



Analisis Integrasi Algoritma YOLOv8 dan CNN terhadap Klasifikasi Kualitas Telur Ayam Ras Petelur di Kabupaten Manokwari

Helmi Saputra^{1*}, Christian Dwi Suhendra², Alex De Kweldju³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Papua, Jalan Gunung Salju, Amban, Manokwari Barat, Manokwari, 98314, Indonesia

ARTIKEL INFO

Sejarah artikel
Diterima 09/12/2025
Diterima dalam bentuk revisi 09/03/2026
Diterima dan disetujui 17/03/2026
Terbit online 05/05/2026

Kata kunci
CNN
Klasifikasi telur
YOLOv8

ABSTRAK

Penilaian mutu telur ayam petelur umumnya masih dilakukan secara manual sehingga rentan terhadap subjektivitas dan ketidakkonsistenan hasil, sementara kebutuhan akan proses *grading* yang cepat dan akurat semakin meningkat. Penelitian ini dilakukan untuk mengembangkan model klasifikasi mutu telur berbasis warna dan bentuk kerabang dengan memanfaatkan algoritma YOLOv8 dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Data dikumpulkan dari peternak lokal di Kabupaten Manokwari menggunakan metode *Stratified Random Sampling* dan menghasilkan 957 citra telur yang diberi label berdasarkan pedoman SNI 3926:2023. Proses *preprocessing* meliputi penyesuaian ukuran citra menjadi 640×640 piksel, normalisasi, serta augmentasi variasi pencahayaan dan sudut. YOLOv8 digunakan untuk mendeteksi posisi telur, sementara *EfficientNet-B0* sebagai CNN digunakan untuk klasifikasi tiga tingkat mutu telur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa YOLOv8 mampu mendeteksi objek dengan performa sangat baik dengan nilai mAP@0.5 sebesar 0.980, precision 0.97, dan recall 0.95, sedangkan model CNN mencapai akurasi validasi 91.9% dengan performa stabil pada seluruh kelas. Integrasi kedua model menghasilkan sistem yang mampu bekerja secara real-time dengan kecepatan 20–35 FPS dan dapat menghitung jumlah telur per *grade* secara otomatis. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa kombinasi YOLOv8 dan CNN mampu memberikan solusi yang cukup akurat untuk proses *grading* telur ayam petelur serta berpotensi diterapkan pada sistem sortasi pascapanen skala produksi.

© 2026 Politeknik Pembangunan Pertanian Manokwari



ABSTRACT

The assessment of egg quality among laying hens is still predominantly performed manually, making it prone to subjectivity and inconsistencies, while the demand for fast and accurate grading continues to increase. This study aims to develop an automated egg quality classification model based on shell color and shape using the YOLOv8 and Convolutional Neural Network (CNN) algorithms. Data were collected from local poultry farmers in Manokwari Regency using a Stratified Random Sampling approach, resulting in 957 egg images labeled according to the SNI 3926:2023 standard. The preprocessing stage included resizing images to 640×640 pixels, pixel normalization, and augmentation through variations in lighting and angles. YOLOv8 was employed to detect egg

positions, while EfficientNet-B0 served as the CNN model to classify eggs into three quality grades. The results indicate that YOLOv8 achieved excellent detection performance with an mAP@0.5 of 0.980, a precision of 0.97, and a recall of 0.95, whereas the CNN model reached a validation accuracy of 91.9% with stable performance across all classes. The integration of both models produced a system capable of real-time operation at 20–35 FPS and automatically counting eggs by grade. Based on these findings, this study concludes that the combination of YOLOv8 and CNN provides an accurate, fast, and consistent solution for egg grading and has strong potential for implementation in post-harvest sorting at various production scales.

PENDAHULUAN

Telur ayam ras merupakan salah satu sumber protein hewani yang paling banyak dikonsumsi masyarakat Indonesia karena harganya terjangkau, mudah didapat, dan kaya akan gizi (Worang *et al.*, 2022). Di Kabupaten Manokwari, kebutuhan telur konsumsi mencapai lebih dari 1,6 juta kilogram per tahun, dengan sebagian besar pasokan masih berasal dari luar daerah (Kamaruddin *et al.*, 2020). Kondisi ini merupakan tantangan peternak ayam petelur lokal untuk menjaga kualitas telur dan bersaing dalam menyediakan ketersediaan telur dengan kualitas terbaik pascapanen. Jenis ayam petelur yang umum digunakan di kabupaten Manokwari adalah *strain* CP 909 yang diproduksi PT Charoen Pokphand Indonesia dengan karakteristik kerawabang telur berwarna coklat.

Kualitas telur ditentukan oleh faktor internal (*albumen*, *yolk*) maupun eksternal (warna, kebersihan, bentuk kerabang). Warna dan bentuk kerabang telur memengaruhi

preferensi konsumen sekaligus menjadi indikator mutu fisik telur (Pratiwi *et al.*, 2021a). Di Indonesia, penilaian kualitas telur telah diatur melalui Standar Nasional Indonesia 3926:2023 (SNI, 2023a) yang mencakup persyaratan mutu fisik, mikrobiologi, dan pengemasan. Namun, pada penerapannya proses grading yang dilakukan oleh peternak masih banyak dilakukan secara manual dan mengandalkan observasi visual oleh tenaga kerja yang membutuhkan biaya lebih. Hal ini berpotensi menimbulkan subjektivitas, membutuhkan waktu lebih lama, dan hasilnya sering tidak seragam.

Seiring berkembangnya teknologi Kecerdasan Buatan dan *Deep Learning* saat ini banyak inovasi teknologi yang ditawarkan untuk membantu proses otomatisasi dalam dunia pertanian seperti pendekatan berbasis *You Only Look Once* (YOLO) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang banyak digunakan dalam penelitian peternakan. YOLO merupakan algoritma deteksi objek *real-time*

yang unggul dalam kecepatan dan akurasi penerapannya pada penelitian deteksi telur ayam berbasis warna kerabang terbukti mampu meningkatkan efisiensi proses sortasi dan mengurangi kebutuhan tenaga kerja manual seperti yang dilakukan pada penelitian Ningsih *et al.* (2024) dimana YOLO digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas telur berdasarkan kategori segar dan tidak segar dengan akurasi 93%, selanjutnya dalam penelitian yang dilakukan Chandra *et al.* (2025) menunjukkan performa tinggi CNN dalam klasifikasi citra kerabang telur dengan akurasi mencapai lebih dari 90%, selain itu, studi perbandingan yang dilakukan oleh Hariyanto *et al.* (2020), YOLOv3 dan YOLOv4 untuk pengelompokan ukuran telur ayam secara *real-time* juga menunjukkan kinerja baik, meskipun YOLOv3 lebih unggul dari sisi kecepatan.

Dalam perkembangan terbaru YOLOv8 diajukan untuk digunakan dalam penelitian ini karena merupakan versi paling mutakhir yang dikembangkan oleh *Ultralytics*, dengan peningkatan pada akurasi, fleksibilitas, serta efisiensi komputasi (Visen & Charibaldi, 2025). YOLOv8 juga terbukti handal dalam berbagai kasus deteksi objek lain, baik di bidang agrikultur maupun non-agrikultur, sehingga sangat relevan untuk diaplikasikan pada grading telur ayam berbasis warna kerabang dan bentuk.

Penelitian sebelumnya dalam klasifikasi kualitas telur ayam umumnya menggunakan CNN pada citra statis atau algoritma deteksi objek generasi lama seperti YOLOv3 dan YOLOv4, yang masih memiliki keterbatasan dalam mendukung proses grading secara *real-*

time dan multi-objek. Selain itu, penggunaan YOLO sebagai metode tunggal belum optimal dalam membedakan kelas mutu yang memiliki kemiripan visual tinggi, khususnya antara *Grade I* dan *Grade II*, karena perbedaan warna dan tekstur kerabang yang relatif halus. Perkembangan terbaru YOLOv8 menawarkan peningkatan dari sisi efisiensi komputasi, stabilitas, dan akurasi deteksi dibandingkan versi sebelumnya, namun masih berfokus pada deteksi objek. Oleh karena itu, penelitian ini mengintegrasikan YOLOv8 dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis *EfficientNet-B0* untuk menutup kesenjangan metode sebelumnya serta meningkatkan akurasi dan kecepatan klasifikasi kualitas telur ayam petelur secara otomatis.

Berdasarkan tinjauan tersebut, penelitian ini memfokuskan pada klasifikasi kualitas telur ayam petelur berdasarkan warna dan bentuk kerabang menggunakan metode YOLO dan CNN. Sampel data akan diperoleh dari peternak lokal di Kabupaten Manokwari, dengan proses pelabelan dataset mengacu pada SNI 3926:2023 dan sumber penelitian terdahulu sebagai standar *grading* telur di Indonesia.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model klasifikasi kualitas telur ayam petelur berdasarkan warna dan bentuk kerabang dengan menggunakan algoritma YOLO dan CNN serta mengevaluasi performa algoritma YOLO dan CNN dalam mendeteksi serta mengklasifikasikan mutu telur ayam petelur secara otomatis, sehingga dapat memberikan gambaran sejauh mana teknologi kecerdasan buatan mampu menggantikan

metode manual yang selama ini masih digunakan oleh peternak lokal.

METODE

Penelitian ini bersifat eksperimen kuantitatif dengan pendekatan komputer vision berbasis *deep learning*. Fokus penelitian ini adalah pengembangan dan pengujian model deteksi serta klasifikasi mutu telur ayam berdasarkan warna kerabang dan bentuk menggunakan pendekatan observasi visual terstandar berbasis SNI 3926:2023. Warna kerabang dinilai berdasarkan konsistensi distribusi warna coklat pada permukaan telur melalui inspeksi visual pada kondisi pencahayaan alami dan pencahayaan ruangan terkontrol saat pengambilan citra.

Bentuk kerabang dinilai berdasarkan kesesuaian terhadap bentuk oval normal sebagaimana dijelaskan dalam kriteria mutu eksternal SNI. Penilaian dilakukan melalui observasi visual langsung tanpa menggunakan alat ukur digital seperti colorimeter atau kaliper, karena penelitian ini berfokus pada klasifikasi berbasis citra menggunakan algoritma YOLOv8 dan CNN.

Penyusunan metode penelitian ini mengikuti struktur metodologis penelitian ilmiah yang sistematis, meliputi desain penelitian, pengambilan sampel, pengumpulan data, dan analisis data (Suryadi & Arono, 2022).

Teknik pengambilan sampel pada penelitian ini menggunakan metode *Stratified Random Sampling* untuk memastikan keterwakilan wilayah dan unit usaha peternakan ayam petelur di Kabupaten Manokwari. Wilayah penelitian mencakup delapan distrik

yang memiliki peternak ayam petelur aktif, yaitu Distrik Aimasi, Manokwari Barat, Manokwari Selatan, Manokwari Timur, Masni, Prafi, Udapi Hilir, dan Warmare. Dari delapan distrik tersebut, dipilih total 18 peternak ayam petelur secara proporsional berdasarkan jumlah peternak di masing-masing distrik, dari setiap peternak, diambil rata-rata 15–20 butir telur yang memenuhi kriteria penelitian.

Dari masing-masing peternak, sampel telur yang diambil berasal dari ayam ras petelur dewasa jenis *strain* CP 909 dengan rentang umur 52–72 minggu (± 12 –18 bulan). Ayam petelur dewasa pada umur ini telah melewati fase awal produksi sehingga ukuran, bentuk, dan warna kerabang relatif stabil, sementara perubahan fisiologis akibat bertambahnya umur dapat memengaruhi ketebalan dan kekuatan cangkang (Nasri *et al.*, 2020). Pemilihan umur di atas satu tahun juga membantu meminimalkan variasi mutu telur yang biasa terjadi pada ayam muda yang baru mulai bertelur.

Alokasi sampel untuk setiap distrik dan peternak ditentukan secara proporsional terhadap jumlah peternak di masing-masing distrik, misalnya, distrik dengan tiga peternak memperoleh proporsi lebih besar dibanding distrik dengan satu peternak. Setelah alokasi proporsional ditetapkan, pemilihan telur dari masing-masing peternak dilakukan secara acak hingga mencapai jumlah yang ditentukan. Dengan demikian, penggunaan teknik *Stratified Random Sampling* ini menjamin bahwa setiap distrik dan peternak terwakili secara proporsional, serta setiap grade telur memiliki

jumlah citra yang seimbang untuk keperluan analisis klasifikasi.

Data yang dikumpulkan dalam penelitian ini merupakan citra/gambar dari ayam ras petelur yang dikumpulkan melalui peternak lokal di kabupaten manokwari, selanjutnya sampel yang telah terkumpul diberi label menggunakan pedoman pelabelan yang disusun berdasarkan 3 tingkat mutu yaitu grade I, grade II dan grade III mengacu pada SNI 3926:2023 dan divalidasi oleh akademisi dan praktisi dalam hal ini dosen peternakan di Politeknik Pembangunan Pertanian Manokwari dan praktisi peternak ayam petelur.

Pengambilan gambar telur menggunakan kamera smartphone yang diambil secara langsung dengan variasi sudut dan pencahayaan, jumlah target data minimal yang dikumpulkan adalah 300 – 500 gambar/citra

dengan format JPG untuk masing-masing tingkat yang akan diberi label grade lalu data akan dibagi 70% data latih, 20% data validasi dan 10% data uji.

Pelabelan data merupakan tahapan di mana setiap citra diberi label sesuai kategori grade berdasarkan Standar Nasional Indonesia (SNI) 3926:2023 tentang Telur Ayam Konsumsi yang diterbitkan oleh Badan Standardisasi Nasional (SNI, 2023). Standar ini memuat persyaratan mutu fisik telur yang meliputi kondisi kerabang, kebersihan, keutuhan, serta karakteristik visual lainnya. Telur diberi label menggunakan *Roboflow* agar dataset yang dipakai dapat digunakan sebagai dataset dalam proses pembuatan model, panduan pelabelan *grade* bisa dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pedoman Pelabelan

Tingkat Mutu (Grade)	Variabel Penilaian (Assessment Variable)	Kriteria Visual (Visual Criteria)
Grade I (Kualitas Prima)	Warna Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Warna coklat seragam dan merata di seluruh permukaan yang terlihat. • Intensitas warna konsisten dan pekat, sesuai standar karakteristik strain. • Bebas dari bercak, noda warna, area pucat, atau diskolorasi lainnya.
	Bentuk Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Bentuk oval normal, simetris, dan proporsional (tidak terlalu bulat atau lonjong). • Permukaan halus dengan kontur yang mulus dan tidak bergelombang. • Bebas dari segala bentuk tonjolan, gundukan, atau deformitas.
	Kondisi Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Permukaan kerabang sepenuhnya bersih, bebas dari segala jenis noda (kotoran, feses, darah). • Kerabang utuh sempurna, tidak ada retak sekecil apapun yang dapat terdeteksi secara visual. • Permukaan halus dan bebas dari deposit kalsium atau tekstur kasar.
	Ukuran Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Besar dengan berat 60 Gram
Grade II (Penyimpangan Minor)	Warna Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Warna sedikit tidak merata atau terdapat 1-2 bercak warna kecil yang total luasnya kurang dari 5% permukaan terlihat. • Terdapat area yang sedikit lebih pucat namun tidak mendominasi penampilan keseluruhan.

Tingkat Mutu (Grade)	Variabel Penilaian (Assessment Variable)	Kriteria Visual (Visual Criteria)
	Bentuk Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Terdapat sedikit penyimpangan dari bentuk oval ideal (misalnya, sedikit lebih bulat atau sedikit lebih lonjong dari normal). • Terdapat 1-2 tonjolan kalsium kecil yang tidak signifikan dan tidak mengganggu bentuk keseluruhan.
	Kondisi Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Terdapat noda kotoran kecil, kering, dan terlokalisir pada satu area (total luas noda kurang dari 5% permukaan terlihat)
	Ukuran Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Sedang-Besar dengan berat 50 Gram – 60 Gram
Grade III (Penyimpangan Mayor/Ditolak)	Warna Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Warna sangat tidak seragam, belang-belang, atau sangat pucat secara keseluruhan. • Terdapat bercak warna yang besar atau banyak, dengan total luas melebihi 5% permukaan terlihat.
	Bentuk Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Bentuk sangat tidak normal (sangat bulat, sangat lonjong dan runcing, gepeng, atau asimetris secara signifikan). • Terdapat tonjolan yang besar, banyak, atau adanya sabuk kalsium (calcium belt) yang melingkari telur.
	Kondisi Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Terdapat noda kotoran yang luas, basah, atau menempel kuat pada permukaan kerabang. • Terdapat retak yang jelas, pecah, atau lubang yang terlihat. • Permukaan sangat kasar, berpori, atau memiliki banyak deposit kalsium yang mengganggu.
	Ukuran Kerabang	<ul style="list-style-type: none"> • Kecil dengan berat > 50 Gram

Sumber: SNI 3926:2023 tentang Telur Ayam Konsumsi

Untuk memastikan objektivitas dan konsistensi dalam penentuan grade, alur pengambilan keputusan dirancang berdasarkan prinsip penilaian hirarkis yang memprioritaskan cacat paling signifikan. Logika ini, yang dapat disebut sebagai "Aturan *Grade* Terendah," menetapkan bahwa grade akhir sebuah telur ditentukan oleh atribut kualitas tunggal terlemahnya.

Grade III (Ditolak) Telur langsung diklasifikasikan sebagai grade III jika ditemukan minimal satu fitur yang memenuhi 1 kriteria di grade III, Grade II (Kualitas Cukup) Jika tidak ada kriteria di grade III, telur akan diklasifikasikan sebagai Grade II jika ditemukan minimal satu kriteria grade II, Grade I (Kualitas Terbaik) Telur hanya akan diklasifikasikan sebagai Grade I jika semua kriteria memenuhi grade I.

Tahap awal penelitian adalah preprocessing citra telur, yaitu menyesuaikan ukuran setiap citra menjadi 640×640 piksel agar sesuai dengan ukuran *input* YOLOv8, kemudian melakukan normalisasi nilai piksel ke rentang $[0,1]$ untuk menstabilkan proses pelatihan. Untuk meningkatkan keragaman dataset, dilakukan augmentasi berupa rotasi, *flip horizontal/vertikal*, serta penyesuaian tingkat kecerahan. Pendekatan ini mengikuti praktik *preprocessing* yang umum digunakan pada penelitian YOLOv8 dalam deteksi objek agrikultur untuk menjaga konsistensi data dan mencegah *overfitting*.

Model yang digunakan terdiri dari dua komponen utama. YOLOv8 diterapkan sebagai algoritma deteksi objek untuk mengenali posisi telur dan menghasilkan bounding box secara real-time. YOLOv8 dipilih karena memiliki kecepatan dan akurasi tinggi serta fleksibilitas

pada berbagai jenis dataset (Visen & Charibaldi, 2025). Setelah posisi telur terdeteksi, citra yang telah di-crop selanjutnya diproses menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk melakukan klasifikasi berdasarkan fitur visual seperti warna kerabang, tekstur, dan bentuk. Kombinasi deteksi YOLOv8 dan klasifikasi CNN memungkinkan pemisahan telur per grade secara otomatis dengan ketelitian tinggi (Manurung et al., 2024).

Pelatihan model. Dataset dibagi menjadi 70% data latih, 20% data validasi, dan 10% data uji untuk menjaga keseimbangan antara proses pembelajaran dan pengujian. Proses pelatihan dilakukan dengan menentukan parameter seperti *batch size*, *epoch*, dan *learning rate*. Pembaruan bobot model selama pelatihan dilakukan melalui algoritma *backpropagation*.

Evaluasi model menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *mean average precision* (mAP) untuk mengukur kinerja model.

Akurasi (*Accuracy*) dihitung dengan:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Presisi (*Precision*) dihitung dengan:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Sensitivitas (*Recall*) dihitung dengan:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

dan *F1-Score* sebagai harmonisasi antara presisi dan *recall*:

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Untuk menilai kualitas deteksi objek, digunakan metrik *Mean Average Precision* (mAP) dengan rumus:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik Dataset Final dan Hasil Pelabelan Sampel

Proses pengumpulan data berhasil dilaksanakan sesuai dengan metodologi *Stratified Random Sampling* yang telah dirancang. Total citra yang berhasil dikumpulkan adalah 957 gambar telur unik. Pengambilan sampel dilakukan di 8 distrik yang terdapat peternak lokal di daerah tersebut lalu dibagi masing-masing untuk setiap distrik sesuai jumlah peternak di distrik tersebut jumlah peternak yang terkumpul dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Rekapitulasi Jumlah Peternak berdasarkan Distrik

Distrik	Jumlah Peternak (Orang)	Jumlah Target Peternak (Orang)	Sampel Telur (Butir)
Aimasi	4	2	33
Manokwari Barat	8	4	67
Manokwari Selatan	13	6	100
Manokwari Timur	3	1	17
Masni	4	2	33
Prafi	3	1	17
Udapi Hilir	1	1	17

Distrik	Jumlah Peternak (Orang)	Jumlah Target Peternak (Orang)	Sampel Telur (Butir)
Warmare	1	1	17
Total	37	18	300

Sumber: Data Primer yang diolah, 2025

Setiap sampel yang diambil dilakukan pengambilan citra minimal 3 kali dengan posisi dan pencahayaan yang bervariasi agar model dapat memahami objek dalam kondisi yang berbeda. Setiap citra yang dikumpulkan kemudian melalui proses validasi oleh akademisi ahli dari Politeknik Pembangunan

Pertanian Manokwari untuk memastikan setiap label yang diberikan sesuai dengan kriteria.

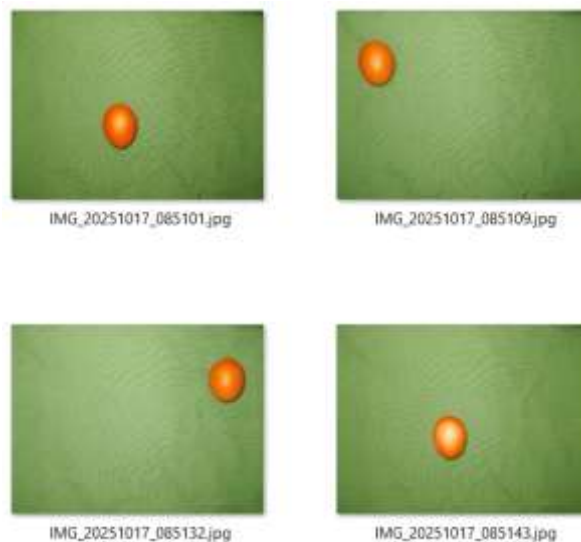
Distribusi Data Berdasarkan Grade

Setelah proses pelabelan selesai, dataset dibagi menjadi tiga bagian: 70% untuk data latih, 20% untuk data validasi, dan 10% untuk data uji visual yang ditetapkan dalam SNI 3926:2023.

Tabel 3. Rekapitulasi Dataset berdasarkan Grade

Tingkat Mutu (Grade)	Data Latih (70%)	Data Validasi (20%)	Data Uji (10%)	Jumlah
Grade I	221	63	32	315
Grade II	223	64	32	318
Grade III	227	65	32	324
Total				957

Sumber: Data Primer yang diolah, 2025



Gambar 1. Sampel citra telur

Secara teoritis, warna dan bentuk kerabang merupakan indikator mutu eksternal yang memengaruhi persepsi kualitas telur oleh konsumen dan sering digunakan dalam proses

grading manual (Pratiwi *et al.*, 2021b; SNI, 2023). Oleh karena itu, keberhasilan model dalam mengidentifikasi variasi warna dan bentuk menunjukkan bahwa fitur visual

eksternal dapat direpresentasikan secara efektif dalam model *deep learning*.

Hasil Pelatihan Model YOLOv8

Pelatihan model deteksi objek dilakukan menggunakan algoritma YOLOv8 untuk mendeteksi posisi telur ayam berdasarkan kategori mutu grade 1, 2, dan 3. Dataset yang digunakan merupakan hasil pelabelan dari *Roboflow* yang telah diklasifikasikan secara manual berdasarkan panduan pelabelan dengan

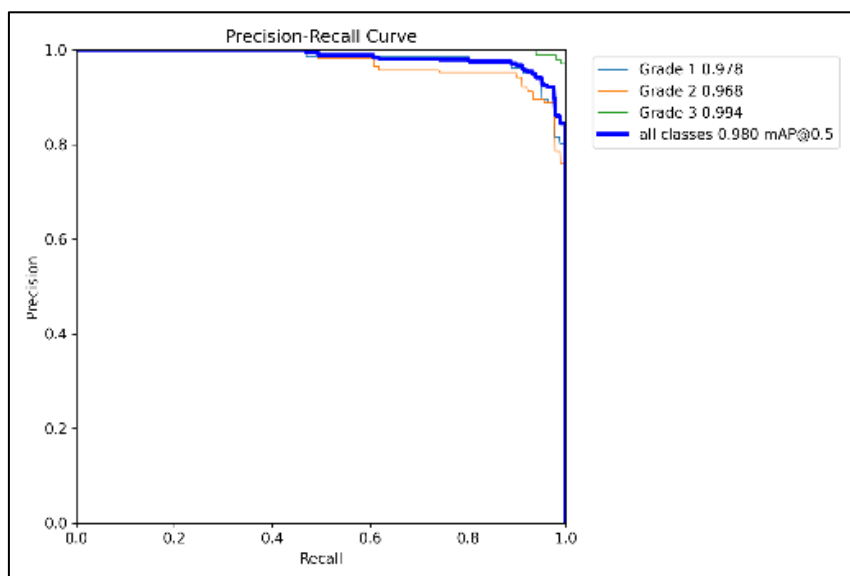
total 957 citra. Proses pelatihan dilakukan sebanyak 100 *epoch* menggunakan Komputer dengan spesifikasi Prosesor *Core i5*, Ram 16 GB dan GPU *Nvidia RTX 3050*, dengan resolusi input citra 640×640 piksel. Model YOLOv8 mampu melakukan deteksi telur pada berbagai posisi dan kondisi pencahayaan dengan tingkat akurasi tinggi. Berdasarkan hasil pelatihan performa terbaik model diperoleh pada epoch ke-100 dengan metrik pada Tabel 4.

Tabel 4. Metrik Performa Pelatihan Model YOLOv8

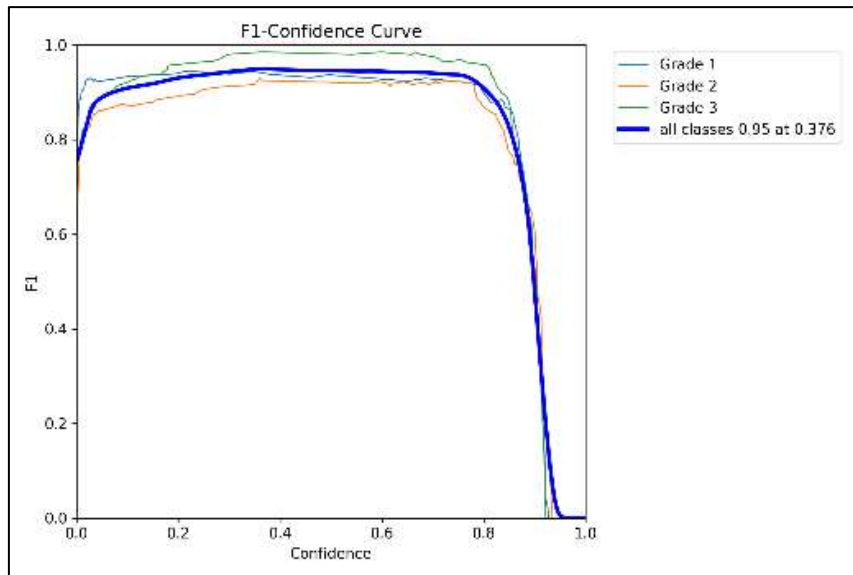
Parameter Evaluasi	Nilai
mAP@0.5	0.980
mAP@0.5–0.95	0.840
<i>Precision</i>	0.97
<i>Recall</i>	0.95

Nilai mAP@0.5 sebesar 0.980 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan deteksi yang sangat tinggi pada tingkat *Intersection over Union* (IoU) 0.5,

sedangkan nilai mAP@0.5–0.95 sebesar 0.84 menunjukkan stabilitas model pada berbagai tingkat ketelitian deteksi.



Gambar 2. Kurva *Precision–Recall*



Gambar 3. Kurva F1 Score



Gambar 4. Confusion Matrix YOLO

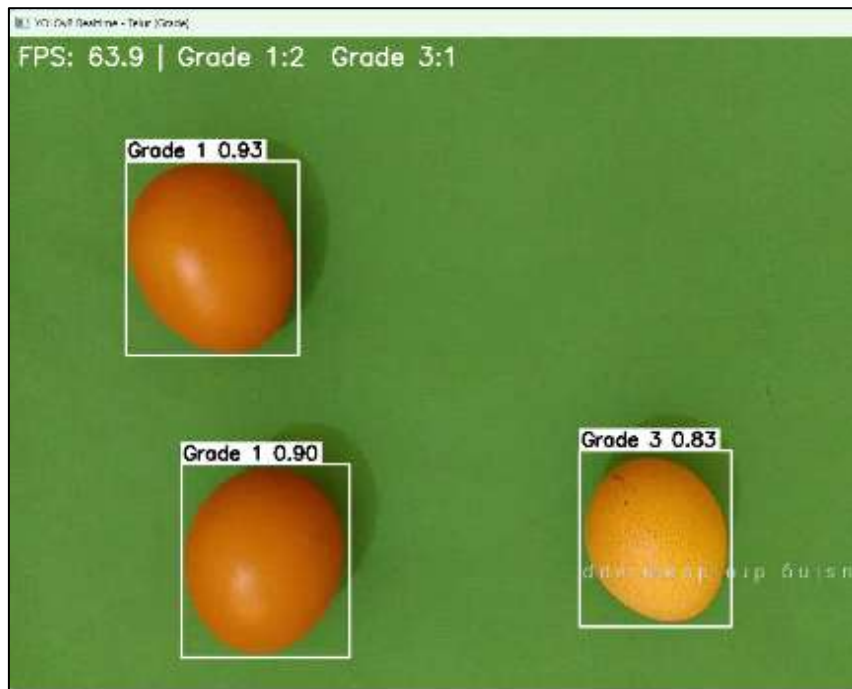
Berdasarkan Gambar 2 dan 3 memperlihatkan *tren precision* dan *recall* yang seimbang pada setiap kelas, yang mengindikasikan bahwa model mampu mendeteksi telur dengan konsistensi yang baik antar kelas. Gambar 4. menunjukkan *confusion matrix* yang mendekati diagonal sempurna, yang berarti model jarang melakukan kesalahan prediksi antar kelas.

Stabilitas performa ini sejalan dengan temuan [Bumbálek et al. \(2025\)](#) yang mencatat bahwa YOLOv8 menawarkan keseimbangan akurasi terbaik dibanding generasi terbaru, serta memiliki ketangguhan superior terhadap variasi lingkungan kompleks ([Li et al., 2025](#)).

Hasil deteksi menunjukkan bahwa model dapat membedakan tiap grade telur dengan cukup baik. Kelas Grade 3 memiliki performa

terbaik karena perbedaan tekstur dan warna cangkang yang lebih kontras dibandingkan kelas lainnya, dimana perbedaan visual yang lebih ekstrem cenderung lebih mudah dipelajari oleh *model deep learning* (Jiang *et al.*, 2024; Wen & He, 2024). Namun, ditemukan

kesalahan kecil antara kelas *Grade 1* dan *Grade 2* yang disebabkan oleh perbedaan warna kerabang yang tipis dan pantulan cahaya pada permukaan telur, kondisi yang umum terjadi pada klasifikasi citra dengan perbedaan fitur visual yang halus (Wen & He, 2024).



Gambar 5. Hasil deteksi YOLO

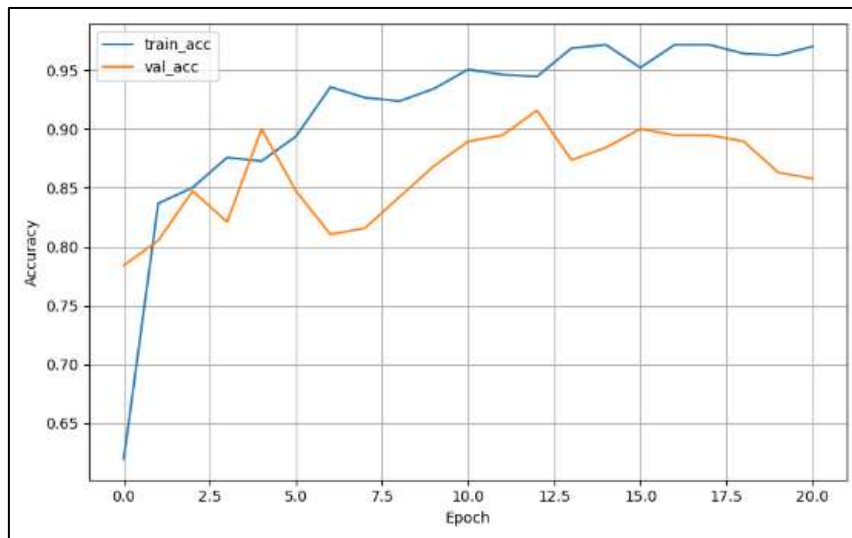
Hasil Pelatihan Model CNN

Selanjutnya tahap klasifikasi mutu telur dilakukan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur EfficientNet-B0. Arsitektur ini dipilih karena memiliki keseimbangan antara akurasi tinggi dan efisiensi komputasi, serta telah banyak digunakan pada penelitian klasifikasi berbasis citra dengan ukuran dataset menengah. Proses pelatihan dilakukan dengan dataset hasil

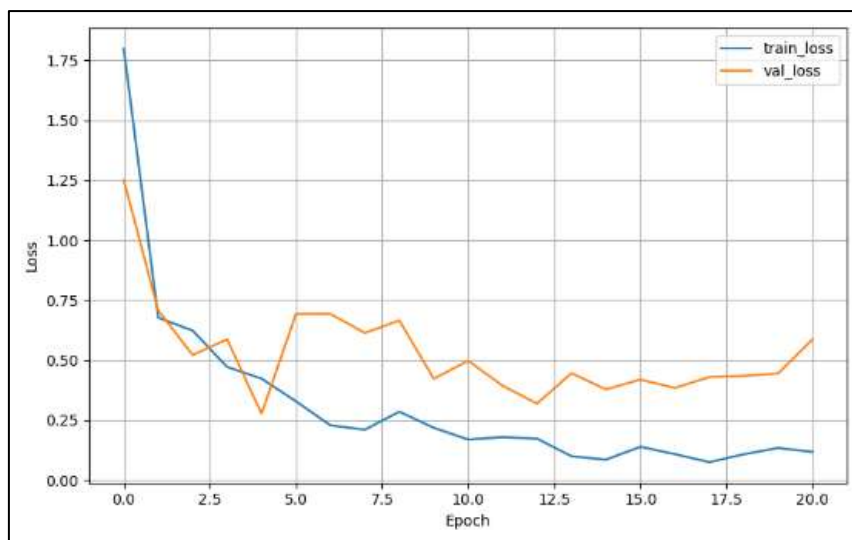
cropping dari YOLOv8 yang terdiri atas tiga kelas (*Grade 1*, *2*, dan *3*). Dataset dibagi menjadi data latih 70%, data validasi 20% dan data uji 10% dengan parameter *Augmentasi* : *Rotasi*, *color jitter*, *random crop*, dan *horizontal flip*, *Learning rate* : 0.0002, *Epoch* : 50, *Batch size* : 32, *Optimizer* : AdamW, *Loss function* : *CrossEntropyLoss*. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi validasi tertinggi sebesar 0.919 dengan detail performa pada Tabel 5.

Tabel 5. Metrik Performa Pelatihan Model CNN

Kelas (Tingkat Mutu)	Precision	Recall	F1-Score
Grade 1	0.861	0.969	0.912
Grade 2	0.909	0.909	0.909
Grade 3	1.000	0.882	0.938
Rata-rata Akurasi			0.919



Gambar 6. Grafik perbandingan Accuracy



Gambar 7. Grafik Loss

Bersasarkan Gambar 6 memperlihatkan bahwa nilai akurasi meningkat signifikan hingga mencapai stabilitas pada epoch ke-15, sedangkan Gambar 7 menunjukkan nilai loss yang menurun dan stabil. Hal ini menandakan

model CNN telah mencapai konvergensi dan tidak mengalami *overfitting* yang serius.

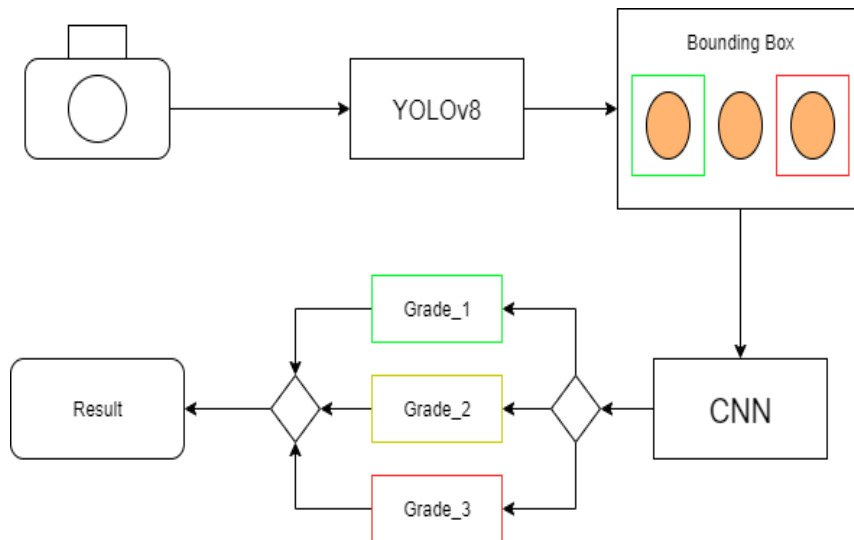
Efisiensi arsitektur ini juga terkonfirmasi oleh Philip (2024) yang mencatat performa unggul *EfficientNet* pada dataset pangan, dengan konvergensi pelatihan yang terbukti

lebih cepat dibandingkan model ResNet (Wen & He, 2024).

Integrasi Model YOLOv8 dan CNN

Kedua model YOLOv8 dan CNN kemudian diintegrasikan dalam satu sistem

untuk melakukan proses klasifikasi mutu telur secara otomatis dan *real-time*. Integrasi dilakukan dengan alur kerja seperti Gambar 8.



Gambar 8. Diagram alur integrasi sistem YOLO–CNN

Kamera menangkap citra telur yang bergerak di lintasan YOLOv8 mendeteksi posisi telur dan memberikan bounding box pada setiap objek telur. Setelah itu area hasil deteksi kemudian dikirim ke model CNN untuk

diklasifikasikan menjadi Grade 1, Grade 2, atau Grade 3 hasil akhir ditampilkan dengan warna kotak berbeda (hijau untuk Grade 1, kuning untuk Grade 2, merah untuk Grade 3).



Gambar 8. Hasil deteksi secara *real-time*

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu bekerja dengan kecepatan rata-rata 20–35 FPS, yang sejalan dengan karakteristik YOLO sebagai algoritma deteksi

objek *real-time* dengan keseimbangan akurasi dan kecepatan komputasi (Li *et al.*, 2025).

Analisis Perbandingan Komparatif dengan Studi Serupa

Untuk kontekstual kontribusi dalam penelitian ini, dilakukan analisis perbandingan dengan studi terkait yang menangani masalah identik. Sebuah studi oleh (Khairy & Candra, 2025) juga mengevaluasi penerapan YOLOv8 untuk klasifikasi kualitas telur otomatis. Penelitian tersebut mengidentifikasi tantangan

yang sama kesulitan membedakan kelas kualitas menengah ("Cukup Baik" / Grade II) dari kelas kualitas tinggi ("Baik" / Grade I) karena kemiripan visual. Meskipun memiliki tujuan yang sama, kedua penelitian ini mengadopsi metodologi yang berbeda secara fundamental, yang menghasilkan perbedaan kinerja yang signifikan, seperti yang dirangkum dalam Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Penelitian Serupa

Aspek	Penelitian Khafizh & Feri (2025)	Penelitian Ini
Algoritma	YOLOv8 tunggal	YOLOv8 + CNN (EfficientNet-B0)
Dataset	1.200 citra dari Kaggle dan peternak	957 citra dari peternak lokal Manokwari
Pendekatan	Deteksi sekaligus klasifikasi YOLO	Deteksi (YOLO) + Klasifikasi (CNN)
mAP@0.5	0.991	0.980
Akurasi Klasifikasi	0.91 (YOLO saja)	0.919 (CNN)
Real-time	Tidak diuji	Diuji (30 FPS, dengan counting otomatis)

Pada penelitian sebelumnya menggunakan dataset yang relatif terbatas dan tidak dijelaskan secara rinci proses pengumpulannya, dimana citra diperoleh secara statis dan harus dipotong manual per objek. Kondisi tersebut membuat variasi data rendah dan menyebabkan model CNN mereka cenderung kurang tahan terhadap perubahan pencahayaan maupun posisi telur. Sebaliknya, dalam penelitian ini menggunakan dataset lebih terstruktur dan representatif, yaitu 957 citra yang dikumpulkan langsung dari peternak lokal dengan pembagian seimbang untuk *Grade* 1, 2, dan 3, serta diperkaya melalui augmentasi dan *ROI cropping* otomatis dari YOLOv8. Proses pengumpulan yang lebih sistematis ini berpengaruh signifikan terhadap peningkatan kualitas model karena CNN menerima citra input yang lebih konsisten dan bervariasi.

Selain itu, kombinasi YOLOv8 dan *EfficientNet-B0* pada penelitian ini terbukti efektif, dimana YOLOv8 memastikan deteksi objek yang akurat dan stabil, sementara CNN memberikan klasifikasi mutu yang lebih halus berdasarkan tekstur dan warna cangkang. Integrasi dua model ini menghasilkan sistem yang tidak hanya akurat tetapi juga dapat beroperasi secara *real-time* dan multi-objek, berbeda dengan penelitian sebelumnya yang hanya berfokus pada klasifikasi statis. Perbedaan kualitas dataset dan metodologi tersebut tercermin pada hasil akurasi, di mana penelitian sebelumnya melaporkan akurasi sekitar 91% menggunakan CNN tunggal, sedangkan penelitian ini mencapai mAP 0.980 pada YOLOv8 dan akurasi 91.9% pada CNN, sehingga menunjukkan peningkatan

performa dan kemampuan generalisasi yang lebih baik.

Metode ini terbukti lebih kompetitif dibanding pendekatan SVM yang mencapai akurasi 92,59% (Lim *et al.*, 2024), serta menunjukkan generalisasi yang lebih baik daripada metode single-domain pada deteksi cacat telur (Cheng *et al.*, 2024). Konsistensi deteksi objek kecil ini juga divalidasi oleh keberhasilan adaptasi YOLOv8 pada morfologi telur unggas lain (Jiang *et al.*, 2024; Tang *et al.*, 2025).

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi algoritma YOLOv8 dan CNN (*EfficientNet*) dapat diterapkan secara efektif dalam klasifikasi kualitas telur ayam petelur lokal di Kabupaten Manokwari. Model yang dikembangkan mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan telur berdasarkan warna dan bentuk kerabang dengan tingkat akurasi dan mAP yang tinggi serta kecepatan pemrosesan real-time. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem memiliki tingkat validitas yang baik dan konsisten dalam membedakan antar grade telur, meskipun terdapat kesalahan kecil pada kelas dengan perbedaan visual yang tipis. Dibandingkan metode manual, sistem ini lebih stabil, objektif, dan cepat karena tidak dipengaruhi oleh faktor subjektivitas dan kelelahan pengamat. Dengan demikian, integrasi YOLOv8 dan CNN layak diimplementasikan sebagai alternatif sistem grading telur berbasis citra yang lebih efisien dan terstandar dibandingkan metode konvensional.

PERNYATAAN KONTRIBUSI

Dalam artikel ini, Helmi Saputra merancang penelitian, mengumpulkan data, dan menyusun draf awal naskah. Christian Dwi Suhendra dan Alex De Kweldju bertindak sebagai anggota serta pembimbing yang memberikan supervisi secara menyeluruh, melakukan validasi terhadap metodologi, serta meninjau dan memberikan masukan kritis terhadap struktur naskah hingga final. Seluruh penulis menyetujui versi akhir naskah ini.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada dosen pembimbing atas arahan, bimbingan, dan masukan yang sangat berharga selama proses penelitian dan penyusunan artikel ini. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada seluruh civitas akademika Universitas Papua dan Politeknik Pembangunan Pertanian Manokwari yang telah memberikan dukungan, fasilitas, serta lingkungan akademik yang kondusif. penulis berterima kasih juga kepada berbagai pihak terkait yang telah membantu dalam pengumpulan data, proses pengujian, maupun kontribusi lainnya sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik. Serta terima kasih kepada reviewer yang telah mereview artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

Bumbálek, R., Umurungi, S. N., Ufitikirezi, J. de D. M., Zoubek, T., Kuneš, R., Stehlík, R., Lin, H.-I., & Bartoš, P. (2025). Deep learning in poultry farming: comparative analysis of Yolov8, Yolov9, Yolov10, and Yolov11 for dead chickens detection. *Poultry Science*, 104(9), 105440. <https://doi.org/10.1016/j.psj.2025.105440>

- Chandra, R. S., Handayani, H. H., Cahyana, & Yana. (2025). Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Deteksi Telur Bebek Fertile Dan Infertil. *Scientific Student Journal for Information, Technology and Science*, 6, 1–9.
<https://journal.ubpkarawang.ac.id/mahasiswa/index.php/ssj/article/view/1309/836>
- Cheng, Y., Huang, Y., Zhang, J., Zhang, X., Wang, Q., & Fan, W. (2024). Robust Detection of Cracked Eggs Using a Multi-Domain Training Method for Practical Egg Production. *Foods*, 13(15), 2313.
<https://doi.org/10.3390/foods13152313>
- Hariyanto, M., Kholiq, M., Yani, A., & Narti. (2020). Perbandingan Algoritma Yolov3 Dan Yolov4 Dalam Pengelompokan Ukuran Telur Ayam Secara Real Time Lysheeba. *Inti Nusa Mandiri*, 14(2), 133–138.
<https://doi.org/10.33480/inti.v19i1.5699>
- Jiang, T., Zhou, J., Xie, B., Liu, L., Ji, C., Liu, Y., Liu, B., & Zhang, B. (2024). Improved YOLOv8 Model for Lightweight Pigeon Egg Detection. *Animals*, 14(8), 1226.
<https://doi.org/10.3390/ani14081226>
- Kamaruddin, A., Monim, H., Mulyadi, M., & Sambodo, P. (2020). Kualitas Fisik Telur Ayam Petelur pada Tingkat Pelaku Usaha di Kabupaten Manokwari Provinsi Papua Barat. *Jurnal Ilmu Peternakan Dan Veteriner Tropis (Journal of Tropical Animal and Veterinary Science)*, 10(2), 128.
<https://doi.org/10.46549/jipvet.v10i2.111>
- Khairy, K., & Candra, F. (2025). *Evaluasi Kinerja YOLOv8 dalam Klasifikasi Kualitas Telur Berbasis Warna dan Tekstur Cangkang*. 17(3), 326–339.
<https://doi.org/10.22303/csrid-.17.3.2025.326-339>
- Li, J., Ma, W., Wei, Y., & Wang, T. (2025). Enhanced YOLOv8 for Robust Pig Detection and Counting in Complex Agricultural Environments. *Animals*, 15(14), 2149.
<https://doi.org/10.3390/ani15142149>
- Lim, W. S., Kang Lai, D. J., Lim, S. T., & Yeo, B. C. (2024). Vision-based Egg Grading System using Support Vector Machine. *International Journal on Robotics, Automation and Sciences*, 6(1), 13–19.
<https://doi.org/10.33093/ijoras.2024.6.1.3>
- Manurung, D. G., Pinasthika, M. R., Vasya, M. A. O., Putri, R. A. D. S., Tampubolon, A. P., Prayata, R. F., Nisa, S. K., & Yudistira, N. (2024). Deteksi Dan Klasifikasi Hama Potato Beetle Pada Tanaman Kentang Menggunakan YOLOV8. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 11(4), 723–734.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.1148092>
- Nasri, H., van den Brand, H., Najar, T., & Bouzouaia, M. (2020). Interactions between egg storage duration and breeder age on selected egg quality, hatching results, and chicken quality. *Animals*, 10(10), 1–18.
<https://doi.org/10.3390/ani10101719>
- Ningsih, S. A., Sutiani, R. A., Ulandari, N. M. S., & Saputra, R. A. (2024). Penerapan Algoritma Yolo Untuk Mendeteksi Kualitas Telur Ayam Berdasarkan Warna Cangkang. *METHODIKA: Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 10(2), 35–39.
<https://doi.org/10.46880/mtk.v10i2.3062>
- Philip, A. (2024). Optimizing Food101 Classification with Transfer Learning: A Fine-Tuning Approach Using EfficientNetB0. *International Journal of Intelligent Information Systems*, 13(4), 59–77.
<https://doi.org/10.11648/j.ijis.20241304.11>
- Pratiwi, N., Sartika, Ti., & Komarudin. (2021a). Pengaruh Warna Kerabang Telur Terhadap Kualitas Telur Ayam KUB-2. *Prosiding Seminar Teknologi Dan Agribisnis Peternakan VIII-Webinar*, 698–703.
<https://jnp.fapet.unsoed.ac.id/index.php/psv/article/view/774>
- Pratiwi, N., Sartika, Ti., & Komarudin. (2021b). Pengaruh Warna Kerabang Telur Terhadap Kualitas Telur Ayam KUB-2. *Prosiding Seminar Teknologi Dan*

- Agribisnis Peternakan VIII–Webinar*, 698–703.
<https://jnp.fapet.unsoed.ac.id/index.php/sv/article/view/774>
- SNI. (2023a). *Penetapan SNI 3926:2023 Telur Ayam Konsumsi*.
<http://sispk.bsn.go.id/SNI/DetailSNI/14328>
- SNI. (2023b). *Penetapan SNI 3926:2023 Telur Ayam Konsumsi*.
<http://sispk.bsn.go.id/SNI/DetailSNI/14328>
- Suryadi, S., & Arono, A. (2022). Gaya Retorika Bagian Metodologi Penelitian Pada Jurnal Nasional Terakreditasi Bidang Sosial Dan Humaniora. *Diksa : Pendidikan Bahasa Dan Sastra Indonesia*, 8(1), 1–11.
<https://doi.org/10.33369/diksa.v8i1.20988>
- Tang, R., Jun, T., Chu, Q., Sun, W., & Sun, Y. (2025). Small Object Detection in Agriculture: A Case Study on Durian Orchards Using EN-YOLO and Thermal Fusion. *Plants*, 14(17), 2619.
<https://doi.org/10.3390/plants14172619>
- Visen, & Charibaldi, N. (2025). Penerapan Object Detection Menggunakan Deep Learning YOLOv8 Untuk Mengidentifikasi Sampah Anorganik (Maksimal Sepuluh Objek) Dalam Satu Citra. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 12(1), 195–202.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.2025129012>
- Wen, J., & He, J. (2024). Agricultural development driven by the digital economy: improved EfficientNet vegetable quality grading. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 8.
<https://doi.org/10.3389/fsufs.2024.1310042>
- Worang, P., Sondakh, E. H. B., Palar, C. K. M., Rumondor, D. B. J., & Wahyuni, I. (2022). Kualitas telur ayam ras yang dijual di pasar tradisional dan pasar modern Kota Manado. *Zootec*, 42(2), 138.
<https://doi.org/10.35792/zot.42.1.2022.41479>