E-ISSN: 3025-0994
Halaman 5858-5871
Volume 4 Nomor 4 Tahun 2026

Deteksi Tingkat Kelayakan Daging Ayam Ras Pedaging Berbasis Web Menggunakan Algoritma YOLO11s

Bagas Nugroho[1], Sholihin[2]

[1,2] Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang
e-mail: bagastriadi905@gmail.com dosen00404@unpam.ac.id

Abstrak

Daging ayam ras pedaging merupakan sumber protein hewani utama bagi masyarakat Indonesia, namun sangat rentan mengalami pembusukan akibat kontaminasi bakteri apabila penanganannya tidak tepat. Permasalahan utama pada rantai distribusi pasar tradisional dan usaha skala menengah ke bawah adalah proses penyortiran kualitas yang masih mengandalkan pengamatan visual manusia secara manual. Metode konvensional tersebut memiliki kelemahan berupa tingkat subjektivitas tinggi, ketidakkonsistenan akibat kelelahan pekerja, serta inefisiensi waktu, sedangkan uji laboratorium bersifat merusak sampel, mahal, dan lambat. Penelitian ini bertujuan merancang dan membangun sistem otomatis berbasis web untuk mendeteksi kelayakan daging ayam menggunakan algoritma pembelajaran mendalam *You Only Look Once* versi sebelas ukuran kecil. Metode penelitian meliputi pengumpulan data primer dan sekunder sebanyak dua ribu sembilan ratus dua puluh citra daging ayam bagian dada dan paha dalam kategori segar dan tidak segar, pelabelan kotak pembatas pada platform Roboflow, pembagian data latih, validasi, dan uji, pelatihan model pada layanan komputasi awan Google Colab selama seratus putaran, serta pengembangan aplikasi web menggunakan kerangka kerja Flask dan basis data SQLite. Hasil pengujian menunjukkan model mencapai presisi sembilan puluh sembilan koma sembilan persen, tingkat pengenalan sembilan puluh sembilan koma enam persen, serta rata-rata presisi sembilan puluh sembilan koma lima persen dengan waktu inferensi lima koma dua milidetik per citra. Komparasi terhadap empat puluh responden membuktikan akurasi sistem jauh melampaui inspeksi manual manusia yang hanya mencapai enam puluh satu koma satu persen. Aplikasi web yang dihasilkan terbukti akurat, cepat, dan non-destruktif sebagai instrumen penyaringan awal penjaminan mutu pangan.

Kata Kunci: Visi Komputer, Daging Ayam, Deteksi Objek, Pembelajaran Mendalam, Aplikasi Web

Abstract

Broiler chicken meat is a primary source of animal protein in Indonesia, yet it is highly perishable and prone to bacterial spoilage without proper handling. In traditional markets and small-to-medium enterprises, quality sorting still relied heavily on manual human visual inspection, which suffered from high subjectivity, inconsistency due to operator fatigue, and time inefficiency, while laboratory testing remained destructive, costly, and slow. This study aimed to develop an automated web-based system capable of detecting chicken meat feasibility using the deep learning object detection algorithm You Only Look Once version eleven small. The research methodology encompassed collecting two thousand nine hundred twenty primary and secondary images of chicken breast and thigh cuts categorized as fresh and not fresh, annotating bounding boxes via Roboflow, splitting the dataset into training, validation, and testing subsets, training the model on Google Colab cloud graphics processing units for one hundred epochs, and deploying the trained weights into a Flask web application integrated with a SQLite database. The evaluation results demonstrate that the model achieves a precision of ninety-nine point nine percent, a recall of ninety-nine point six percent, and a mean average precision of ninety-nine point five percent with an inference time of five point two milliseconds per image. Empirical comparison against forty human respondents confirms that the system outperforms manual inspection, which only attains sixty-one point one percent accuracy. The resulting web prototype provides a fast, objective, and non-destructive screening tool for food quality assurance.

Keywords : Computer Vision, Chicken Meat, Object Detection, Deep Learning, Web Application

LATAR BELAKANG

Keamanan pangan merupakan aspek fundamental yang memengaruhi derajat kesehatan masyarakat secara langsung. Daging ayam ras pedaging (*broiler*) menempati posisi sebagai salah satu komoditas sumber protein hewani yang paling diminati di Indonesia karena harganya yang terjangkau serta kandungan gizinya yang tinggi (Zahro, 2024). Meskipun demikian, karakteristik biologis daging ayam menjadikannya bahan pangan yang sangat mudah mengalami kerusakan dan pembusukan akibat kontaminasi bakteri apabila tidak disimpan pada suhu yang tepat (Pasya, 2025). Penurunan mutu pascapenyembelihan berlangsung cepat dan memicu perubahan fisik yang dapat diamati secara kasatmata, seperti pemudaran warna permukaan dari merah muda cerah menjadi pucat kekuningan hingga kehijauan, serta perubahan tekstur kulit dan serat daging menjadi lembek dan berlendir (Agung Mujiono dkk., 2024; Sutarman dkk., 2023).

Pada praktik distribusi di pasar tradisional maupun industri pengolahan skala kecil dan menengah, proses pengendalian mutu (*quality control*) masih bergantung sepenuhnya pada inspeksi visual manual atau uji organoleptik oleh manusia. Pendekatan manual memiliki keterbatasan mendasar karena bersifat subjektif dan sangat rentan terhadap kesalahan manusia (*human error*), baik berupa pelolosan produk rusak (*miss*) maupun

penolakan produk layak (*false alarm*). Studi keandalan manusia menunjukkan bahwa kelelahan persepsi kognitif dan visual selama inspeksi berulang dapat menurunkan akurasi secara signifikan hingga menimbulkan tingkat kesalahan berkisar antara 10% hingga 30%. Di sisi lain, pengujian mutu paling akurat melalui analisis mikrobiologi di laboratorium memerlukan biaya relatif mahal, waktu tunggu berhari-hari, serta bersifat merusak sampel (*destructive testing*).

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) dan visi komputer (*computer vision*) menawarkan alternatif solusi penilaian mutu pangan yang cepat, objektif, konsisten, dan non-destruktif (Hidalgo dkk., 2025; Hwang dkk., 2025). Pengolahan citra digital memungkinkan komputer mengonversi pantulan cahaya pada permukaan daging ayam menjadi matriks piksel warna *Red, Green, Blue* (RGB) untuk dianalisis pola warna dan tekstur visualnya secara matematis (Wijaya dkk., 2024; Zou dkk., 2024). Dalam beberapa tahun terakhir, arsitektur jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Network*) dan algoritma deteksi objek satu tahap *You Only Look Once* (YOLO) telah menjadi standar utama karena mampu memprediksi lokasi *bounding box* sekaligus probabilitas kelas objek secara seketika (Elangovan dkk., 2024; Terven dkk., 2023).

Berbagai penelitian terdahulu telah mengkaji pemanfaatan pembelajaran mendalam untuk klasifikasi kesegaran daging maupun deteksi objek berbasis YOLO pada beragam domain, sebagaimana dirangkum pada Tabel 1. Naturizal dkk. (2024) mengembangkan pendeteksi kesegaran daging ayam berbasis Android menggunakan metode CNN MobileNet dengan akurasi 90%, namun pendekatan tersebut masih menggunakan klasifikasi gambar penuh tanpa mengisolasi area daging dari latar belakangnya. Sementara itu, kemunculan arsitektur YOLO11 yang dilengkapi modul C3k2 dan C2PSA terbukti menghasilkan performa deteksi lebih unggul dengan parameter komputasi lebih efisien dibandingkan generasi sebelumnya (Niu dkk., 2025; Praseli dkk., 2026; Sary dkk., 2025).

Tabel 1. Ringkasan Penelitian Terdahulu yang Relevan

Peneliti (Tahun)	Fokus Penelitian	Metode	Temuan Utama
Naturizal dkk. (2024)	Deteksi kesegaran daging ayam berbasis Android	CNN (MobileNet)	Akurasi 90%; masih berbasis klasifikasi citra penuh.
Reswara dkk. (2025)	Deteksi penggunaan helm pengendara motor	YOLOv10	Nilai mAP@50 mencapai 99,5% pada 300 citra latih.
Sary dkk. (2025)	Deteksi tingkat kematangan anggur berbasis web	YOLOv11 & Roboflow	Presisi 0,98, *recall* 0,95, dan mAP 0,84.
Praseli dkk. (2026)	Perbandingan deteksi helm keselamatan K3	YOLOv8, v9, v11	YOLOv11 memberikan akurasi tertinggi dan paling stabil.
Niu dkk. (2025)	Estimasi pose buah apel berbasis segmentasi	SCH-YOLO11s	Varian *Small* ringan secara komputasi dengan presisi tinggi.

Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan prototipe sistem deteksi tingkat kelayakan daging ayam ras pedaging bagian dada dan paha menggunakan algoritma YOLO11s (*Small*). Pemilihan varian *Small* bertujuan menyeimbangkan akurasi deteksi biner (Segar dan Tidak Segar) dengan kecepatan inferensi agar aplikasi web berbasis kerangka kerja *Flask* dapat merespons secara *real-time* (Muslim Sinaga dkk., 2025; Utami dkk., 2024). Selain mengukur performa matematis model, penelitian ini juga membandingkan keandalan sistem secara empiris terhadap persepsi visual 40 responden manusia serta pengujian laboratorium mikrobiologi di UPT Laboratorium Kesehatan Daerah (Labkesda) Kota Tangerang guna membuktikan efektivitasnya sebagai alat bantu penyaringan awal mutu daging ayam.

METODE

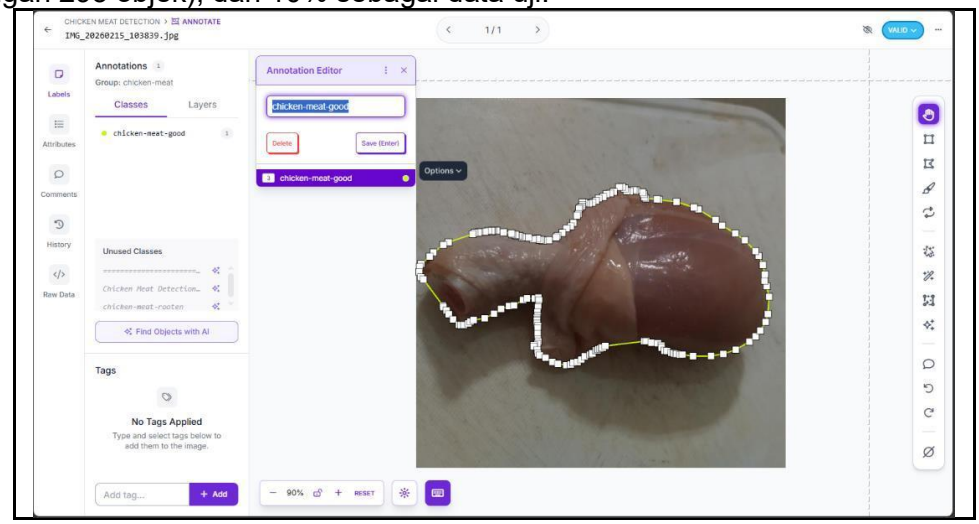
Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental dalam siklus pengembangan sistem *Machine Learning* dan rekayasa perangkat lunak model prototipe (Aprilisa & Aulia, 2024). Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan data citra daging ayam ras pedaging (*broiler*) bagian dada dan paha. Data primer diambil secara langsung menggunakan kamera ponsel pintar dengan variasi sudut dan pencahayaan untuk dua kondisi, yakni daging ayam segar yang baru dipotong serta daging ayam tidak segar yang dibiarkan pada suhu ruang selama 24 jam. Penentuan label kelas merujuk pada parameter visual warna dan tekstur permukaan daging sesuai standar mutu SNI 3924:2023. Data primer tersebut kemudian diperkaya dengan data sekunder dari repositori publik Roboflow sehingga terkumpul total 2.920 citra.



Gambar 1. Contoh citra daging ayam bagian dada kondisi segar (kiri) dan tidak segar (kanan).

Seluruh citra mentah diunggah ke ruang kerja Roboflow untuk tahap prapemrosesan dan anotasi manual (Saepudin dkk., 2024). Pada tahap ini, setiap area daging diberi kotak pembatas (*bounding box*) dengan label kelas *DagingAyam_Segar* atau *DagingAyam_TidakSegar*, seperti ditunjukkan pada Gambar 2. Selanjutnya, seluruh citra

diseragamkan dimensinya menjadi 640×640 piksel sesuai standar masukan optimal arsitektur YOLO, disertai augmentasi rotasi, translasi, perubahan kecerahan (*HSV*), pembalikan horizontal (*fliplr*), dan penggabungan empat citra acak (*mosaic*). Himpunan data dipartisi dengan rasio 70:20:10, yaitu 70% sebagai data latih, 20% sebagai data validasi (292 citra dengan 293 objek), dan 10% sebagai data uji.



Gambar 2. Proses pelabelan dan anotasi *bounding box* citra daging ayam pada Roboflow.

Proses pelatihan model (*training*) dilaksanakan pada lingkungan komputasi awan Google Colab menggunakan akselerator GPU NVIDIA Tesla T4 untuk mengatasi keterbatasan perangkat keras lokal. Model pralatih *yolo11s.pt* dilatih selama 100 *epoch* dengan ukuran *batch* 16, *optimizer* AdamW, laju pembelajaran awal (*lr0*) 0,001 dengan penjadwalan kosinus (*cos_lr*), *weight decay* 0,0005, serta parameter *patience* 20. Evaluasi kinerja model diukur menggunakan metrik *Intersection over Union* (IoU), *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *mean Average Precision* (mAP) pada ambang batas IoU 0,50 (mAP@50) dan rentang 0,50–0,95 (mAP@50-95) berdasarkan matriks kebingungan (*confusion matrix*) (Iza Sofiani dkk., 2025). Formulasi matematis metrik evaluasi tersebut dinyatakan pada Persamaan (1) hingga Persamaan (5).

$$IoU = Area\ of\ Intersection\ /\ Area\ of\ Union \quad (1)$$

$$Precision = TP\ /\ (TP + FP) \quad (2)$$

$$Recall = TP\ /\ (TP + FN) \quad (3)$$

$$F1\text{-}Score = 2 \times (Precision \times Recall)\ /\ (Precision + Recall) \quad (4)$$

$$mAP = (1\ /\ n) \times \Sigma\ AP_i \quad (5)$$

Bobot model terbaik hasil pelatihan (*Model_CHKN_v2.pt*) selanjutnya diintegrasikan ke dalam prototipe aplikasi web menggunakan arsitektur *Client-Server* yang dikembangkan pada editor Visual Studio Code (Christian & Voutama, 2024; Nur Aeni Hidayah & Rofiqoh, 2024; Nyoman dkk., 2025). Sisi *backend* dibangun menggunakan bahasa Python dan kerangka kerja mikro Flask untuk menangani unggahan citra (format PNG, JPG, JPEG maksimal 5 MB dan resolusi maksimal 2048×2048 piksel), menjalankan inferensi YOLO11s, menyimpan berkas hasil pada penyimpanan lokal server (*local storage*), serta mencatat riwayat deteksi ke dalam basis data SQLite melalui *Object-Relational Mapping* Flask-SQLAlchemy (Gufron dkk., 2024; Istiqlal dkk., 2024; Muhammad Rezy Anshari dkk., 2025; Pawlaszczyk dkk., 2026). Rancangan struktur basis data tabel *deteksi_daging* disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Spesifikasi Struktur Tabel *deteksi_daging* pada Basis Data SQLite

No.	Nama Kolom	Tipe Data	Ukuran	Keterangan
1	id	Integer	11	*Primary Key*, penomoran otomatis (*autoincrement*)
2	nama_file	Varchar / String	100	Nama berkas citra hasil deteksi yang tersimpan
3	hasil_kelas	Varchar / String	35	Label kelayakan dan persentase keyakinan model
4	waktu	DateTime	YYYY-MM-DD HH:MM:SS	Catatan waktu otomatis saat deteksi selesai

Pengujian perangkat lunak dilakukan menggunakan metode *Black Box Testing* dengan teknik *Equivalence Partitioning* untuk memvalidasi respons antarmuka terhadap masukan valid maupun tidak valid, serta *White Box Testing* dengan teknik *Basis Path* untuk memverifikasi kompleksitas siklomatis (*Cyclomatic Complexity*) pada fungsi *predict()* menggunakan Persamaan (6) (Qonita dkk., 2025; Pratiwi & Widianti, 2025; Zen & Nuryasin, 2024). Selain itu, dilakukan uji komparasi empiris menggunakan kuesioner visual berisi 40 citra sampel terhadap 40 responden (pedagang dan konsumen) dengan metrik akurasi dan *error rate* pada Persamaan (7) dan (8), serta perbandingan langsung terhadap hasil pengujian laboratorium mikrobiologi di UPT Labkesda Kota Tangerang.

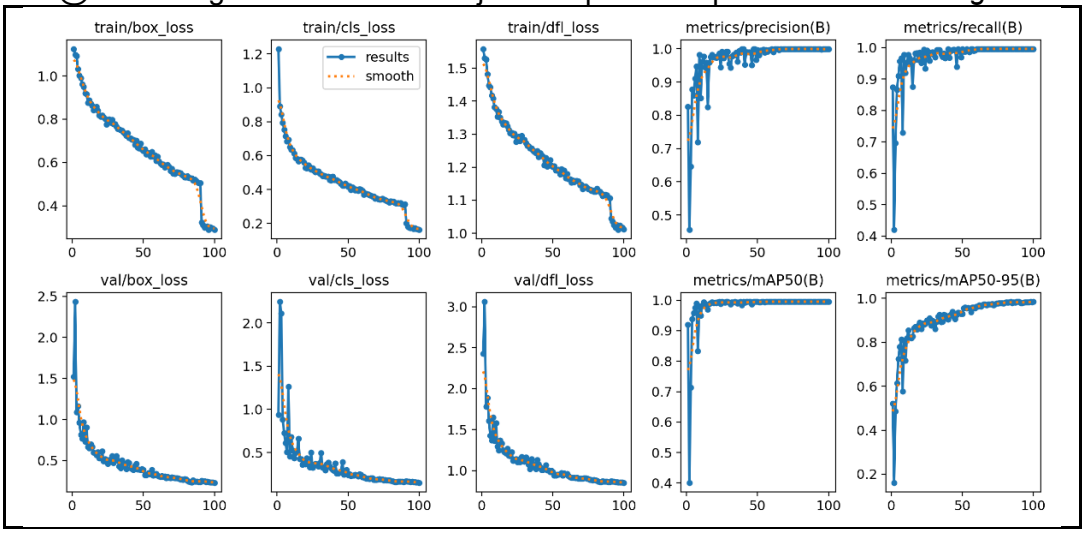
$$V(G) = E - N + 2 \quad (6)$$

$$\text{Akurasi (\%)} = (\text{Jumlah Tebakan Benar} / \text{Total Sampel Citra Uji}) \times 100\% \quad (7)$$

$$\text{Error Rate (\%)} = 100\% - \text{Akurasi (\%)} \quad (8)$$

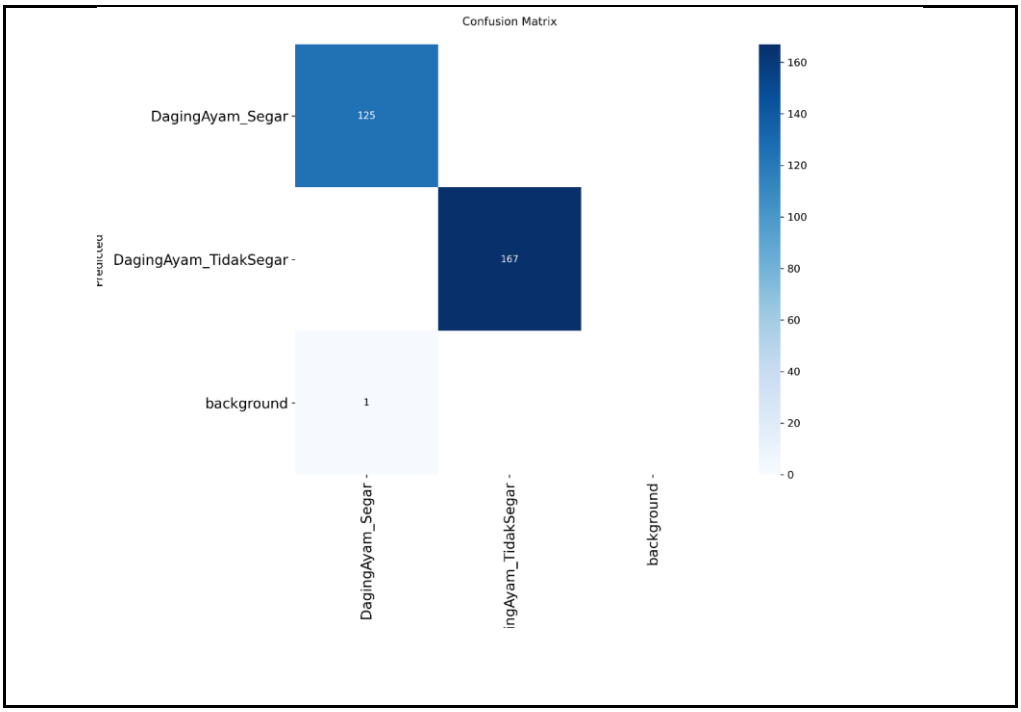
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pelatihan model YOLO11s pada Google Colab GPU Tesla T4 selama 100 *epoch* diselesaikan dalam waktu 1,485 jam. Perkembangan nilai kesalahan (*loss*) dan metrik evaluasi selama proses pelatihan terekam pada Gambar 3. Grafik *train/box_loss*, *train/cls_loss*, dan *train/dfl_loss* maupun kurva validasinya menunjukkan penurunan tajam dan konvergen stabil mendekati nol hingga *epoch* ke-100, sementara kurva *precision*, *recall*, dan mAP@50 meningkat konsisten menuju nilai optimal tanpa indikasi *overfitting*.

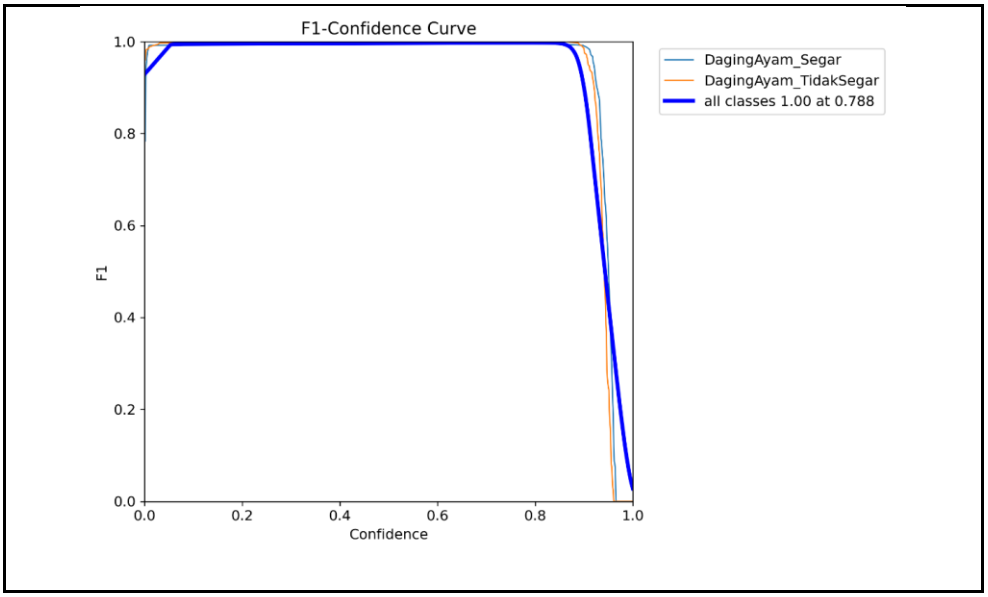


Gambar 3. Grafik penurunan *loss* dan peningkatan metrik akurasi selama 100 *epoch* pelatihan.

Evaluasi kinerja pada himpunan data validasi yang terdiri dari 292 citra (126 objek *DagingAyam_Segar* dan 167 objek *DagingAyam_TidakSegar*) menghasilkan presisi keseluruhan sebesar 99,9%, *recall* 99,6%, mAP@50 sebesar 99,5%, serta mAP@50-95 sebesar 98,5%. Dari sisi kecepatan komputasi, model mencatat waktu pra-pemrosesan 0,2 ms, inferensi 5,2 ms, dan pasca-pemrosesan 3,6 ms per citra, sehingga memenuhi kriteria pemrosesan *real-time*. Berdasarkan *confusion matrix* pada Gambar 4, model berhasil mengklasifikasikan dengan tepat 125 objek daging segar dan 167 objek daging tidak segar, serta hanya mengalami 1 kesalahan *false positive* berupa deteksi area latar belakang kosong sebagai daging segar. Kurva *F1-Confidence* pada Gambar 5 mengonfirmasi bahwa keseimbangan optimal antara presisi dan *recall* mencapai skor 1,00 pada tingkat keyakinan (*confidence*) 0,788.

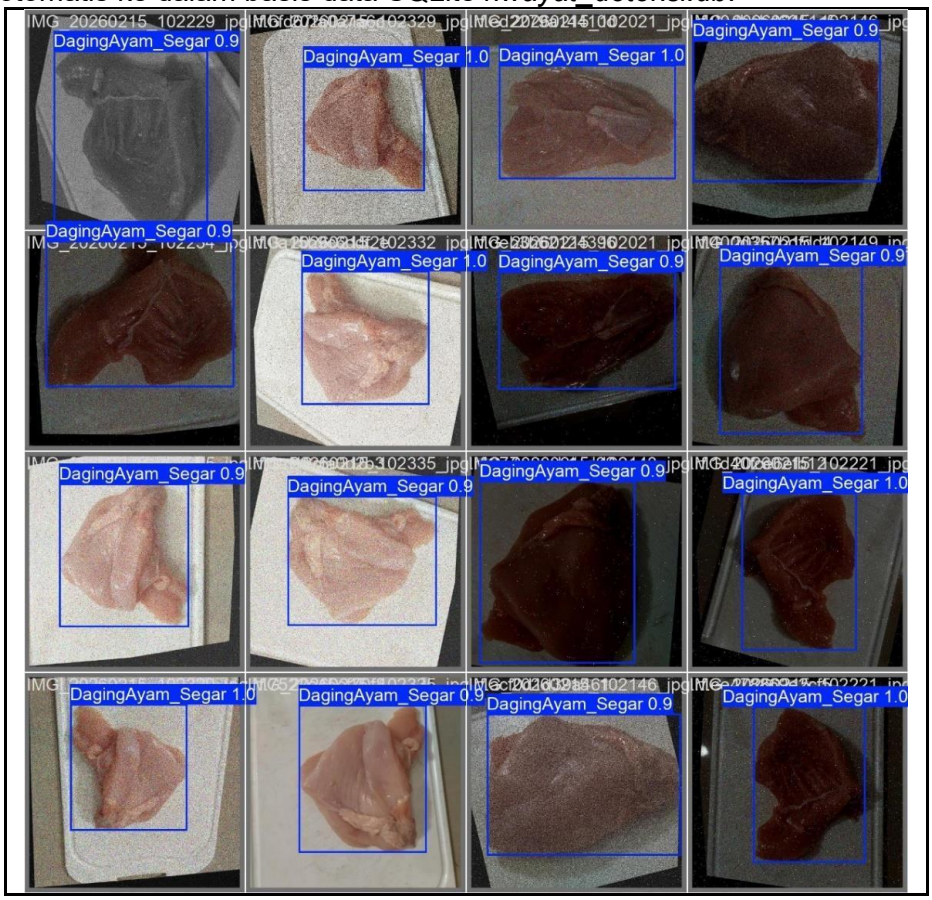


Gambar 4. *Confusion matrix* hasil evaluasi model YOLO11s pada data validasi.

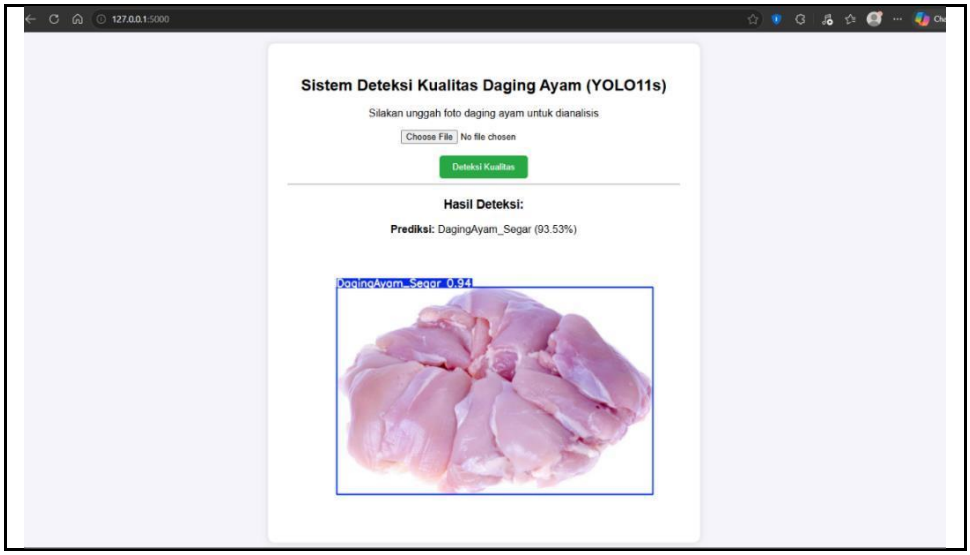


Gambar 5. Kurva *F1-Confidence* yang menunjukkan titik keseimbangan akurasi optimal model.

Pengujian deteksi visual secara langsung pada citra uji baru memperlihatkan bahwa model mampu melokalisasi area daging ayam secara presisi tanpa terpengaruh oleh objek latar seperti talenan atau wadah plastik, dengan skor keyakinan berkisar antara 0,90 hingga 1,00 (Gambar 6). Model tersebut kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi web Flask yang memungkinkan pengguna mengunggah foto daging ayam dari perangkat komputer maupun ponsel pintar, memperoleh hasil klasifikasi beserta *bounding box* dan persentase keyakinan, serta mengunduh citra hasil deteksi (Gambar 7). Setiap transaksi deteksi tersimpan otomatis ke dalam basis data SQLite *riwayat_deteksi.db*.



Gambar 6. Hasil akhir deteksi visual dan pelokalan *bounding box* oleh model YOLO11s.



Gambar 7. Antarmuka aplikasi web Flask menampilkan hasil prediksi daging ayam segar dengan keyakinan 93,53%.

Hasil pengujian fungsionalitas perangkat lunak menggunakan *Black Box Testing* dan *White Box Testing* dirangkum pada Tabel 3. Seluruh tujuh skenario *Black Box*—meliputi unggah format valid, unggah kosong, penolakan format tidak didukung, penampilan skor keyakinan, pembatasan ukuran berkas di atas 5 MB, deteksi ulang, serta penolakan berkas berekstensi palsu—berjalan dengan status valid tanpa *error* server. Pada pengujian *White Box* terhadap fungsi *predict()*, pemetaan *flow graph* menghasilkan 11 *edge* dan 9 *node* sehingga nilai *Cyclomatic Complexity* adalah V(G) = 11 − 9 + 2 = 4. Keempat jalur independen (*independent paths*) telah diuji dan berfungsi sesuai rancangan logika.

Tabel 3. Ringkasan Hasil Pengujian *Black Box* dan *White Box*

Metode Pengujian	Cakupan Skenario / Jalur	Hasil yang Diharapkan	Status
Black Box (Valid & Kosong)	Unggah JPG/PNG valid; tekan deteksi tanpa berkas	Menampilkan *bounding box* & skor; menolak unggahan kosong	Valid
Black Box (Validasi Berkas)	Format non-gambar, ukuran > 5 MB, ekstensi palsu	Menampilkan pesan galat terkendali tanpa *Error 500*	Valid
Black Box (Iterasi)	Deteksi ulang dengan citra daging baru	Mereset hasil sebelumnya dan memproses citra terbaru	Valid
White Box (*Basis Path*)	Path 1–4 pada *predict()* (V(G) = 4; E = 11, N = 9)	Seluruh percabangan validasi, ambang batas, & hasil tepat	Valid

Selanjutnya, pengujian komparasi antara inspeksi visual manual manusia dan sistem YOLO11s dilakukan menggunakan 40 citra uji terhadap 40 responden (Tabel 4). Inspeksi visual manual hanya memperoleh rata-rata akurasi sebesar 61,1% dengan *error rate* mencapai 38,9% serta waktu reaksi rata-rata 4,3 detik per citra. Tingginya tingkat kesalahan responden sejalan dengan kajian literatur kontrol mutu yang menyatakan bahwa penilaian visual manusia sangat dipengaruhi subjektivitas dan kelelahan kognitif. Sebaliknya, model YOLO11s mencapai akurasi mAP@50 sebesar 99,5% (*error rate* 0,5%) dengan waktu pemrosesan 5,2 milidetik per citra, sehingga meningkatkan akurasi sebesar 38,4 poin persentase dan mempercepat waktu inspeksi hingga 4,29 detik per citra.

Tabel 4. Perbandingan Inspeksi Visual Manual dengan Model YOLO11s

Parameter Evaluasi	Inspeksi Visual Manual	Model YOLO11s	Selisih
Jumlah Sampel Uji	40 Gambar	40 Gambar	-
Subjek / Sistem	40 Responden	Model YOLO11s	-
Rata-rata Akurasi	61,1%	99,5% (mAP@50)	+38,4%
Error Rate	38,9%	0,5%	-38,4%
Waktu Deteksi	4,3 detik	5,2 milidetik	-4,29 detik

Perbandingan terakhir dilakukan terhadap pengujian mikrobiologi konvensional di UPT Labkesda Kota Tangerang untuk parameter *Salmonella* pada sampel daging ayam (Tabel 5). Uji laboratorium memerlukan sampel fisik sekitar 200 gram yang bersifat destruktif, biaya Rp275.000 per sampel, serta waktu penyelesaian selama 9 hari (19–28 Oktober 2026). Sebaliknya, sistem berbasis YOLO11s beroperasi secara non-destruktif hanya bermodalkan citra digital, memberikan hasil dalam ±5,2 milidetik per citra, dan tanpa biaya pengujian berulang per sampel (Rp0). Meskipun demikian, sistem visi komputer hanya mengevaluasi karakteristik visual permukaan daging dan belum dapat mendeteksi kontaminasi mikroba secara biokimia, sehingga posisinya paling tepat sebagai instrumen penyaringan awal (*screening*) sebelum uji laboratorium lanjutan apabila diperlukan.

Tabel 5. Perbandingan Pengujian Laboratorium (UPT Labkesda) dengan Model YOLO11s

Parameter Komparasi	Pengujian Laboratorium (UPT Labkesda)	Sistem Web YOLO11s
Kondisi Sampel	Destruktif (sampel fisik ±200 gram habis diuji)	Non-destruktif (hanya citra digital)
Waktu Pengerjaan	±9 hari (19/10/2026 – 28/10/2026)	±5,2 milidetik per citra
Biaya Pengujian	Rp275.000 per sampel	Rp0 per sampel (di luar biaya pengembangan)

SIMPULAN

Sistem deteksi kelayakan daging ayam ras pedaging berbasis web dengan algoritma YOLO11s berhasil dibangun dan mencapai presisi 99,9%, *recall* 99,6%, serta mAP@50 sebesar 99,5% dengan waktu inferensi 5,2 milidetik per citra. Performa ini meningkatkan akurasi sebesar 38,4 poin persentase dibandingkan inspeksi manual manusia (61,1%) serta menghadirkan penyaringan awal yang non-destruktif dan jauh lebih cepat dibandingkan uji laboratorium. Bagi pedagang dan pelaku UMKM pangan, sistem ini disarankan sebagai alat bantu sortasi harian, sedangkan peneliti selanjutnya disarankan memperkaya dataset pencahayaan ekstrem, menambah bagian karkas lain, serta menerapkan deteksi video *real-time* pada peladen *cloud* publik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang atas dukungan akademik selama pelaksanaan penelitian ini. Penghargaan juga disampaikan kepada UPT Laboratorium Kesehatan Daerah Kota Tangerang atas fasilitasi pengujian sampel laboratorium, serta kepada seluruh pedagang dan responden yang telah berpartisipasi dalam pengumpulan data dan pengujian kuesioner persepsi visual.

DAFTAR PUSTAKA

Agung Mujiono, A., Kartini, K. & Yulia Puspaningrum, E. 2024. Implementasi Model Hybrid CNN-SVM Pada Klasifikasi Kondisi Kesegaran Daging Ayam. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1): 756–757.

Aprilisa, S. & Aulia, R. 2024. Penerapan Metode Prototype Dalam Pengembangan Sistem Informasi Inventory Barang Berbasis Web. *Jurnal Teknik Industri Terintegrasi*, 7(1): 334.

Christian, C. & Voutama, A. 2024. Implementasi Aplikasi Antrian Pencucian Mobil Berbasis Web Menggunakan PHP, Javascript, HTML, CSS Dan UML. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2): 2244.

Elangovan, P., Dhurairajan, V., Nath, M. K., Yogarajah, P. & Condell, J. 2024. A Novel Approach For Meat Quality Assessment Using An Ensemble Of Compact Convolutional Neural Networks. *Applied Sciences*, 14(14): 5.

Gufron, D. M., Ramadhon, M. & Samidi, S. 2024. Komparasi Database Performance Tuning Melalui Metode Object Relation Mapping Pada SQL Server. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia*, 4(12): 710.

Hidalgo, M. M., Lima, R. C., De Nadai Fernandes, E. A., Bacchi, M. A. & Sarriés, G. A. 2025. Leveraging Pre-Trained Computer Vision Models For Accurate Classification Of Meat Freshness. *Food Chemistry*, 495: 1–2.

Hwang, Y. H., Samad, A., Muazzam, A., Alam, A. M. M. N. & Joo, S. T. 2025. A Comprehensive Review Of Artificial Intelligence (AI)-Driven Approaches To Meat Quality And Safety. *Food Science Of Animal Resources*, 45(4): 999.

Istiqlal, M., Pratama, N. F. & Suartana, I. M. 2024. Implementasi Self-Hosted Cloud Storage Untuk Media Penyimpanan Lokal Pada Laboratorium Program Studi Teknik Informasi

Universitas Negeri Surabaya. *Journal Of Informatics And Computer Science (JINACS)*, 5(3): 395–396.

Iza Sofiani, A., Eka Hervy, N., Dwi Lestari, F., Rizky Ardiansyah Putra, M., Fadhila Putri, M., Khaira, U. & Eko Prasetyo Utomo, P. 2025. Penerapan Model YOLO Untuk Deteksi Kerusakan Jalan Berdasarkan Citra Visual. *Mathunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 13(3): 199–203.

Muhammad Rezy Anshari, Redi Ratiandi Yacoub, Herry Sujaini, Bomo Wibowo Sanjaya & Eva Faja Ripanti. 2025. Studi Komparasi Kinerja Object-Relational Mapping Berdasarkan Implementasi Data Source Architectural Pattern. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 14(2): 130.

Muslim Sinaga, R., Alby Savana HSB, M., Farezi, N., Azima Lubis, F. & Perdana, A. 2025. Pengembangan "Loopa" Asisten Pengingat Jadwal Pintar Berbasis AI. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(4): 6118–6119.

Naturizal, R., Fuadi, W. & Rosnita, L. 2024. Sistem Pendeteksi Tingkat Kesegaran Daging Ayam Pada Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Android. *METHOMIKA: Jurnal Manajemen Informatika Dan Komputerisasi Akuntansi*, 8(2): 302.

Niu, J., Bi, M. & Yu, Q. 2025. Apple Pose Estimation Based On SCH-YOLO11s Segmentation. *Agronomy*, 15(4): 2–4.

Nur Aeni Hidayah & Rofiqoh, N. 2024. Evaluasi Software Visual Studio Code Menggunakan Metode Questionnaires Nielsen's Attributes Of Usability (NAU). *Jurnal Perangkat Lunak*, 6(3): 382.

Nyoman, M., Sulistyo, D. & Roza, F. 2025. Rancangan Simulasi Web Pada Ground Check DVOR Menggunakan Visual Studio Code. *Telekontran: Jurnal Ilmiah Telekomunikasi, Kendali Dan Elektronika Terapan*, 13(2): 291.

Pasya, S. H. 2025. Variasi Lama Penyimpanan Daging Ayam Broiler (*Gallus Domesticus*) Yang Dikemas Beeswax Wrap Terhadap Total Jumlah Bakteri, Nilai Ph, Dan Daya Ikat Air. *Jurnal Teknologi Hasil Peternakan*, 6(1): 44.

Pawlaszczyk, D., Bodach, R., Engler, P., Kolouch, J., Spranger, M., Hummert, C. & Labudde, D. 2026. AI-Based Automated SQL Query Generation For Sqlite Databases In Mobile Forensics. *Forensic Science International: Digital Investigation*, 57: 11.

Praseli, R., Siti Fatonah, N., Aryani, D. & Dewi Ariessanti, H. 2026. Implementasi Perbandingan Yolov8, V9, Dan V11 Dalam Penerapan Tata Tertib K3: Deteksi Penggunaan Helm Keselamatan Di Lingkungan Konstruksi. *MALCOM: Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science*, 6(2): 513.

Pratiwi, Y. & Widianti, L. W. 2025. Implementasi Whitebox Testing Dengan Teknik Basis Path Pada Pengujian Halaman Pencarian Program Promo. *Jurnal Kecerdasan Buatan Dan Teknologi Informasi*, 4(2): 175.

Qonita, V. A., Sistamarien, I., Nurjannah, S. L., Daulay, S. A., Mindara, G. P. & Wicaksono, A. 2025. Pengujian Kualitas Fungsional Website PERKASA Menggunakan Metode Black Box Dengan Pendekatan Equivalence Partitioning. *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 6(7): 1202.

Reswara, H. A., Priyatna, B., Hananto, A. & Tukino, T. 2025. Implementasi Deteksi Objek Penggunaan Helm Dengan Metode Yolov10. *Jurnal Minfo Polgan*, 14(1): 1382.

Saepudin, S., Sujana, N., Mutoffar, M. M. & Haryanto, A. A. 2024. Analisis Kinerja Yolov8 Optimalisasi Roboflow Untuk Deteksi Ekspresi Wajah Emosional Dengan Machine Learning. *Naratif: Jurnal Nasional Riset, Aplikasi Dan Teknik Informatika*, 6(2): 116.

Sary, N., Handoko Syahputra Pasaribu, H., Juliana Situmeang, R. & Darmawan Darus, R. 2025. Implementasi Algoritma Yolov11 Dan Roboflow Untuk Deteksi Tingkat Kematangan Anggur Berbasis Web. *METIK JURNAL*, 9(2): 266.

Sutarman, S., Avianto, D. & Wibowo, A. P. 2023. Vision-Based Chicken Meat Freshness Recognition System Using RGB Color Moment Features And Support Vector Machine. *Science In Information Technology Letters*, 4(2): 66.

Terven, J., Córdova-Esparza, D.-M. & Romero-González, J.-A. 2023. A Comprehensive Review Of YOLO Architectures In Computer Vision: From Yolov1 To Yolov8 And YOLO-NAS. *Machine Learning And Knowledge Extraction*, 5(4): 2–4.

Utami, R. T., Rismawan, T. & Hidayati, R. 2024. Pengenalan Objek Menggunakan YOLO Pada Alat Bantu Tunanetra Berbasis Raspberry Pi. *Techno.Com*, 23(2): 351–354.

Wijaya, A., Toyib, R., Kontesa, R. & Hendri Wibowo, S. 2024. Analisis Citra Digital Menggunakan Morfologi Opening Untuk Mengukur Tinggi Badan Manusia Berdasarkan Foto. *Jurnal Mnemonic*, 7(2): 192.

Zahro, S. R. 2024. Analisis Preferensi Konsumen Daging Ayam Broiler Di Pasar Tradisional Kabupaten Jember Jawa Timur. *Mimbar Agribisnis: Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*, 10(2): 1789.

Zen, H. R. R. & Nuryasin, I. 2024. Penerapan Whitebox Testing Pada Pengujian Sistem Menggunakan Teknik Basis Path. *Journal Of Information Systems And Informatics Engineering*, 8(1): 102–103.

Zou, X., Xin, C., Wang, C., Li, Y., Wang, S., Zhang, W., Li, J. J., Su, S. & Xiao, M. 2024. Non-Destructive Detection Of Chicken Freshness Based On Multiple Features Image Fusion And Support Vector Machine. *International Journal Of Agricultural And Biological Engineering*, 17(6): 265.