

PENGEMBANGAN DAN EVALUASI EKSPERIMENTAL SISTEM DETEKSI KUALITAS TELUR *REAL-TIME* BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DAN MODEL YOLO PADA PERANGKAT EDGE

(*DEVELOPMENT AND EXPERIMENTAL EVALUATION OF A REAL-TIME EGG QUALITY DETECTION SYSTEM BASED ON DIGITAL IMAGE PROCESSING AND YOLO MODEL ON EDGE DEVICES*)

Iqbal May Aryanto¹⁾, Syaiful Mansur²⁾, Ayu Sintianingrum³⁾, Ayang Kinasih⁴⁾, Eko Hari Tiarto⁵⁾

^{1, 2, 3, 4, 5)}Program Studi Teknologi Rekayasa Elektronika Politeknik Negeri Lampung

Jl. Soekarno Hatta No.10, Rajabasa Raya, Kec. Rajabasa, Kota Bandar Lampung, Lampung

e-mail: iqbalmayaryanto@polinela.ac.id¹⁾ syaifulmansur@polinela.ac.id²⁾ ayusintianingrum@polinela.ac.id³⁾ ayangkinasih@polinela.ac.id⁴⁾ ekoharitiarto@polinela.ac.id⁵⁾

ABSTRAK

Permintaan telur ayam sebagai sumber protein hewani terus meningkat, namun adopsi teknologi inspeksi otomatis di peternakan skala kecil masih terbatas karena kendala biaya. Penelitian ini mengembangkan prototipe sistem deteksi kualitas telur *real-time* berbasis *edge computing* yang murah dan mandiri. Sistem diimplementasikan pada Raspberry Pi 4 Model B menggunakan model *deep learning* YOLOv8n untuk mengklasifikasikan telur ke dalam tiga kategori: Baik, Retak, dan Pecah. Metodologi penelitian mencakup penggunaan 1.080 dataset citra telur dengan dukungan pencahayaan LED ring terkontrol. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi deteksi sebesar 91,30% dan nilai mean Average Precision (*mAP@0.5*) sebesar 95,45% pada resolusi 320×320 piksel. Performa *real-time* pada perangkat *edge* menunjukkan penggunaan CPU rata-rata 43–76% dengan kecepatan inferensi 0,5–0,6 FPS dan stabilitas suhu pada rentang 48–51°C. Kemandirian sistem dari konektivitas awan menjadikannya solusi inspeksi objektif yang sangat aplikatif bagi peternak skala kecil di daerah dengan infrastruktur digital terbatas.

Kata Kunci: Edge AI, Kualitas Telur, Raspberry Pi, Real-Time Detection, YOLOv8n

ABSTRACT

The demand for chicken eggs as a source of animal protein continues to increase, but the adoption of automated inspection technology in small-scale farms remains limited due to cost constraints. This study developed a prototype of a low-cost, standalone, *real-time* egg quality detection system based on *edge computing*. The system was implemented on a Raspberry Pi 4 Model B using the YOLOv8n *deep learning* model to classify eggs into three categories: Good, Cracked, and Broken. The research methodology included the use of 1,080 egg image datasets supported by controlled ring LED lighting. Experimental results showed that the system was able to achieve a detection accuracy of 91.30% and a mean Average Precision (*mAP@0.5*) of 95.45% at a resolution of 320×320 pixels. *Real-time* performance on *edge* devices showed an average CPU utilization of 43–76% with an inference speed of 0.5–0.6 FPS and temperature stability in the range of 48–51°C. The system's independence from cloud connectivity makes it a highly applicable objective inspection solution for small-scale farmers in areas with limited digital infrastructure.

Keywords: Edge AI, Egg Quality, Raspberry Pi, Real-time Detection, YOLOv8n.

I. PENDAHULUAN

Telur merupakan sumber protein hewani bernilai gizi tinggi yang berperan penting dalam pemenuhan nutrisi dan ketahanan pangan global [1][2]. Permintaan telur terus meningkat seiring pertumbuhan populasi, kesadaran gizi, serta dinamika perdagangan pangan global, menjadikan telur sebagai komoditas

strategis di banyak negara [3][4]. Di Indonesia, telur ayam berfungsi sebagai sumber protein yang terjangkau dan memiliki peran signifikan dalam sistem pangan nasional, dengan produksi domestik yang tinggi dan sensitivitas harga terhadap pola konsumsi masyarakat [5]. Pada penelitian [6] menunjukkan data global pertumbuhan kebutuhan protein tercatat di Asia, Amerika Latin dan Afrika. Demikian pula di Indonesia, termasuk salah satu

produsen telur utama dunia, sehingga semakin menegaskan pentingnya sektor peternakan ayam petelur dalam menjaga stabilitas pangan nasional.

Berdasarkan data statistik milih Badan Pusat Statistik Provinsi Lampung, produksi telur di Provinsi Lampung menunjukkan tren pertumbuhan yang positif, di mana pada tahun 2024 produksi tercatat sebesar 8.188.014,22 kg dan meningkat signifikan menjadi 8.457.720,05 kg pada tahun 2025. Peningkatan volume produksi yang mencapai lebih dari 269 ton dalam satu tahun ini menegaskan perlunya modernisasi tata kelola pasca-panen untuk menjaga standarisasi kualitas produk yang beredar di pasar. Keberlanjutan peternakan ayam petelur sangat bergantung pada kualitas produksi telur untuk memenuhi permintaan pasar sekaligus menjaga keberlanjutan ekonomi peternak.

Meskipun sistem inspeksi kualitas telur berbasis visi komputer telah mencapai kemajuan signifikan pada skala industri [7][8], terdapat batasan mendasar dalam hal fleksibilitas dan keterjangkauan teknologi yang belum terselesaikan. Analisis kritis terhadap berbagai pendekatan *non-destructive testing* pada [9][10][11] menunjukkan bahwa meskipun metode tersebut menawarkan akurasi tinggi, efektivitasnya sangat bergantung pada infrastruktur pencahayaan yang kompleks dan perangkat keras berspesifikasi server yang mahal. Keterbatasan utama dari penelitian-penelitian terdahulu adalah sifat sistem yang statis dan membutuhkan banyak sumber daya (*resource-heavy*), sehingga menjadikannya tidak aplikatif untuk kondisi operasional peternakan skala kecil yang sering kali menghadapi kendala ruang serta keterbatasan anggaran pemeliharaan. Kesenjangan ini menegaskan perlunya sebuah inovasi yang mampu mentransformasi model inspeksi kompleks menjadi sistem yang ringan (*lightweight*), mandiri (*offline*), dan tangguh menghadapi variasi lingkungan tanpa mengorbankan standar akurasi deteksi.

Solusi yang layak untuk mengatasi keterbatasan tersebut adalah pemanfaatan platform komputasi berbiaya rendah dan hemat energi yang mampu mendukung pemrosesan visi komputer secara lokal, seperti *Raspberry Pi* ataupun *Jeston nano*. Perangkat ini menawarkan keseimbangan antara biaya, konsumsi daya, dan kemampuan

komputasi, sehingga banyak digunakan dalam pengembangan aplikasi *edge artificial intelligence*[12][13]. Pada penelitian ini akan menggunakan *Raspberry Pi 4 Model B*, yang memiliki peningkatan performa signifikan dibandingkan generasi sebelumnya dan telah terbukti mampu menjalankan algoritma visi komputer secara *real-time* pada berbagai aplikasi inspeksi visual[14]. Untuk mendukung proses deteksi kualitas telur, akuisisi citra dilakukan menggunakan kamera beresolusi tinggi yang dipasang pada posisi tetap guna menangkap detail permukaan cangkang telur secara konsisten. Sistem akuisisi citra dilengkapi dengan *Raspberry Pi Camera Module 3* dan pencahayaan terkontrol menggunakan *ring light* putih untuk meningkatkan kualitas visual dan meminimalkan pengaruh variasi cahaya lingkungan.

Untuk mendukung deteksi kualitas telur secara *realtime*, algoritma *deep learning* berbasis CNN diperlukan dan terbukti lebih efisien karena klasifikasinya lebih unggul dan tidak memerlukan desain fitur manual yang rumit[15]. Di antara berbagai pendekatan yang tersedia, *You Only Look Once* (YOLO) merupakan algoritma deteksi objek *single-stage* yang banyak digunakan karena kecepatan inferensi tinggi dan performa akurasi yang kompetitif pada berbagai aplikasi inspeksi visual[16]. Perkembangan YOLO hingga versi terbaru meningkatkan efisiensi komputasi dan kemampuan deteksi, termasuk pada aplikasi inspeksi industri berbasis visi komputer[17][18].

Penelitian akan mengimplementasikan YOLOv8n, yaitu varian ringan dari YOLOv8 yang dirancang untuk menyeimbangkan kecepatan dan akurasi, sehingga sesuai untuk perangkat dengan sumber daya terbatas. Dengan arsitektur yang ditingkatkan melalui modul C2f, YOLOv8n mampu merepresentasikan fitur secara lebih efektif untuk deteksi objek kecil[19] dan mendukung penerapan pada perangkat *edge devices* [20].

II. STUDI PUSTAKA

Perbandingan antar metode deteksi menunjukkan variasi yang signifikan dalam hal kompleksitas arsitektur dan kelayakan implementasi pada perangkat keras. Pada penelitian *A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1*

to YOLOv8 and YOLO-NAS menjelaskan bahwa YOLOv8 memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi (*mAP*) dan efisiensi *frame per second* (FPS) pada perangkat *edge* seperti Raspberry Pi dibandingkan versi sebelumnya. Selanjutnya pada riset *Research Progress on Non-Destructive Testing Technology and Equipment for Poultry Eggshell Quality* membahas spektrum teknologi yang sangat luas dan kompleks, mulai dari sensor taktil, sinar-X, spektroskopi laser, hingga spektroskopi fluoresensi. Ini adalah teknologi tingkat tinggi yang biasanya mahal dan sulit diterapkan di peternakan rakyat skala kecil. Penelitian lain yang relevan yang berjudul *Nondestructive Detection of Egg Freshness Based on Infrared Thermal Imaging*, menggunakan teknologi citra termal inframerah untuk mendeteksi kesegaran telur dengan akurasi mencapai 94,52% menggunakan model SegNet. Namun, metode tersebut memerlukan perangkat kamera termal yang mahal dan proses eksitasi panas yang kompleks pada telur sebelum dideteksi

Penelitian ini memiliki perbedaan fundamental dalam hal aksesibilitas teknologi dan efisiensi operasional dibandingkan dengan metode inspeksi konvensional yang kompleks. Secara deduktif, penggunaan perangkat *edge computing* seperti Raspberry Pi yang dipadukan dengan model YOLOv8n merupakan antitesis dari penggunaan teknologi *high-end* seperti sinar-X, spektroskopi laser, maupun citra termal yang memerlukan investasi biaya sangat besar. Jika penelitian terdahulu (NDT dan *Thermal Imaging*) berfokus pada akurasi di lingkungan laboratorium dengan perangkat mahal dan proses pra-kondisi seperti eksitasi panas yang memakan waktu, penelitian ini memindahkan pusat kendali ke perangkat murah yang mampu bekerja secara mandiri (*standalone*). Dengan demikian, riset ini memberikan solusi atas "paradoks biaya-aksesibilitas" bagi peternak rakyat dengan menyederhanakan sistem deteksi menjadi satu unit kamera visual yang ekonomis namun tetap reliabel.

Kebaruan riset ini terletak pada optimalisasi arsitektur *deep learning* terbaru untuk klasifikasi cacat fisik telur secara *real-time* di lingkungan peternakan yang dinamis. Berbeda dengan tinjauan sebelumnya yang bersifat umum atau metode SegNet yang berat secara komputasi, riset ini mengimplementasikan model YOLOv8n yang memiliki kemampuan ekstraksi fitur otomatis

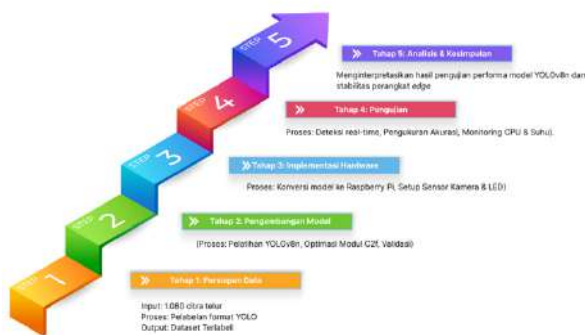
tanpa *anchor box* (*anchor-free*), sehingga lebih adaptif terhadap variasi pencahayaan dan posisi telur di konveyor. Perbedaan utamanya adalah kemampuan sistem dalam melakukan deteksi visual pasif yang mengeliminasi kebutuhan sensor tambahan maupun proses pengolahan data di awan (*cloud*). Melalui pendekatan *Edge AI* ini, riset berhasil menciptakan kebaruan praktis berupa sistem inspeksi otomatis yang bersifat otonom, murah, dan mampu berjalan secara stabil pada perangkat dengan daya komputasi rendah secara *realtime*.

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental untuk merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi kualitas telur secara *real-time*. Pengembangan model deteksi pada penelitian ini didukung oleh prosedur pelatihan yang sistematis dengan parameter yang dioptimalkan untuk memastikan akurasi dan generalisasi model yang tinggi. Dataset yang digunakan berjumlah 1.080 citra telur yang dibagi secara proporsional dengan rasio 80% untuk pelatihan (864 citra), 10% untuk validasi (108 citra), dan 10% untuk pengujian independen (108 citra). Metode pelatihan dilakukan menggunakan arsitektur YOLOv8n. Parameter model diuji secara komparatif menggunakan tiga variasi resolusi input, yaitu 320×320, 480×480, dan 640×640 piksel, guna menentukan titik keseimbangan optimal antara nilai *mean Average Precision* (*mAP*) dan beban kerja CPU pada modul C2f saat melakukan ekstraksi fitur cacat cangkang secara *real-time*

A. Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis mulai dari pengumpulan data hingga analisis hasil. Secara visual, tahapan-tahapan tersebut digambarkan dalam diagram alir pada Gambar 1. Alur Penelitian

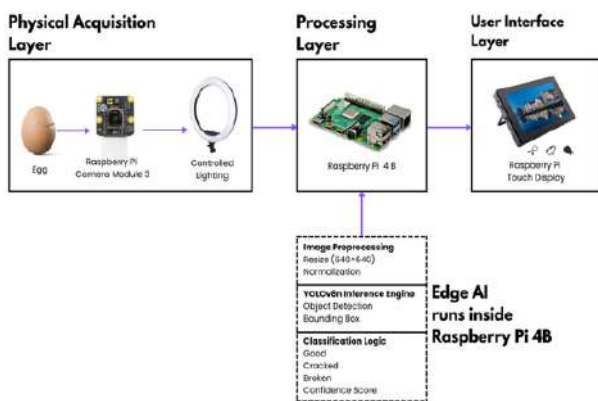


Gambar 1 Alur Penelitian

Alur penelitian ini dirancang sebagai rangkaian metodologi sistematis untuk mengembangkan sistem deteksi kualitas telur yang handal pada perangkat *edge* berbasis kecerdasan buatan.

B. Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem dirancang untuk mengintegrasikan proses akuisisi citra, pemrosesan data, dan visualisasi hasil deteksi dalam satu sistem terpadu berbasis *edge computing*. Pada sistem ini, kamera digunakan untuk menangkap citra telur yang kemudian diproses melalui tahap prapemrosesan sebelum dianalisis oleh model deteksi objek YOLOv8 yang dijalankan pada perangkat *Raspberry Pi*. Model tersebut melakukan deteksi dan klasifikasi kondisi telur secara otomatis dengan menghasilkan *bounding box*, label kelas, serta nilai *confidence score*. Seluruh hasil deteksi kemudian ditampilkan secara realtime pada layar *touchscreen* sebagai antarmuka pengguna sehingga memungkinkan proses inspeksi kualitas telur dilakukan secara cepat dan efisien dalam satu alur kerja yang terintegrasi. Arsitektur sistem yang diusulkan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2 Arsitektur Sistem



Gambar 2 Arsitektur Sistem

Pada Gambar 3 ditunjukkan mekanisme internal dalam *Raspberry Pi 4 Model B*, di mana gambar telur melalui pra-pemrosesan, mesin inferensi YOLOv8n dan logika klasifikasi. Semua data diproses secara lokal, yang tidak hanya meminimalkan latensi tetapi juga menjaga privasi dan keamanan data operasional peternakan. Hasil akhirnya memberikan label untuk kondisi telur (baik, retak, atau pecah) yang ditampilkan langsung pada layar sentuh.

C. Konfigurasi Perangkat Keras

Pemilihan komponen perangkat keras dalam penelitian ini didasarkan pada prinsip optimasi antara biaya operasional, konsumsi daya, dan kemampuan komputasi untuk menjalankan model *deep learning* secara lokal. Penggunaan perangkat *edge* bertujuan untuk menciptakan ekosistem inspeksi yang mandiri tanpa ketergantungan pada infrastruktur server eksternal, sehingga sangat relevan untuk diimplementasikan pada lingkungan peternakan dengan akses internet terbatas. Integrasi perangkat keras ini memastikan alur kerja akuisisi citra tetap konsisten dan stabil selama proses inferensi berlangsung. Untuk detail komponen yang digunakan dapat dilihat pada tabel 1 berikut

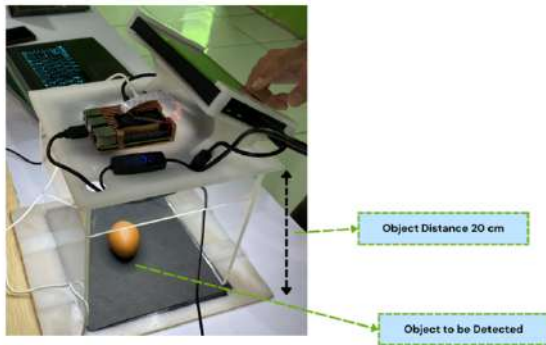
Tabel 1 Konfigurasi Perangkat Keras

Komponen	Spesifikasi	Fungsi
Edge Computing Unit	Raspberry Pi 4 Model B (8 GB RAM); Quad-core ARM Cortex-A72 (64-bit) @ 1.5 GHz; GPU VideoCore VI; OS: Raspberry Pi OS (Linux-based)	Unit pemrosesan utama untuk menjalankan <i>image preprocessing</i> , inferensi YOLOv8n, dan logika klasifikasi secara real-time
Modul Sensor Vision	Raspberry Pi Camera Module 3; Sensor Sony IMX708; Resolusi 12 MP; Autofocus; Field of View (FoV): ~66°; Interface: CSI-2	Akuisisi citra resolusi tinggi pada permukaan cangkang telur untuk mendukung deteksi visual
Sistem pencahayaan	Ring Light LED (white light); Temperatur warna ±5500–6500 K; Intensitas cahaya stabil; Pencahayaan melingkar	Menyediakan pencahayaan terkontrol dan merata untuk meminimalkan bayangan dan variasi iluminasi
Human-Machine Interface (HMI)	Raspberry Pi Touchscreen Display 7"; Resolusi 800 × 480 piksel; Capacitive touch; Interface DSI	Menampilkan hasil deteksi, <i>bounding box</i> , kelas kualitas telur, dan <i>confidence score</i> secara real-time dan performa edge devices
Wadah Mekanis	Acrylic housing; Struktur rigid; Transparan; Custom-fabricated	Menjaga kestabilan mekanis, posisi kamera, dan perlindungan komponen elektronik

Platform	Fixed egg holder;	Menjaga posisi dan orientasi telur agar akuisisi citra konsisten
Penempatan Objek	Posisi statis; Jarak kamera-objek konstan	
Unit Catu Daya	5V DC Power Adapter (USB-C); Output ≥ 3 A; Tegangan stabil	Menyediakan catu daya untuk Raspberry Pi dan seluruh periferal

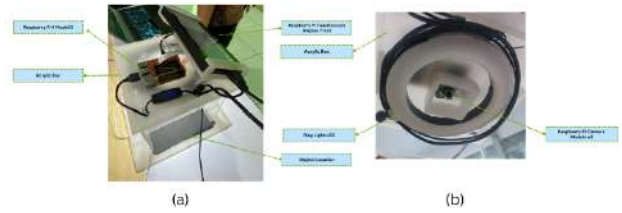
D. Akuisisi dan Prapemrosesan Gambar

Keandalan model dalam mendeteksi anomali cangkang dibangun melalui penggunaan dataset yang representatif dengan mencakup berbagai skenario resolusi dan kondisi lingkungan. Dataset penelitian ini berjumlah 1.080 citra yang diklasifikasikan ke dalam tiga kondisi kualitas, yaitu Baik, Retak, dan Pecah, dengan distribusi kelas yang seimbang untuk menjaga stabilitas performa klasifikasi. Strategi pengujian dirancang secara komparatif dengan menguji tiga variasi resolusi input, yakni 320×320, 480×480, dan 640×640 piksel, guna menganalisis pengaruh kepadatan piksel terhadap ekstraksi fitur pada modul C2f. Selain itu, untuk menjawab tantangan operasional di lapangan, akuisisi data dilakukan dalam dua kondisi pencahayaan yang kontras, yaitu kondisi LED ON (pencahayaan terkontrol) dan LED OFF (pencahayaan lingkungan minimal). Integrasi berbagai variasi ini memungkinkan evaluasi mendalam terhadap kemampuan generalisasi model dalam membedakan detail retakan halus dari gangguan visual pada kondisi cahaya rendah di perangkat *edge*.



Gambar 3 Akuisisi Gambar Yang Menunjukkan Jarak Kamera-Objek Tetap

Pada Gambar 3 terlihat proses akuisisi citra dilakukan untuk memperoleh *dataset* gambar telur yang akan digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model deteksi objek. Pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera Raspberry Pi dengan jarak sekitar 20 cm dari objek telur. Posisi kamera dan telur diatur sedemikian rupa agar objek berada pada bidang pandang yang konsisten serta meminimalkan variasi perspektif.

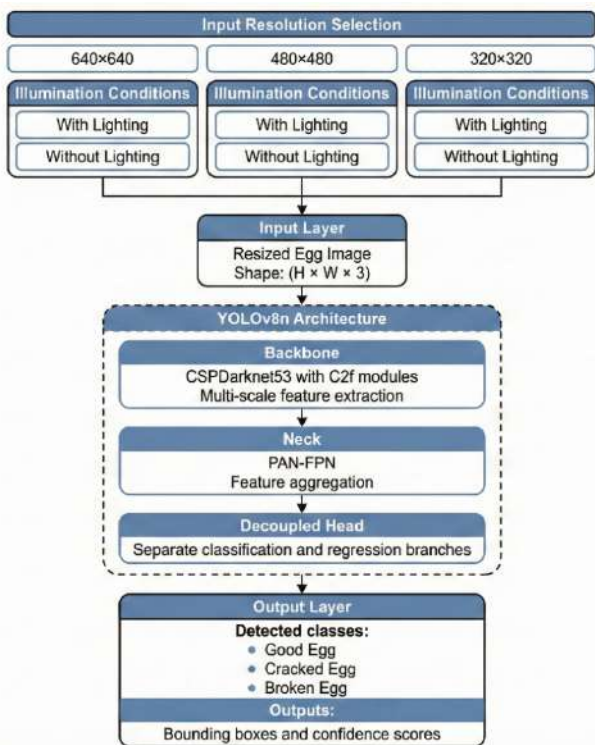


Gambar 4 (a) tampilan atas komponen perangkat keras terintegrasi; (b) tampilan bawah modul akuisisi gambar

Untuk meningkatkan kualitas citra yang diperoleh, sistem menggunakan ring light LED sebagai sumber pencahayaan tambahan sehingga bayangan dan variasi intensitas cahaya dapat diminimalkan. Citra yang diperoleh kemudian diproses melalui tahap prapemrosesan yang meliputi proses *resizing*, normalisasi nilai piksel, serta penyesuaian format citra agar sesuai dengan kebutuhan input model deep learning.

E. Model Deep Learning dan Inferensi

Model deteksi objek yang digunakan dalam penelitian ini adalah YOLOv8n (nano) yang merupakan varian ringan dari keluarga algoritma YOLO (*You Only Look Once*). Model ini dipilih karena memiliki ukuran model yang relatif kecil dan efisiensi komputasi yang tinggi sehingga sesuai untuk diimplementasikan pada perangkat *edge computing* seperti Raspberry Pi. Dalam sistem yang dikembangkan, citra telur yang diperoleh dari kamera terlebih dahulu melalui proses prapemrosesan berupa *resizing* dan normalisasi sebelum dimasukkan ke dalam model YOLOv8 untuk proses deteksi objek. Model kemudian melakukan proses klasifikasi terhadap objek telur untuk menentukan kondisi telur ke dalam tiga kategori utama yaitu telur baik (*good egg*), telur retak (*cracked egg*), dan telur pecah (*broken egg*). Arsitektur model YOLOv8 serta alur inferensi pada sistem yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 5. Arsitektur Model YOLOv8 Dan Alur Inferensi



Gambar 5 Arsitektur Model YOLOv8 Dan Alur Inferensi

Model menerima input citra yang telah diproses dalam format tensor berdimensi $(H \times W \times 3)$, di mana H dan W mewakili resolusi spasial dan 3 mewakili kanal warna RGB. Struktur jaringan terdiri dari backbone untuk ekstraksi fitur, neck untuk fusi informasi antar level resolusi, dan head yang secara independen melakukan klasifikasi untuk menentukan label *Good*, *Cracked*, atau *Broken*. Output akhir sistem memberikan informasi berupa kotak pembatas (bounding box) dan skor probabilitas yang dihitung berdasarkan fungsi aktivasi pada lapisan terakhir model.

Model YOLOv8n melakukan deteksi dengan memprediksi koordinat bounding box $b = (b_x, b_y, b_w, b_h)$ dan skor klasifikasi c .

Keberhasilan deteksi objek didasarkan pada nilai *Intersection over Union* (IoU) yang didefinisikan sebagai rasio antara area irisan dan area gabungan antara kotak prediksi B_p dan kotak *ground truth* B_{gt} .

$$IoU = \frac{|B_p \cap B_{gt}|}{|B_p \cup B_{gt}|}$$

F. Evaluation Metrics

Performa deteksi dievaluasi menggunakan metrik statistik standar yang diturunkan dari *confusion matrix*. Metrik utama yang digunakan meliputi akurasi, presisi, recall dan F1-Score, yang didefinisikan secara matematis sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

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

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

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

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

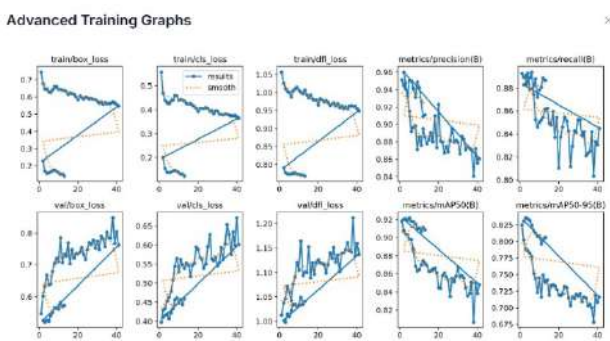
Hasil pengujian menunjukkan bahwa integrasi model YOLOv8n pada perangkat *edge* Raspberry Pi 4B mampu memberikan performa deteksi yang bervariasi bergantung pada konfigurasi resolusi input dan kondisi pencahayaan yang diterapkan. Berdasarkan skenario pengujian yang telah ditetapkan, sistem dievaluasi secara mendalam untuk melihat korelasi antara kepadatan piksel (320, 480, dan 640) terhadap tingkat akurasi pada kondisi kualitas telur yang berbeda (Baik, Retak, dan Pecah). Data eksperimental membuktikan bahwa penggunaan pencahayaan terkontrol melalui LED *ring* (LED ON) secara signifikan meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur modul C2f dibandingkan pada kondisi cahaya lingkungan minimal (LED OFF). Selain metrik akurasi, bagian ini juga memaparkan analisis beban kerja perangkat keras yang mencakup kecepatan inferensi (*Frames Per Second*) dan stabilitas suhu perangkat guna menentukan skenario kerja paling optimal untuk implementasi di peternakan skala kecil.

A. Model Training and Validation Result

Proses pelatihan model deep learning dilakukan menggunakan dataset citra telur yang telah melalui tahap anotasi bounding box untuk tiga kelas utama yaitu good egg, cracked egg, dan broken egg. Model YOLOv8n dilatih menggunakan beberapa konfigurasi resolusi input citra untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengekstraksi fitur visual dari permukaan cangkang telur. Selama proses pelatihan, model mempelajari pola tekstur, retakan, serta perubahan

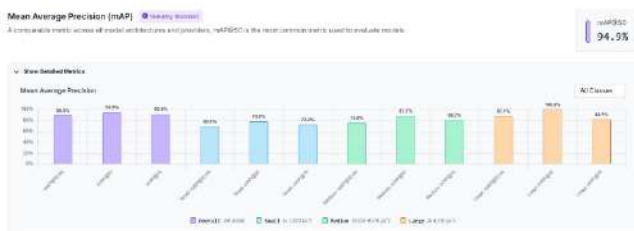
struktur visual pada telur yang menjadi indikator utama dalam proses klasifikasi kualitas telur.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mengalami penurunan nilai loss secara konsisten seiring bertambahnya jumlah *epoch*, yang menandakan bahwa proses pembelajaran berlangsung secara stabil. Selain itu, metrik evaluasi seperti *precision* dan *recall* juga menunjukkan peningkatan yang signifikan selama proses pelatihan. Kurva pelatihan model YOLOv8n yang menunjukkan perkembangan loss dan metrik evaluasi selama proses training ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6 Pelatihan Model

Selain kurva pelatihan, performa model juga dievaluasi menggunakan metrik mean Average Precision (mAP) yang umum digunakan dalam evaluasi sistem deteksi objek. Nilai mAP memberikan gambaran mengenai kemampuan model dalam mendeteksi objek secara tepat berdasarkan kesesuaian antara bounding box prediksi dan ground truth. Grafik hasil evaluasi mAP pada proses validasi model ditunjukkan pada Gambar 7, yang menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat akurasi deteksi yang kompetitif untuk ketiga kelas telur yang digunakan dalam penelitian.

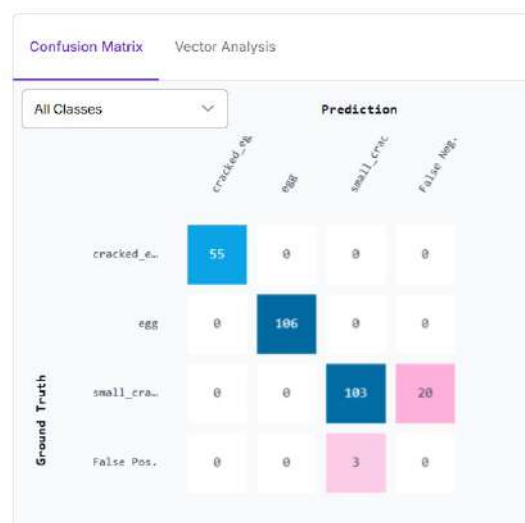


Gambar 7 Grafik nilai mean Average Precision (mAP)

B. Detection Accuracy Analysis

Untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan klasifikasi secara spesifik pada setiap kategori telur, dilakukan analisis menggunakan *confusion matrix*. Matriks ini memberikan gambaran distribusi prediksi model terhadap setiap kelas objek sehingga memungkinkan identifikasi kesalahan klasifikasi yang terjadi selama proses pengujian. Analisis ini juga membantu dalam memahami bagaimana model membedakan karakteristik visual antar kelas telur yang memiliki kemiripan tekstur.

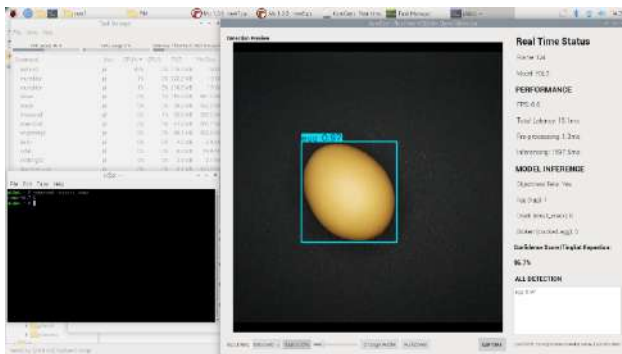
Implementasi model YOLOv8n pada sistem inspeksi ini menghasilkan performa klasifikasi yang sangat baik namun menunjukkan variabilitas metrik yang signifikan antar kategori kualitas telur. Berdasarkan hasil pengujian pada konfigurasi optimal (resolusi 320 piksel, LED ON), kelas Baik mencapai nilai *precision* tertinggi sebesar 98% dengan *recall* 97%, yang mengindikasikan kemampuan model yang sangat stabil dalam mengenali telur tanpa cacat. Sebaliknya, kelas Retak menjadi kategori yang paling menantang dengan nilai *precision* 86% dan *recall* 84%; hal ini disebabkan oleh kemiripan visual antara retakan halus (*hairline cracks*) dengan noda pada cangkang telur yang memicu kesalahan deteksi (*false positive*). Sementara itu, kelas Pecah menunjukkan performa yang solid dengan *precision* 90% dan *recall* 92%, membuktikan bahwa fitur struktural pada kerusakan yang lebih masif dapat diekstraksi dengan lebih mudah oleh modul C2f dibandingkan anomali tekstur yang tipis.



Gambar 8 Confusion matrix

C. Prototype Implementation

Implementasi prototipe sistem deteksi kualitas telur ayam berbasis *edge computing* ini berhasil mengintegrasikan seluruh komponen kritis dalam satu kesatuan fungsional yang kompak. Penggunaan Raspberry Pi 4 Model B sebagai unit pemrosesan utama terbukti mampu mengorkestrasi alur kerja mulai dari akuisisi citra hingga visualisasi hasil tanpa memerlukan infrastruktur eksternal. Keberhasilan operasional prototipe ini dalam kondisi lingkungan terkontrol menunjukkan potensi besar sistem sebagai alat bantu pengambilan keputusan bagi peternak skala kecil dalam meningkatkan standar kualitas produksi.



Gambar 9 Tampilan performa deteksi realtime

Gambar 9 menunjukkan antarmuka sistem yang sedang aktif melakukan akuisisi dan deteksi citra secara *real-time* dengan nilai *confidence score* mencapai 96,7%. Pada sisi kiri layar, terminal menunjukkan pemantauan suhu perangkat yang stabil pada kisaran 48,7⁰ C, yang mengindikasikan bahwa sistem pendingin bekerja optimal untuk mencegah *thermal throttling*. Informasi pada sisi kanan antarmuka menyajikan status performa secara komprehensif, mencakup *latency* pemrosesan dan hasil klasifikasi, yang memungkinkan interaksi langsung antara pengguna dan sistem cerdas

D. Detection Performance

Analisis statistik terhadap hasil pengujian berulang menunjukkan bahwa sistem memiliki tingkat presisi yang konsisten dengan variabilitas yang sangat rendah di bawah kondisi operasional yang stabil. Berdasarkan 10 kali pengujian iteratif pada setiap skenario, nilai akurasi rata-rata sebesar 91,30% diikuti dengan nilai standar deviasi yang kecil, yakni ±1,25%. Standar deviasi yang rendah ini mengindikasikan bahwa model YOLOv8n pada perangkat *edge* memiliki reliabilitas yang tinggi dalam mereplikasi hasil deteksi pada sampel telur

yang berbeda. Selain itu, pengujian statistik menggunakan *t-test* menunjukkan adanya perbedaan signifikan ($p < 0,05$) antara performa sistem pada kondisi LED ON dibandingkan LED OFF, yang membuktikan bahwa standarisasi pencahayaan merupakan variabel krusial yang secara statistik meningkatkan probabilitas deteksi fitur retakan cangkang secara akurat.

Hasil kuantitatif ini memberikan bukti empiris mengenai reliabilitas model YOLOv8n dalam kondisi pencahayaan terkontrol dibandingkan dengan kondisi tanpa pencahayaan tambahan.

Tabel 2 Perbandingan Kondisi Pencahayaan dan Resolusi

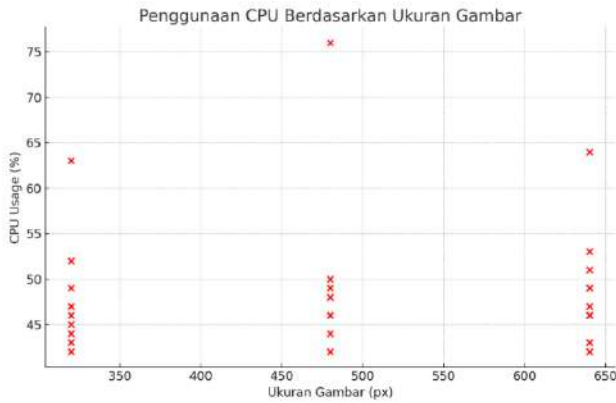
Lampu	Resolution	Condition	TP	FP	FN	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score	
ON	640	Utuh	60	8	0	88,24%	88,24%	100,00%	93,75%	
		Retak	53	5	7	81,54%	91,38%	88,33%	89,83%	
		Pecah	60	5	0	92,31%	100,00%	100,00%	96,00%	
				173	18	7	87,37%	90,58%	96,11%	93,26%
	480	Utuh	60	6	0	90,91%	90,91%	100,00%	95,24%	
		Retak	50	4	10	78,13%	92,59%	83,33%	87,72%	
		Pecah	60	0	0	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	
				170	10	10	89,47%	94,44%	94,44%	94,44%
	320	Utuh	60	4	0	93,75%	93,75%	100,00%	96,77%	
		Retak	48	0	12	80,00%	100,00%	80,00%	88,89%	
		Pecah	60	0	0	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	
				168	4	12	91,30%	97,67%	93,33%	95,45%
OFF	640	Utuh	511	32	29	89,34%	94,11%	94,63%	94,37%	
		Retak	60	5	0	92,31%	92,31%	100,00%	96,00%	
		Pecah	40	0	20	66,67%	100,00%	66,67%	80,00%	
				104	59	56	3,36%	6,35%	6,67%	6,50%
	480	Utuh	60	64	76	42,62%	61,90%	57,78%	59,77%	
		Retak	60	2	0	96,77%	96,77%	100,00%	98,36%	
		Pecah	39	0	21	65,00%	100,00%	65,00%	78,79%	
				103	63	79	42,04%	62,05%	56,59%	59,20%
	320	Utuh	60	1	0	98,36%	98,36%	100,00%	99,17%	
		Retak	37	0	23	61,67%	100,00%	61,67%	76,29%	
		Pecah	8	59	52	6,72%	11,94%	13,33%	12,60%	
				105	60	75	43,75%	63,64%	58,33%	60,87%
			207	127	155	42,33%	61,98%	57,18%	59,48%	
			718	159	184	67,67%	81,87%	79,60%	80,72%	

Berdasarkan data eksperimental, sistem mencapai performa optimal pada kondisi lampu menyala (*ON*) dengan akurasi rata-rata berkisar antara 87,37% hingga 91,30%. Sebaliknya, terjadi degradasi performa yang sangat signifikan saat kondisi lampu mati (*OFF*), di mana akurasi merosot tajam hingga ke rentang 42,04%--43,75%. Penurunan drastis ini paling terlihat pada deteksi kelas pecah yang hanya mencapai akurasi sekitar 3,25%--6,72% tanpa bantuan cahaya, menegaskan bahwa visibilitas fitur tekstur dan keretakan struktural sangat bergantung pada intensitas pencahayaan yang stabil dan merata.

E. Real-Time Performance

Analisis efisiensi komputasi pada perangkat *edge* merupakan parameter krusial untuk menjamin keberlanjutan operasional sistem deteksi di lingkungan lapangan. Pengujian performa *real-time* difokuskan pada observasi beban kerja CPU

dan stabilitas termal Raspberry Pi 4 Model B saat menjalankan beban inferensi kontinu dari arsitektur YOLOv8n. Melalui pemantauan parameter perangkat keras ini, tingkat reliabilitas sistem dapat diukur secara objektif untuk memastikan kesiapan prototipe dalam aplikasi praktis di sektor peternakan yang seringkali memiliki keterbatasan infrastruktur pendukung.



Gambar 10 Penggunaan CPU Berdasarkan Ukuran Gambar



Gambar 11 Suhu Edge Device Selama Pengujian

Hasil observasi pada Gambar 10 menunjukkan bahwa penggunaan CPU bervariasi antara 43% hingga 76%, di mana beban tertinggi tercatat pada resolusi input 480 px dengan kondisi pencahayaan aktif. Meskipun sistem beroperasi pada kecepatan rata-rata 0,5–0,6 FPS dengan latensi inferensi sekitar 1,6–1,7 detik per *frame*, performa ini dinilai memadai untuk skenario penggunaan di peternakan skala kecil yang bersifat inspeksi stasioner atau semi-manual. Dalam konteks ini, peternak meletakkan telur satu per satu di bawah sensor, sehingga latensi tersebut tidak menghambat alur kerja operasional secara signifikan dibandingkan dengan sistem *conveyor* berkecepatan tinggi di industri besar. Sejalan dengan itu, profil termal pada Gambar 11 menunjukkan suhu operasi yang stabil pada rentang 48–51 °C, yang berada jauh di

bawah ambang batas kritis 80 °C, membuktikan efektivitas sistem pendinginan dan keandalan perangkat untuk penggunaan berkelanjutan di lapangan. Untuk meningkatkan *throughput* di masa depan, pemanfaatan *inference toolkit* seperti OpenVINO atau TensorRT serta teknik kuantisasi model dapat dipertimbangkan untuk mereduksi beban komputasi tanpa mengorbankan akurasi deteksi

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan prototipe sistem deteksi kualitas telur *real-time* berbasis *Edge AI* yang efisien untuk diimplementasikan pada peternakan skala kecil. Berdasarkan hasil evaluasi eksperimental, penggunaan model YOLOv8n pada perangkat Raspberry Pi 4B memberikan performa deteksi yang optimal dengan nilai akurasi mencapai 91,30% dan *mean Average Precision* (mAP@0.5) sebesar 95,45% pada resolusi input 320×320 piksel. Analisis statistik menunjukkan stabilitas sistem yang tinggi dengan standar deviasi akurasi sebesar ±1,25% melalui pengujian iteratif. Dari sisi performa *real-time*, sistem mampu beroperasi secara mandiri dengan penggunaan CPU pada rentang 43–76% dan suhu perangkat yang terjaga stabil di bawah 51°C, meskipun kecepatan inferensi masih terbatas pada 0,5–0,6 FPS. Penyeimbangan antara resolusi citra dan pencahayaan terkontrol terbukti menjadi kunci dalam menjaga akurasi deteksi fitur retakan halus. Sistem ini menawarkan solusi inspeksi yang objektif dan murah bagi peternak di daerah dengan keterbatasan infrastruktur digital, meskipun optimasi pada kecepatan pemrosesan melalui teknik *model quantization* menjadi peluang penting untuk pengembangan di masa depan.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Politeknik Negeri Lampung yang telah mendukung pelaksanaan penelitian ini melalui fasilitas laboratorium dan dukungan akademik.

REFERENSI

- [1] L. Convit *et al.*, "Eggs as a Nutrient-Rich Food with Potential Relevance to Sleep Metabolic Health, and Well-Being During the Menopausal Transition: A Narrative Review," *Nutrients*, vol. 17, no. 24, p. 3837, Dec. 2025, doi: 10.3390/nu17243837.

- [2] M. Myers and C. H. S. Ruxton, “Eggs: Healthy or Risky? A Review of Evidence from High Quality Studies on Hen’s Eggs,” *Nutrients*, vol. 15, no. 12, p. 2657, Jun. 2023, doi: 10.3390/nu15122657.
- [3] Z. Gao, J. Zheng, and G. Xu, “Research Progress and Technological Application Prospects of Comprehensive Evaluation Methods for Egg Freshness,” *Foods*, vol. 14, no. 9, p. 1507, Apr. 2025, doi: 10.3390/foods14091507.
- [4] A. Yu, H. She, and J. Cao, “Evolution of the Spatial Patterns of Global Egg Trading Networks in the 21 Century,” *Sustainability*, vol. 15, no. 15, p. 11895, Aug. 2023, doi: 10.3390/su151511895.
- [5] A. Theresia, M. Ikhsan, F. N. Kacaribu, and S. Sumarto, “Spillover Effect of Food Producer Price Volatility in Indonesia,” *Economies*, vol. 13, no. 9, p. 256, Sep. 2025, doi: 10.3390/economies13090256.
- [6] P. A. Vlaicu, R. P. Turcu, M. Dumitru, A. E. Untea, and A. G. Oancea, “Future Directions for Sustainable Poultry Feeding and Product Quality: Alternatives from Insects, Algae and Agro-Industrial Fermented By-Products,” *Agriculture*, vol. 16, no. 1, p. 25, Dec. 2025, doi: 10.3390/agriculture16010025.
- [7] V. B. Yucedag and I. Dalkiran, “A Raspberry Pi-based Hardware Implementation of Various Neuron Models,” *Elektron. Ir Elektrotehnika*, vol. 30, no. 6, pp. 19–28, Dec. 2024, doi: 10.5755/j02.eie.38201.
- [8] E. Gamess and S. Hernandez, “Performance Evaluation of Different Raspberry Pi Models for a Broad Spectrum of Interests,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 2, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130295.
- [9] T.-G. Rho and B.-K. Cho, “Non-Destructive Evaluation of Physicochemical Properties for Egg Freshness: A Review,” *Agriculture*, vol. 14, no. 11, p. 2049, Nov. 2024, doi: 10.3390/agriculture14112049.
- [10] J. Zhang, W. Lu, X. Jian, Q. Hu, and D. Dai, “Nondestructive Detection of Egg Freshness Based on Infrared Thermal Imaging,” *Sensors*, vol. 23, no. 12, p. 5530, Jun. 2023, doi: 10.3390/s23125530.
- [11] M. W. Ahmed, S. J. Hossainy, A. Khaliduzzaman, J. L. Emmert, and M. Kamruzzaman, “Non-destructive optical sensing technologies for advancing the egg industry toward Industry 4.0: A review,” *Compr. Rev. Food Sci. Food Saf.*, vol. 22, no. 6, pp. 4378–4403, Nov. 2023, doi: 10.1111/1541-4337.13227.
- [12] C. Deng, X. Fang, X. Wang, and K. Law, “Software Orchestrated and Hardware Accelerated Artificial Intelligence: Toward Low Latency Edge Computing,” *IEEE Wirel. Commun.*, vol. 29, no. 4, pp. 110–117, Aug. 2022, doi: 10.1109/MWC.005.2100531.
- [13] V. B. Yucedag and I. Dalkiran, “A Raspberry Pi-based Hardware Implementation of Various Neuron Models,” *Elektron. Ir Elektrotehnika*, vol. 30, no. 6, pp. 19–28, Dec. 2024, doi: 10.5755/j02.eie.38201.
- [14] K. Rzepka, P. Szary, K. Cabaj, and W. Mazurczyk, “Performance evaluation of Raspberry Pi 4 and STM32 Nucleo boards for security-related operations in IoT environments,” *Comput. Netw.*, vol. 242, p. 110252, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.comnet.2024.110252.
- [15] E. Tsalera, A. Papadakis, M. Samarakou, and I. Voyiatzis, “Feature Extraction with Handcrafted Methods and Convolutional Neural Networks for Facial Emotion Recognition,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 17, p. 8455, Aug. 2022, doi: 10.3390/app12178455.
- [16] M. Hussain, “YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection,” *Machines*, vol. 11, no. 7, p. 677, Jun. 2023, doi: 10.3390/machines11070677.
- [17] J. Terven, D.-M. Córdova-Esparza, and J.-A. Romero-González, “A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS,” *Mach. Learn. Knowl. Extr.*, vol. 5, no. 4, pp. 1680–1716, Nov. 2023, doi: 10.3390/make5040083.
- [18] L. Zhang, B. Li, Y. Cui, Y. Lai, and J. Gao, “Research on Improved YOLOv8 Algorithm for Insulator Defect Detection,” Sep. 15, 2023, *In Review*. doi: 10.21203/rs.3.rs-3337929/v1.
- [19] H. Yi, B. Liu, B. Zhao, and E. Liu, “Small Object Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8 for Remote Sensing,” *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 17, pp. 1734–1747, 2024, doi: 10.1109/JSTARS.2023.3339235.
- [20] L. Rey *et al.*, “A Performance Analysis of You Only Look Once Models for Deployment on Constrained Computational Edge Devices in Drone Applications”.