | 99,50% |
| mAP@0.5:0.95 | 62,82% | 77,26% |
| Jumlah citra evaluasi | 375 | 45 |
| Jumlah objek evaluasi | 1.353 | 159 |

Gambar 7 menunjukkan contoh deteksi empat telur dalam satu citra. Setiap telur ditandai dengan bounding box dan memiliki nilai confidence sekitar 0,93–0,94. Visualisasi ini memperlihatkan kemampuan YOLOv8 dalam melokalisasi beberapa objek pada satu gambar.




Gambar 7. Visualisasi Hasil Deteksi Telur YOLOv8

Riwayat pelatihan pada Gambar 12 menampilkan catatan eksperimen beserta konfigurasi dan metrik evaluasi yang tersimpan. Fitur ini mendukung peninjauan hasil pelatihan, tetapi informasi pada halaman tersebut merupakan rekaman eksperimen dan bukan metrik evaluasi tambahan.




Gambar 12. Halaman Riwayat Pelatihan Model

Pengujian fungsional mencakup tujuh skenario, meliputi klasifikasi, validasi masukan, pengelolaan riwayat, dan pelatihan model. Seluruh skenario yang dilaporkan berstatus berhasil. Hasil ini menunjukkan bahwa fungsi yang diuji berjalan sesuai keluaran yang diharapkan, tetapi tidak merepresentasikan akurasi model klasifikasi maupun deteksi. Secara keseluruhan, hasil utama EggVision adalah akurasi klasifikasi MobileNetV2 sebesar 94,74% dan mAP@0.5 YOLOv8 sebesar 99,50% pada data evaluasi masing-masing. Kedua metrik menunjukkan kinerja pada tugas yang berbeda dan perlu ditafsirkan secara terpisah.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan EggVision AI, aplikasi web yang mengintegrasikan YOLOv8 dan CNN MobileNetV2 untuk mendukung klasifikasi kualitas telur ayam negeri ke dalam kategori Baik, Cukup, dan Rusak. Pada dataset klasifikasi yang terdiri atas 704 citra validasi, MobileNetV2 memperoleh akurasi 94,74%, *precision* 94,80%, *recall* 94,74%, dan *F1-score* 94,72%. Pada evaluasi deteksi yang terdiri atas 45 citra dengan 159 objek, YOLOv8 setelah *fine-tuning* mencapai precision 99,62%, recall 100%, mAP@0.5 99,50%, dan mAP@0.5:0.95 77,26%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kedua model memberikan kinerja yang baik sesuai fungsi masing-masing, tetapi nilainya tidak dapat dibandingkan secara langsung karena mengukur tugas dan

menggunakan data evaluasi yang berbeda. Pengujian lanjutan dengan dataset eksternal dan variasi kondisi pengambilan gambar masih diperlukan untuk menilai generalisasi sistem.

**REFERENSI**

[1] N. Ibrahim, S. Sa'idah, B. Hidayat, and S. Darana, "Klasifikasi Grade Telur Ayam Negeri secara non-Invasive menggunakan Convolutional Neural Network," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 2, p. 297, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i2.297.

[2] F. N. Putra, Lestariningsih, V. A. Tricahyo, and F. S. Lestari, "Sistem Grading Kualitas Telur Ayam Konsumsi berdasarkan Citra Kerabang Menggunakan Convolutional Neural Network," *Briliant J. Ris. dan Konseptual*, vol. 9, no. 3, pp. 740–748, 2024, doi: 10.28926/briliant.v9i3.2014.

[3] F. Nurdiyansyah, S. F. Kadir, I. Akbar, and L. Ursaputra, "Penerapan Convolutional Neural Network untuk Deteksi Kualitas Telur Ayam Ras Berdasarkan Warna Cangkang," *J. Mnemon.*, vol. 7, no. 1, pp. 40–47, 2024, doi: 10.36040/mnemonic.v7i1.8767.

[4] C. Saputra and D. Udjulawa, "Deteksi dan Klasifikasi Kondisi Telur Ayam Ras Berdasarkan Kerusakan Kerabang Menggunakan YOLO," *SINTECH J.*, vol. 8, no. 3, pp. 188–198, 2025, doi: 10.31598/sintechjournal.v8i3.2001.

[5] K. Khairy and F. Candra, "Performance Evaluation of YOLOv8 for Egg Quality Classification Based on Shell Color and Texture," *CSRID (Computer Sci. Res. Its Dev. Journal)*, vol. 17, no. 3, pp. 326–339, 2025, doi: 10.22303/csrid-.17.3.2025.326-339.

[6] L. A. Sembiring, B. F. Manik, J. Jonathan, S. Giovano, and R. A. Rizal, "Perbandingan Algoritma YOLOv3 dan YOLOv4 dalam Pengelompokan Ukuran Telur Ayam secara Real Time," *INTI Nusa Mandiri*, vol. 19, no. 1, pp. 138–145, 2024, doi: 10.33480/inti.v19i1.5699.

[7] I. M. Aryanto, S. Mansur, A. Sintianingrum, A. Kinasih, and E. H. Tiarto, "Development and Experimental Evaluation of a Real-Time Egg Quality Detection System Based on Digital Image Processing and YOLO Model on Edge Devices," *Tek. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 7, no. 1, pp. 66–75, 2026, doi: 10.46764/teknimedia.v7i1.384.

[8] X. Yang, R. B. Bist, S. Subedi, and L. Chai, "A Computer Vision-Based Automatic System for Egg Grading and Defect Detection," *Animals*, vol. 13, no. 14, p. 2354, 2023, doi: 10.3390/ani13142354.

[9] Muntahanah, S. Nur'aini, Y. Darnita, and N. D. M. Veronika, "Klasifikasi Ukuran Telur Ayam Menggunakan Canny, Ekstraksi Fitur, dan CNN," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 3, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i3.13751.

[10] B. H. Iswanto and D. S. D. Putri, "Automated Classification of Egg Freshness Using Acoustic Signals and Convolutional Neural Networks," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2866, no. 1, p. 12052, 2024, doi: 10.1088/1742-6596/2866/1/012052.

[11] M. R. Daulima, Syahrial, M. I. Abas, W. E. Pranata, and I. Ibrahim, "Klasifikasi Kualitas Telur Berdasarkan Kerabang Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 1, pp. 36–43, 2025, doi: 10.31314/juik.v5i1.3953.

[12] P. Ong, C. K. Sia, and C. K. Cheong, "Attention Guided Convolutional Neural Networks for Accurate Egg Defect Detection in Food Quality Assessment," *Food Bioprocess Technol.*, vol. 19, no. 4, p. 203, 2026, doi: 10.1007/s11947-026-04282-5.

[13] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L. C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, Jun. 2018, pp. 4510–4520. doi: 10.1109/CVPR.2018.00474.

[14] A. Saryoko and F. Aziz, "YOLO Model Detection of Student Neatness Based on Deep Learning: A Systematic Literature Review," *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 11, no. 2, pp. 454–460, 2025, doi: 10.33480/jitk.v11i2.6986.

[15] N. Rezika, Elmayati, and N. Lestari, "Klasifikasi Penyakit pada Buah Jambu Biji Menggunakan Algoritma YOLOv5," *LogicLink J. Artif. Intell. Multimed. Informatics*, vol. 2, no. 2, pp. 103–111, 2025, doi: 10.28918/logiclink.v2i2.12942.

[16] D. F. Rizal and I. Nuryasin, "Implementasi Blackbox Testing pada Sistem Informasi Sirkulasi Perpustakaan Berbasis Website dengan Teknik Equivalence Partitioning," *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 65–78, 2025, doi: 10.51454/decode.v5i1.1052.