

Deteksi Fertilitas Telur Ayam Menggunakan Metode YOLO untuk Sistem Sortir Otomatis

Irni Ri'khah Juliarti¹, Muhammad Latif², Sri Wahyuni³, Achmad Imam Sudianto⁴, Ach. Dafid⁵, Hairil Budiarto⁶,
^{1,2,3,4,5,6} Teknik Mekatronika, Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo Madura, Indonesia
¹220491100027@student.trunojoyo.ac.id, ²m.latif@trunojoyo.ac.id, ³s.wahyuni@trunojoyo.ac.id, ⁴aimam.sudianto@trunojoyo.ac.id,
⁵ach.dafid@trunojoyo.ac.id, ⁶haidar_060282@trunojoyo.ac.id

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2026-01-12

Revised 2026-04-18

Accepted 2026-04-21

Abstract – Early detection of egg fertility is crucial for improving incubation efficiency and reducing energy waste in small-scale poultry farms. This study developed an automated sorting system using the YOLOv8n algorithm to detect and classify eggs into two classes: fertile and infertile. The dataset was collected through a candling process using images of 3- to 7-day-old chicken eggs taken under controlled lighting conditions. Data collection included acquiring original images, which were then manually annotated using a bounding box format in the collab platform to train the model to recognize embryo features. The YOLOv8n architecture was chosen for its superiority in fast feature extraction using an efficient backbone structure and neck system for real-time small object detection. Model performance was comprehensively evaluated using confusion matrix and mean average precision (mAP) metrics. The mAP value reached 0.995, precision 0.9, and recall 100% in the training phase. In live system testing using a webcam, the model produced stable confidence values in the range of 85% to 94% with an inference time of only 1.4 ms. The integration of intelligent models and servo actuators in the sorting system has been proven to be able to separate fertile and infertile eggs automatically with a high success rate.

Keywords: Confusion Matrix, Classification, Fertility, Real-time, YOLO,

Corresponding Author:

Irni Ri'khah Juliarti

Email:

220491100027@student.trunojoyo.ac.id



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstrak – Deteksi dini fertilitas telur ayam sangat penting untuk meningkatkan efisiensi inkubasi serta menekan pemborosan energi pada peternakan unggas skala kecil. Penelitian ini bertujuan membuat algoritma YOLOv8n untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan telur ke dalam dua kelas, yaitu fertile dan infertile serta mengintegrasikan pada sistem sortir otomatis. Dataset dikumpulkan melalui proses candling menggunakan citra telur ayam berusia 3 hingga 7 hari yang diambil dalam kondisi pencahayaan terkontrol. Pengumpulan data mencakup akuisisi citra asli yang kemudian dianotasi secara manual menggunakan format bounding box dalam platform collab untuk melatih model dalam mengenali fitur embrio. Arsitektur YOLOv8n dipilih karena keunggulannya dalam ekstraksi fitur secara cepat menggunakan struktur backbone dan sistem neck yang efisien untuk deteksi objek berukuran kecil secara real-time. Performa model dievaluasi secara komprehensif menggunakan metrik confusion matrix dan mean Average Precision (mAP). Hasil nilai mAP mencapai 0,995, presisi 0,9, dan recall 100% pada fase pelatihan. Pada pengujian sistem secara langsung menggunakan webcam, model menghasilkan nilai confidence stabil pada rentang 85% hingga 94% dengan inference time hanya 1,4 ms. Integrasi antara model cerdas dan aktuator servo pada sistem sortir terbukti mampu memisahkan telur fertile dan infertile.

Kata Kunci: Confusion Matrix, Fertilitas, Klasifikasi, Real-time, YOLO

I. PENDAHULUAN

Peternakan unggas skala kecil adalah salah satu elemen penting yang menyumbang kestabilan mata pencaharian keluarga di negara-negara berkembang[1]. Produksi pangan yang umum dikonsumsi seperti telur dan daging unggas harus ditingkatkan secara global. Hal tersebut untuk memenuhi permintaan yang terus meningkat. Pemanfaatan pangan yang aman serta ketersediaannya secara tepat merupakan faktor utama dalam mendukung ketahanan pangan [2]. Upaya awal untuk menjaga ketahanan pangan dimulai dari pemilihan telur unggas yang baik yaitu dengan pendeteksian awal. Pendeteksian fertilitas telur oleh peternak merupakan masalah penting secara ekonomi sebelum dilakukannya inkubasi[3].

Pendeteksian fertilitas telur ayam dilakukan dengan memanfaatkan kemajuan teknologi untuk meningkatkan efisiensi penetasan telur. Deteksi fertilitas dini mencegah pemborosan energi dan ruang inkubasi serta meningkatkan keuntungan secara ekonomi[4]. Telur yang dianggap *fertile* belum tentu menetas menjadi anak ayam dalam kondisi inkubasi. Beberapa telur pada akhirnya terbukti *infertile* di akhir proses inkubasi, maka dari itu perlu diketahui dan dipahami perbedaan antara telur *fertile* dan telur *infertile* dari awal inkubasi[5].

Cara lama untuk deteksi fertilitas pada telur adalah peneropongan (*candling*) telur ayam menggunakan senter diarahkan ke ujung tumpul telur. Metode tersebut efektif untuk sebagian besar jenis telur ayam, namun beberapa telur memiliki cangkang yang relatif tebal dan buram sehingga metode tersebut kurang efektif[6]. Metode *candling*

tradisional memiliki keterbatasan subjektivitas dengan tingkat kesalahan 10% [7] dan waktu deteksi lambat (15 detik/butir) [8], sehingga menghambat produksi skala besar. Proses manual ini meningkatkan risiko penurunan kualitas akibat kesalahan manusia, kerusakan fisik, dan kontaminasi mikroba dari sentuhan tangan yang intensif. Faktor lingkungan seperti suhu dan penguapan air ini secara kolektif memicu kerugian ekonomi akibat kegagalan penetasan [9].

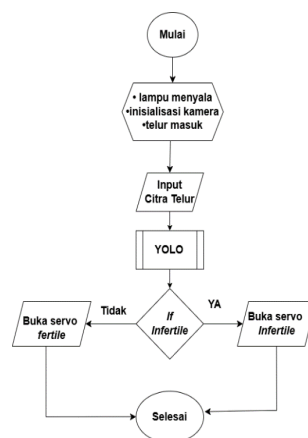
Masalah utama dalam proses penetasan adalah tingginya angka kematian embrio yang mencapai 14%. Kerugian paling besar terjadi di minggu pertama, yaitu sebesar 9%. Secara teknis, karena telur yang mati tidak terdeteksi sejak awal, 9% kapasitas mesin tetas terbuang sia-sia untuk mengerami telur yang tidak akan menetas [10]. Hal ini menyebabkan pemborosan listrik dan kerugian biaya bagi peternak, yang sebenarnya bisa dicegah jika ada alat deteksi yang lebih akurat. Penerapan sistem deteksi berbasis pengenalan citra memungkinkan proses evaluasi kualitas dilakukan dengan lebih cepat, meminimalkan kebutuhan tenaga kerja, serta meningkatkan ketepatan hasil peneropongan [11]. Sejalan dengan perkembangan tersebut, pendekatan *non-destructive* melalui pemanfaatan teknologi pencitraan dan sensor digunakan untuk mengevaluasi kualitas telur tanpa merusak objek pengujian [12].

Studi terdahulu menunjukkan bahwa teknologi pencitraan telur berhasil melakukan klasifikasi fertilitas telur. Salah satu metode pendeteksian telur yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network (CNN)* mampu memberikan akurasi sebesar 98% dalam klasifikasi biasa [13]. Peneliti tersebut tidak melaporkan waktu inferensi, sehingga digunakan referensi lain yang menunjukkan waktu inferensi sebesar 1,52 ms [14]. Pendekatan lain seperti *Mask R-CNN* menunjukkan performa deteksi fertilitas telur yang sangat tinggi dengan nilai Average Precision (AP) sebesar 90% [15], peneliti lain melaporkan tentang inference 88,7 ms mask R-CNN membutuhkan sumber daya komputasi yang besar dan perangkat keras GPU dengan performa tinggi [16]. Pendeteksian citra berbasis YOLO memiliki kemampuan lebih ringan, cepat, dan akurasi tinggi dalam pendeteksian secara *real-time* [17], [18], [19]. Metode YOLO memungkinkan melakukan deteksi sekaligus menghasilkan prediksi *bounding box* secara cepat dalam satu kali proses [20], [21]. YOLO dirancang sebagai *one-stage detector* yang bekerja dengan cara melakukan prediksi secara langsung tanpa memerlukan tahapan *region proposal network* [22], [23], [24], [25] dengan bobot parameter 3,2 M [26]. Kesenjangan penelitian ini terletak pada pengembangan sistem pendeteksian fertilitas telur yang tidak hanya berfokus pada akurasi citra, tetapi juga pada keterpaduan dengan mekanisme otomatisasi pemilahan secara *real-time* dan *non-destructive*. Dengan mengoptimalkan YOLO pada deteksi fertilitas telur mengisi celah penelitian berbasis CNN dan mengisi celah efisiensi sumber daya yang belum tercapai pada penelitian berbasis Mask R-CNN, sekaligus menyediakan solusi praktis untuk integrasi mesin sortir otomatis di industri peternakan.

Tujuan penelitian ini adalah membuat algoritma YOLOv8n untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan telur ke dalam dua kelas, yaitu *fertile* dan *infertile* serta mengintegrasikan pada sistem sortir. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi algoritma YOLO ke dalam sistem sortir otomatis untuk deteksi fertilitas telur ayam kampung. Tantangan utama berupa fitur visual yang samar dan kebutuhan akan pemrosesan untuk sistem sortir telur ayam. Sistem ini tidak hanya mendeteksi, tetapi juga bisa mengklasifikasi telur *fertile* dan *infertile* secara *real-time*, beban komputasi yang ringan memberikan solusi praktis yang lebih efisien dan konsisten dibandingkan metode peneropongan (*candling*) manual di industri peternakan. [26].

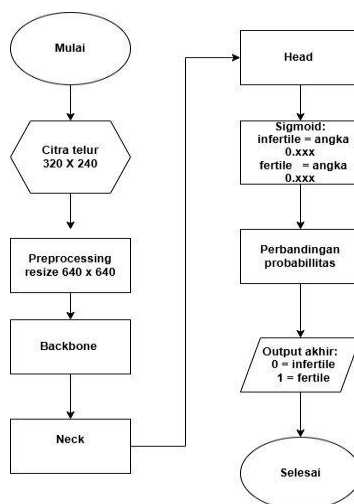
II. METODE

Metodologi yang diterapkan dalam perancangan sistem deteksi fertilitas telur berdasarkan citra yang disusun untuk menggambarkan tahapan proses kerja sistem deteksi dan pemilahan telur secara otomatis. Pengembangan sistem deteksi dan klasifikasi fertilitas telur berbasis YOLO. Alur kerja sistem deteksi fertilitas telur berbasis YOLO ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur kerja sistem deteksi Fertilitas telur

Proses dimulai dengan inialisasi kamera yang berfungsi sebagai sensor untuk menangkap citra telur, kemudian kamera mengambil gambar telur sebagai input. Citra tersebut selanjutnya diproses oleh model YOLO untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan apakah telur termasuk kategori *fertile* atau *infertile*. Setelah hasil klasifikasi diperoleh, sistem melakukan pengecekan kondisi, jika model mendeteksi telur sebagai *infertile*, maka servo akan bergerak ke posisi untuk mengeluarkan telur *infertile*. Sebaliknya, jika hasil deteksi menunjukkan telur *fertile*, maka servo akan diarahkan untuk mengeluarkan telur *fertile* ke jalurnya. Setelah servo membuka sesuai hasil deteksi, proses kemudian berakhir dan sistem siap untuk menerima telur berikutnya. Subsistem deteksi YOLO ditunjukkan pada Gambar 2, setelah itu data keluaran dari proses deteksi diproses lebih lanjut pada proses klasifikasi.

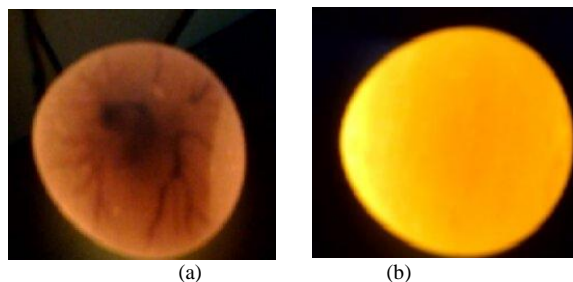


Gambar 2. Subsistem YOLO

Subsistem deteksi fertilitas diawali dengan akuisisi citra telur menggunakan webcam dengan resolusi 720 p dengan ukuran 320 x 240 piksel. Citra tersebut selanjutnya melalui tahap preprocessing yaitu merubah ukuran gambar menjadi 640 × 640 piksel dan dinormalisasikan nilai pixelnya ke rentang 0–1 agar sesuai dengan kebutuhan input model YOLO. Data hasil preprocessing diproses pada backbone untuk mengekstraksi fitur visual telur. Fitur yang dihasilkan kemudian digabungkan pada bagian neck menggunakan guna memperoleh representasi fitur multi-skala. Selanjutnya, fitur tersebut diteruskan ke head untuk menghasilkan prediksi bounding box, confidence, dan kelas telur yang kemudian diproses menggunakan fungsi aktivasi sigmoid sehingga diperoleh nilai probabilitas kelas *infertile* dan *fertile*. Nilai probabilitas tersebut adalah rentang 0.1 – 1.0. Kelas dengan nilai probabilitas tertinggi ditetapkan sebagai output akhir, di mana indeks 0 menunjukkan telur *infertile* dan indeks 1 menunjukkan telur *fertile*.

A. Data Akuisisi

Data citra telur diperoleh melalui proses pengambilan gambar menggunakan webcam, dimana setiap gambar dicatat untuk mendukung identifikasi fertilitas. Foto telur diambil pakai satu webcam dengan resolusi 720 p dengan hasil citra 320×240 piksel. Supaya hasilnya jelas dan nggak terganggu cahaya dari luar, pengambilan foto dilakukan di dalam ruangan gelap. Cahayanya hanya menggunakan satu *hight power* LED 3 watt berwarna putih khusus dari alat peneropongan telur yang diletakkan persis di bawah telur posisi horizontal supaya bagian dalam telur kelihatan terang. Posisi webcam saat pengambilan citra di atas telur dengan sudut lurus (90°) dan jarak 20 cm *auto crop* program citra karena menggunakan webcam *fixed focus* agar embrio telur jelas. Gambar telur kemudian diklasifikasikan ke dalam dua kelas, yakni *fertile* dan *infertile*, dengan setiap sampel telah dilengkapi label serta anotasi *bounding box* untuk memudahkan proses pelatihan model YOLO. *Bounding box* sebesar 60% dari lebar dan tinggi citra asli agar pendeteksian fokus pada area inti telur. Data gambar rentang usia inkubasi 3 hingga 7 hari, karena pada usia tersebut adalah usia paling efektif dideteksi. Total sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah 203 citra telur, yang terdiri dari 103 citra telur *fertile* dan 100 citra telur *infertile*. *Dataset* yang terkumpul mencakup dua kelas yang ditampilkan pada Gambar 3 dan digunakan untuk proses pelatihan serta evaluasi model deteksi fertilitas telur secara otomatis.



Gambar 3. Data Mentah (a) Telur *Fertile* (b) Telur *Infertile*

B. Data Eklorasi

Tahap eksplorasi *dataset* dilakukan untuk menganalisis karakteristik data sebelum pelatihan model YOLO, dengan fokus pada kualitas dan konsistensi gambar. Jumlah gambar per kelas dalam *dataset* dicatat untuk memastikan keseimbangan data. Pemeriksaan juga dilakukan terhadap resolusi dan format gambar, serta ukuran dan posisi *bounding box* untuk memastikan akurasi anotasi. Visualisasi sampel gambar dari masing-masing kelas beserta histogram distribusi *bounding box* digunakan untuk menilai variasi latar belakang, pencahayaan, dan sudut pengambilan gambar. Dengan langkah-langkah ini, tahap eksplorasi bertujuan untuk memahami karakteristik data secara menyeluruh sehingga model YOLO dapat dilatih secara optimal dan memberikan performa deteksi yang akurat.

C. Modeling

Penelitian ini menggunakan arsitektur YOLOv8n (Nano). Arsitektur YOLOv8n dipilih karena keunggulannya dalam kecepatan pemrosesan (*inference speed*) dan ukuran model yang ringan. Hal ini memungkinkan sistem diimplementasikan pada perangkat *embedded* atau komputer standar di peternakan tanpa memerlukan spesifikasi GPU yang tinggi, namun tetap mampu mempertahankan akurasi deteksi fertilitas secara konsisten. Tahap *modeling* dilakukan dengan mengolah *dataset* yang telah disiapkan untuk membangun model deteksi fertilitas telur menggunakan YOLO. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan perangkat keras GPU T4 di *google colab* dengan code Python 3.12.13 yang memiliki memori sebesar 15 GB (15360 MiB). Sistem menggunakan *driver* NVIDIA versi 580.82.07 dengan dukungan CUDA versi 13.0 untuk mempercepat komputasi paralel. Selain itu, Google Collab menyediakan RAM sistem sekitar 12–16 GB yang digunakan untuk mendukung proses komputasi. Proses pelatihan model deteksi objek berbasis YOLOv8n dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *framework* *PyTorch* serta *library* *Ultralytics* YOLOv8n.

Pada tahap ini, *datasplit* yang digunakan adalah 80% (162 gambar) untuk *training*, 20% (41 gambar) untuk *validation* untuk memastikan model belajar dari data yang cukup, melakukan validasi selama pelatihan, serta diuji secara objektif untuk mengevaluasi performa deteksi. Selanjutnya, dianotasi dalam format *.txt* dan disimpan dalam format *data.yaml*. Dilanjutkan proses *preprocessing*, yang mencakup perubahan ukuran gambar menjadi 640×640 piksel serta konversi anotasi ke format YOLO. Model deteksi objek dilatih menggunakan arsitektur YOLOv8n dengan parameter *optimizer* AdamW dengan *learning rate* sebesar 0.001667, momentum 0.9, dan *weight decay* 0.0005, *batch size* 16, dan jumlah 200 epoch dengan fitur *patience* 100 untuk mencegah *overfitting*. Pelatihan model ini didukung dengan teknik *mosaic augmentation* untuk meningkatkan robustitas deteksi terhadap variasi kondisi pencahayaan telur secara *real-time*.

D. Evaluasi Model

Penilaian performa model dalam melakukan prediksi dilakukan menggunakan *confusion matrix* sebagai metode evaluasi. *Confusion matrix* digunakan untuk menganalisis distribusi hasil prediksi, baik yang benar maupun yang keliru, sehingga memberikan gambaran kinerja model yang dikembangkan. Penyajiannya yang sederhana dan mudah dipahami menjadikan teknik ini sebagai salah satu metode evaluasi yang paling umum digunakan dalam membandingkan kualitas suatu model. Berdasarkan *confusion matrix*, berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, *precision*, dan *recall* dapat dihitung [21]. Secara umum, semakin tinggi nilai akurasi, *precision*, dan *F1-score* yang diperoleh, maka semakin baik performa klasifikasi model. Perhitungan akurasi, *precision*, dan *F1-score* masing-masing ditunjukkan pada Persamaan (1), (2), (3) dan (4) [27] [28].

$$\text{Akurasi} = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (1)$$

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

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

$$\text{F1- score} = \frac{(2(\text{presisi} \times \text{recall}))}{(\text{Presisi} + \text{recall})} \quad (4)$$

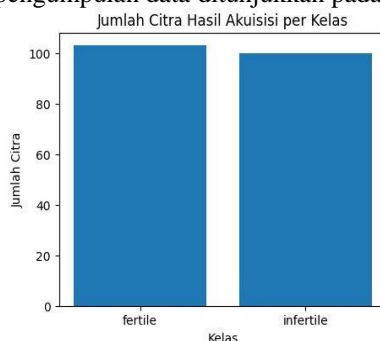
E. Pengujian Dataset

Tahap pengujian dilakukan dengan memanfaatkan data *testing* untuk mengevaluasi kemampuan model YOLO dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan telur pada data baru. Hasil prediksi model dibandingkan dengan anotasi asli untuk menghitung metrik evaluasi seperti *precision*, *recall*, dan akurasi, sehingga dapat menilai sejauh mana model bekerja sesuai harapan. Selain itu, analisis *confusion matrix* dilakukan untuk menggambarkan persebaran prediksi benar dan salah setiap kelas, memastikan model mampu membedakan telur *fertile* dan *infertile* secara tepat. Hasil pengujian ini menjadi dasar objektif untuk menilai efektivitas model sebelum diimplementasikan pada sistem sortir telur otomatis, sekaligus menjadi acuan untuk perbaikan atau pengembangan lebih lanjut.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

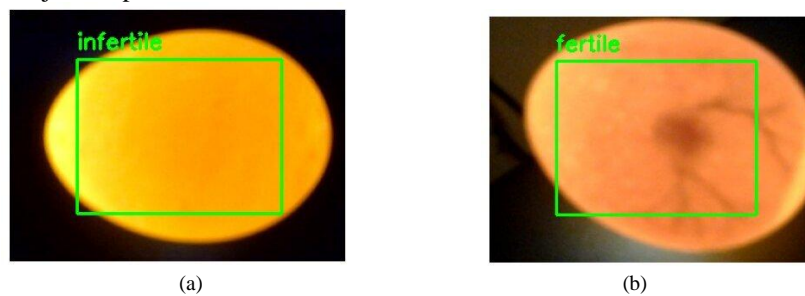
A. Hasil Data Akuisisi

Hasil proses akuisisi data yang digunakan dalam penelitian disajikan pada bagian ini. *Dataset* diperoleh melalui akuisisi mandiri menggunakan kamera dengan kondisi pengambilan gambar dari atas untuk menemukan letak titik *fertile* dan *infertile* didalam telur, hasil pengumpulan data ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Jumlah Akuisisi perkelas

Total citra yang berhasil dikumpulkan sebanyak 203 citra, yang terdiri dari 103 citra telur *fertile* dan 100 citra telur *infertile*. Distribusi jumlah citra pada masing-masing kelas ditampilkan dalam bentuk diagram untuk menunjukkan bahwa *dataset* yang digunakan memiliki jumlah data yang relatif seimbang. Hasil dari anotasi dan *bounding box* perkelas ditunjukkan pada Gambar 5.

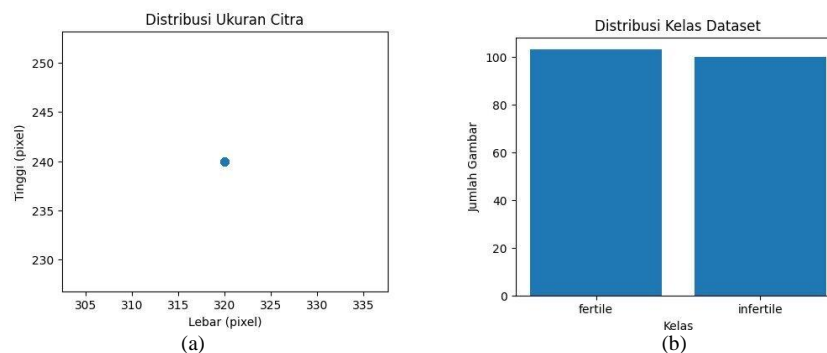


Gambar 5. Hasil Anotasi (a) *infertile* (b) *fertile*

Proses anotasi citra telur dilakukan dengan memberikan label kelas *fertile* dan *infertile* pada setiap citra secara konsisten. Anotasi difokuskan pada satu objek utama, yaitu telur, dengan posisi dan latar belakang yang relatif seragam. Seluruh citra pada *dataset* berhasil dianotasi tanpa ditemukan data kosong atau kesalahan pelabelan. Konsistensi hasil anotasi ini mendukung proses pelatihan model YOLO dalam mempelajari perbedaan karakteristik visual antara telur *fertile* dan *infertile* secara optimal.

B. Hasil Data Eksplorasi

Tahap ini menyajikan hasil proses akuisisi data yang digunakan dalam penelitian berupa hasil kelas dan pembagian ukuran citra yang ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Data (a) Distribusi ukuran citra (b) Distribusi kelas *Dataset*

Berdasarkan hasil menunjukkan bahwa distribusi data antar kelas bersifat relatif seimbang sehingga tidak menimbulkan dominasi salah satu kelas. Selain itu, hasil analisis distribusi ukuran citra menunjukkan bahwa seluruh citra memiliki resolusi yang seragam, yaitu sekitar $320 \text{ piksel} \times 240 \text{ piksel}$, yang ditunjukkan oleh satu titik terpusat pada grafik sebaran lebar dan tinggi citra. Keseragaman resolusi ini mengindikasikan bahwa *dataset* telah memiliki konsistensi ukuran yang baik dan siap untuk dilanjutkan ke tahap *preprocessing* sebelum digunakan sebagai *input* model YOLO.

C. Hasil Pelatihan Model

Tahap ini melibatkan persiapan model YOLO untuk mendeteksi fertilitas telur. *Dataset* telur yang dibuat telah dibuat, kemudian diberi label berupa kotak pembatas dan dibagi menjadi data latihan, data validasi, serta data uji. Proses pembelajaran dilakukan pada mesin yang menggunakan *GPU Google Collab*. Pada *training 200 epoch*, model mampu menggeneralisasi dengan baik pada data pelatihan dan menunjukkan hasil yang bagus dalam hal mendeteksi fertilitas telur ditunjukkan pada Tabel 1.

TABEL 1
PERFORMA HASIL MODEL

<i>Class</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	mAP 50	mAP 50-95
<i>All</i>	0,997	1	0,995	0,995
<i>Fertile</i>	0,998	1	0,995	0,995
<i>Infertile</i>	0,997	1	0,995	0,955

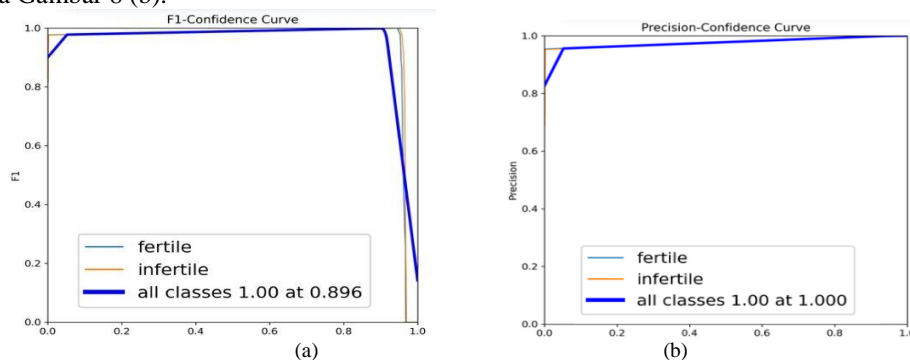
Proses validasi model YOLO menghasilkan performa yang baik. Secara umum, nilai mAP50 mencapai 0,995 dan mAP50-95 sebesar 0,995. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali objek dengan akurasi tinggi pada standar IoU, meskipun masih terdapat tantangan dalam meningkatkan akurasi pada tingkat yang lebih ketat (mAP50-95). Hasil uji per kelas juga konsisten tinggi, dengan nilai presisi dan recall sebesar 1,0. Sebagai contoh, pada kelas *fertile* diperoleh nilai presisi 0,998 dan *recall* 1, sedangkan pada kelas *infertile* nilai presisi mencapai 0,997 dengan recall sebesar 1.

Jika dianalisis lebih lanjut, perbedaan antara mAP50 bernilai 0,995 dan mAP50-95 bernilai 0,995 mengindikasikan bahwa meskipun deteksi objek yang bagus, model masih memiliki keterbatasan dalam menentukan posisi dan ukuran *bounding box* secara presisi. Dengan kata lain, telur dapat dikenali dengan tingkat akurasi yang baik, namun terdapat sedikit kekurangan dalam deteksi ketika kondisi citra bervariasi secara signifikan (misalnya pencahayaan ekstrem atau sudut kamera miring). Selain aspek akurasi, kecepatan inferensi model juga optimal, dengan rata-rata waktu sekitar 1,4 ms per citra, yang berarti model siap digunakan untuk kebutuhan deteksi *real-time* pada sistem sortir telur.

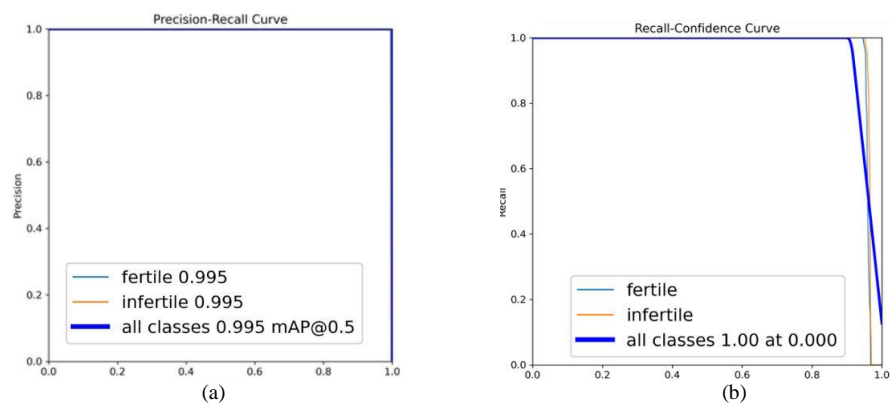
Berdasarkan hasil pengujian, grafik *F1-Confidence Curve* menunjukkan performa model yang stabil dengan nilai puncak F1-Score mencapai 1.00 pada ambang batas 0.89. Kurva yang membentuk dataran tinggi (yang lebar mengindikasikan bahwa model YOLOv8n robust dan mampu menjaga keseimbangan sempurna antara *precision* dan *recall* dalam rentang sensitivitas yang luas. Secara praktis, hasil ini membuktikan bahwa sistem dapat mengeliminasi kesalahan deteksi manual sebesar 10%. Grafik *F1-confidence* ditunjukkan pada Gambar 7 (a). Grafik *Precision-Confidence* menunjukkan bahwa model mencapai nilai presisi sempurna sebesar 1.00 pada ambang batas confidence 1.000 untuk seluruh kelas. Hal ini secara analitis membuktikan kemampuan model YOLOv8n dalam memberikan prediksi yang akurat tanpa menghasilkan kesalahan positif (*false positive*), yang berarti setiap telur yang dideteksi sebagai fertil atau infertil aktual. Peningkatan kurva yang konsisten dan stabil menuju nilai maksimal mencerminkan tingkat kepercayaan yang cukup baik dalam membedakan citra embrio ditunjukkan pada gambar 7 (b).

Grafik *Precision-Recall Curve* menunjukkan performa yang mendekati sempurna dengan nilai mAP@0.5 sebesar 0.995 untuk seluruh kelas. Kurva yang membentuk sudut siku tajam dan memenuhi area kiri atas grafik mengindikasikan bahwa model YOLOv8n mampu mempertahankan nilai presisi yang tinggi tanpa mengorbankan

recall. Secara teknis, skor 0.995 ini membuktikan ketangguhan sistem dalam mendeteksi telur *fertile* dan *infertile* secara akurat pada berbagai kondisi citra, sekaligus meminimalkan risiko adanya objek yang tidak terdeteksi (*missed detection*) ditunjukkan pada Gambar 8 (a). Grafik *Recall-Confidence* menunjukkan nilai *Recall* maksimal sebesar 1.00, yang tetap stabil hingga ambang batas *confidence* yang tinggi (mendekati 0.95). Hal ini mengindikasikan bahwa model YOLOv8n memiliki sensitivitas yang luar biasa dalam mendeteksi seluruh objek dalam dataset tanpa ada yang terlewatkan dengan catatan cahaya terkontrol seperti didataset. Penurunan tajam yang hanya terjadi pada ujung kanan grafik di atas 0.95 membuktikan bahwa model percaya diri dalam mengenali objek telur *fertile* dan *infertile* ditunjukkan pada Gambar 8 (b).

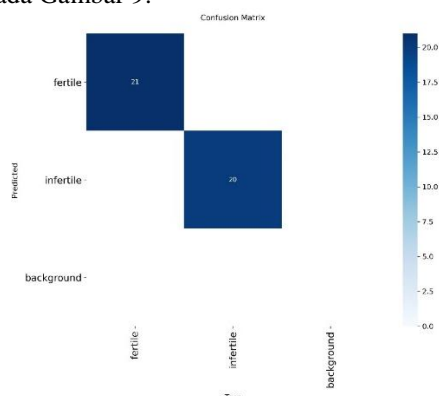


Gambar 7. (a)F1- Confidence, (b)Precision-Confidence



Gambar 8. (a) Precision-Recall, (b) Recall-Confidence

Model yang telah dilatih akan dilakukan evaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk melihat akurasi, *recall*, *precision* dan *F1-Score*. Data yang digunakan untuk masing-masing kelas yaitu 103 data gambar telur *fertile*, 100 telur *infertile* sehingga total seluruhnya yaitu 203 gambar. Data yang digunakan dalam evaluasi merupakan data diluar dari data pelatihan, sehingga dapat merepresentasikan keadaan dilapangan dan dapat menjadi acuan penilaian untuk mengevaluasi kinerja model YOLO. Hasil yang konsisten antara validasi dan pengujian menunjukkan model memiliki generalisasi yang baik ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Confusion Matrix

Confusion Matrix mengilustrasikan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk kategori *fertile*, *infertile*, dan *background*. Pada baris pertama (*predicted fertile*), terdapat 21 sampel *true positive* (TP) yang benar-benar *fertile* dan diprediksi *fertile*, dengan *false positive* (FP) dan kesalahan ke *background* mendekati nol berdasarkan warna pucat.

Baris kedua (*predicted infertile*) memiliki 20 *true negative* (TN) untuk *infertile* yang benar, minim kesalahan, sedangkan baris ketiga (*predicted background*) menunjukkan *noise* rendah di seluruh kolom.

D. Hasil Pengujian Model

Tahap pengujian dilakukan dengan menjalankan model YOLO pada komputer yang terhubung dengan *webcam*. Model diuji secara langsung untuk mengenali berbagai telur di depan kamera dalam kondisi pencahayaan rendah hanya ada telur yang disorot oleh cahaya lampu *candling*. Hasil pengujian fertilitas telur di tunjukkan pada Tabel 2.

TABEL 2
DATA NILAI AKURASI

No	Jenis Telur	Input	Output	Confidence (%)	Keterangan
1	ayam kampung	<i>fertile</i>	<i>fertile</i>	91	Valid
2	ayam kampung	<i>fertile</i>	<i>fertile</i>	90	Valid
3	ayam Kampung	<i>fertile</i>	<i>fertile</i>	85	Valid
4	ayam kampung	<i>infertile</i>	<i>infertile</i>	91	Valid
5	ayam kampung	<i>infertile</i>	<i>infertile</i>	89	Valid
6	ayam kampung	<i>infertile</i>	<i>infertile</i>	88	Valid

Perhitungan hasil pengujian model dilakukan menggunakan metrik *mean Average Precision* (mAP). Nilai mAP diperoleh dengan menghitung rata-rata nilai *Average Precision* (AP) dari setiap kelas yang diuji, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (5).

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \quad (5)$$

Berdasarkan hasil evaluasi, model YOLO menunjukkan performa deteksi yang cukup baik dengan nilai mAP sebesar 89% meskipun citra *input* mengalami efek kabur (*blur*) dan kebocoran cahaya (*overexposure*) akibat keterbatasan spesifikasi perangkat keras (*webcam* murah). Model mampu mengenali telur *fertile* dan *infertile* dengan tingkat akurasi yang tinggi pada sebagian besar kelas. Namun, masih terdapat rata-rata kesalahan sebesar 11% yang dapat dikurangi dengan peningkatan jumlah data pelatihan, atau peningkatan kualitas labeling *dataset*.

Berdasarkan data pengujian terhadap 6 objek telur, nilai *confidence* deteksi menggunakan model YOLO berada pada rentang hingga 85% sampai 91% akurat. Secara umum, nilai ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali telur dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi.

1. Pengujian telur *fertile* menampilkan *confidence* yang sama sebesar 85% sampai 91%. Hasil ini memperlihatkan bahwa telur *fertile* jenis ayam kampung mudah untuk dideteksi.
2. Pengujian telur *infertile* menghasilkan *confidence* terendah, yaitu 88% sampai 91%. Kondisi ini mengindikasikan bahwa kelas *infertile* lebih akurat dan lebih mudah dikenali dibanding kelas telur *fertile*.

E. Hasil Pengujian Sistem Sortir

Pengujian sistem dilakukan dengan mengamati respons aktuator servo terhadap hasil deteksi kelas telur yang dihasilkan oleh model YOLO pada proses *candling*. Berdasarkan hasil dari deteksi YOLO maka dihasilkan gerak membuka servo yang ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Sistem sortir kondisi (a) Memilah *Infertile* (b) Memilah *Fertile*

Pada proses pengujian, sensor inframerah mendeteksi keberadaan telur pada tempat *candling* dan menyalakan lampu serta kamera untuk mengambil citra telur. Citra yang diperoleh kemudian diproses oleh model YOLO selama scanning 5 detik untuk menentukan status fertilitas telur. Berdasarkan hasil klasifikasi tersebut, motor servo digerakkan untuk mengarahkan telur ke jalur yang sesuai secara otomatis. Telur yang terdeteksi sebagai *fertile* diarahkan ke jalur khusus telur *fertile*, sedangkan telur *infertile* dialihkan ke jalur berbeda. Mekanisme penyortiran berjalan sesuai dengan hasil klasifikasi yang diberikan oleh model. Motor servo sebagai aktuator pemilah menunjukkan respons yang

sesuai terhadap perintah yang diberikan oleh sistem. Gerakan servo terjadi setelah proses deteksi selesai, sehingga tidak terjadi kesalahan pemilahan akibat keterlambatan antar komponen sistem.

F. Analisis dan Keterbatasan Penelitian

Berdasarkan Tabel 1 dan Tabel 2, model kelas *fertile* mencapai nilai mAP50 sebesar 0.995, namun mengalami penurunan menjadi 0.85. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa meskipun model bisa dalam mendeteksi keberadaan objek telur secara umum, akurasi lokalisasi (presisi *bounding box*) menurun ketika dihadapkan pada pengujian dilingkungan langsung karena perbedaan cahaya, dan posisi kemiripan dengan data latih. Selain itu, nilai mAP yang mendekati sempurna pada dataset terbatas (203 citra) menjadi indikasi kritis adanya potensi *overfitting*. Kondisi ini menunjukkan kemungkinan model terlalu beradaptasi (*over-tuned*) terhadap karakteristik latar belakang statis atau kondisi pencahayaan spesifik pada data latih yang cahayanya terkontrol, sehingga berisiko gagal dalam melakukan generalisasi pada lingkungan yang keadaan cahayanya berbeda jauh.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam interpretasi hasil. Pertama, jumlah dataset yang relatif kecil (203 citra) tanpa data augmentasi yang menyebabkan *overfitting*, yang terlihat dari perbedaan signifikan pada pengujian pada telur *infertile* yang warnanya agak ke oren terdeteksi *fertile* yang berarti model memilih menghafal warna bukan menghafal fitur embrio. Kedua, proses akuisisi dan pengujian dilakukan dalam kondisi pencahayaan yang terkontrol, sehingga model cenderung sensitif terhadap perubahan kondisi cahaya di lingkungan nyata. Ketiga, sistem masih menghadapi kendala berupa citra *blur* dari *webcam fixed focus* saat beroperasi jarak dekat. Terakhir, penelitian ini hanya membatasi klasifikasi pada dua kelas (*fertile* dan *infertile*), sehingga belum mencakup kompleksitas klasifikasi kualitas telur pada skala industri.

Terlepas dari keterbatasan tersebut, sistem ini memiliki implikasi praktis yang signifikan bagi industri peternakan, khususnya dalam meningkatkan efisiensi operasional dan standarisasi pemilahan telur. Secara konkret, implementasi sistem sortir otomatis ini dapat meminimalisir faktor *human error* dan subjektivitas dalam proses pemisahan telur, yang pada akhirnya akan menurunkan biaya operasional jangka panjang. Bagi peternak, teknologi ini bukan sekadar sistem sortir fisik, melainkan langkah awal menuju digitalisasi manajemen inventaris yang memungkinkan pemantauan produktivitas harian secara lebih akurat, terukur, dan sistematis.

G. Diskusi Hasil Dan Evaluasi Capaian Penelitian

Berdasarkan hasil pengujian, sistem deteksi fertilitas telur yang dikembangkan telah berhasil menjawab tujuan penelitian dengan memenuhi tiga aspek utama. Pertama, aspek ketepatan tercapai melalui penggunaan arsitektur YOLOv8n dapat fertilitas telur yang menghasilkan akurasi mAP50-95 sebesar 89%, membuktikan dalam membedakan kondisi telur. Kedua, aspek kecepatan terpenuhi dengan *inference time* rata-rata sebesar 1,4 ms per citra, yang sangat mendukung standar operasional *real-time* di industri.

Ketiga, penggunaan model YOLOv8n yang ringan serta dimensi perangkat yang ringkas memberikan efisiensi ruang, sehingga sistem ini sangat aplikatif untuk diimplementasikan pada sistem sortir. Sebagai bentuk perbandingan eksternal, Tabel 3 merangkum perbandingan performa sistem hasil pengembangan terhadap parameter teknis pada berbagai literatur sejenis sebelumnya.

TABEL 3
HASIL PERBANDINGAN SISTEM DENGAN STUDI LITERATUR SISTEM

Metode	Metrik	Akurasi	<i>Inference time</i>	Bobot Parameter (M)
CNN	Accuracy	0,98	1,52 ms	22,9
Mask R-CNN	AP	0,90	88,7 ms	44,5
YOLOv8n	mAP@50	0,89	1,4 ms	3,2

Berdasarkan Tabel 3, secara komparatif sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini menunjukkan keunggulan signifikan pada aspek efisiensi implementasi dibandingkan dengan penelitian terdahulu. Meskipun tingkat akurasi sebesar 89% masih berada di bawah capaian metode Mask R-CNN maupun CNN yang mencapai hingga 98%, model YOLOv8n yang digunakan memiliki keunggulan dalam hal kecepatan inferensi dan efisiensi penggunaan sumber daya. Hal ini memungkinkan implementasi pada perangkat keras dengan spesifikasi yang lebih ekonomis. Dengan demikian, meskipun nilai mAP YOLO sebesar 89% tingkat kecerahan 11% lebih rendah secara numerik, model ini tetap menawarkan performa yang optimal melalui kombinasi kecepatan pemrosesan dan beban komputasi yang ringan. Oleh karena itu, penelitian ini berhasil mencapai keseimbangan antara akurasi yang memadai dengan kebutuhan sistem sortir otomatis yang bersifat *real-time* serta hemat energi.

IV. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model YOLOv8n untuk deteksi fertilitas telur secara *real-time* dengan akurasi pengujian 89% dan kecepatan inferensi 1,4 ms yang sangat efisien. Sistem sortir otomatis yang mengintegrasikan kamera dan aktuator servo ini terbukti mampu mencapai titik optimal antara ketepatan deteksi dan efisiensi sumber daya pada perangkat sistem sortir. Rencana penelitian lanjutan akan difokuskan pada penambahan

dataset dan variasi kelas citra, penerapan teknik augmentasi dan *image preprossesing* citra agar meningkatkan kualitas citra telur yang beragam serta penggunaan *webcam* standar industri minimal 1080 p, sistem sortir yang tidak bocor cahaya untuk meningkatkan citra deteksi pada fase inkubasi awal yang lebih jelas.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Teknik Mekatronika, Universitas Trunojoyo Madura, atas penyediaan fasilitas dan dukungan dalam penyelesaian penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Y. Birhanu, R. Osei-Amponsah, F. Yeboah Obese, and T. Dessie, "Smallholder poultry production in the context of increasing global food prices: roles in poverty reduction and food security," *Anim. Front.*, vol. 13, no. 1, pp. 17–25, 2023, doi: 10.1093/af/vfac069.
- [2] 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, 2023, doi: 10.1111/1541-4337.13227.
- [3] M. Ghaderi, S. A. Mireei, A. Masoumi, M. Sedghi, and M. Nazeri, "Fertility detection of unincubated chicken eggs by hyperspectral transmission imaging in the Vis-SWNIR region," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 1289, 2024.
- [4] J. Cai *et al.*, "Detection of Hatching Information of Meat Duck Eggs Based on Deep Learning," *Animals*, vol. 15, no. 23, pp. 1–15, 2025, doi: 10.3390/ani15233400.
- [5] D. Musara, B. Sarema, D. Mashava, K. Chinguwo, and T. M. Muhla, "Design of an AI-based egg fertility detection system for incubators," *Open Access Res. J. Sci. Technol.*, vol. 12, no. 1, pp. 001–009, 2024, doi: 10.53022/oarjst.2024.12.1.0109.
- [6] C. A. Hall, D. A. Potvin, and G. C. Conroy, "A new candling procedure for thick and opaque eggs and its application to avian conservation management," *Zoo Biol.*, vol. 42, no. 2, pp. 296–307, 2023, doi: 10.1002/zoo.21730.
- [7] J. H. So, S. Y. Joe, S. H. Hwang, S. J. Hong, and S. H. Lee, "Current advances in detection of abnormal egg: a review," *J. Anim. Sci. Technol.*, vol. 64, no. 5, pp. 813–829, 2022, doi: 10.5187/jast.2022.e56.
- [8] I. Ramadhan, M. Rahul Isbar, Z. Abidin, and F. Pangerang, "Rancang Bangun Pendeteksi dan Penyortir Telur Ayam Infentril dan Fertel," *Pros. 5th Semin. Nas. Penelit. Pengabd. Kpd. Masy.*, pp. 134–138, 2021.
- [9] M. R. Daulima *et al.*, "Klasifikasi Kualitas Telur Berdasarkan Kerabang Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Ilmu Komput.*, vol. 5, pp. 36–43, 2025.
- [10] M. K. Sinabang and P. Aditya, "Evaluasi Fertilitas, Daya Tetas, Dan Karakteristik Perilaku Mengeram Induk Ayam Kampung Dalam Sistem Penetasan Alami," *JIPENA*, vol. 02, pp. 40–48, 2025.
- [11] S. A. Ningsih, R. A. Sutiani, N. M. S. Ulandari, and R. A. Saputra, "Penerapan Algoritma Yolo Untuk Mendeteksi Kualitas Telur Ayam Berdasarkan Warna Cangkang," *Method. J. Tek. Inform. Dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 35–39, 2024, doi: 10.46880/mtk.v10i2.3062.
- [12] E. M. Atwa *et al.*, "Advances in Emerging Non-Destructive Technologies for Detecting Raw Egg Freshness: A Comprehensive Review," *Foods*, vol. 13, no. 22, pp. 1–27, 2024, doi: 10.3390/foods13223563.
- [13] S. Saifullah, R. Drezewski, A. Yudhana, A. Pranolo, W. Kaswijanti, and A. Putro, "Nondestructive Chicken Egg Fertility Detection Using CNN- Transfer Learning Algorithms," vol. 9, no. 3, pp. 854–871, 2023, doi: 10.26555/jiteki.v9i3.26722.
- [14] M. R. Fauzan, N. Nadhif, R. Iskandar, and R. Z. Fauzi, "Rethinking Efficiency : A Comparative Study of Lightweight CNN Architectures for Image Classification," vol. 2, no. 1, pp. 13–21, 2026.
- [15] K. K. Çevik, H. E. Koçer, and M. Boğa, "Deep Learning Based Egg Fertility Detection," *Vet. Sci.*, vol. 9, no. 10, p. 574, 2022, doi: 10.3390/vetsci9100574.
- [16] M. R-cnn, "Detection of Fractured Endodontic Instruments in Periapical Radiographs : A Comparative Study of YOLOv8 and," pp. 1–16, 2025.
- [17] L. Huang and W. Huang, "RD-YOLO: An Effective and Efficient Object Detector for Roadside Perception System," *Sensors*, vol. 22, no. 21, p. 8097, 2022, doi: 10.3390/s22218097.
- [18] P. Mittal, "A comprehensive survey of deep learning-based lightweight object detection models for edge devices," vol. 57, no. 9. Springer Netherlands, 2024. doi: 10.1007/s10462-024-10877-1.
- [19] J. Zhang, Z. Chen, G. Yan, Y. Wang, and B. Hu, "Faster and Lightweight: An Improved YOLOv5 Object Detector for Remote Sensing Images," *Remote Sens.*, vol. 15, no. 20, 2023, doi: 10.3390/rs15204974.
- [20] E. Malagoli and L. Di Persio, "2D Object Detection: A Survey," *Mathematics*, vol. 13, no. 6, pp. 1–52, 2025, doi: 10.3390/math13060893.
- [21] G. Li, R. Jian, X. Jun, and G. Shi, "A Review of You Only Look Once Algorithms in Animal Phenotyping Applications," *Animals*, vol. 15, no. 8, pp. 1–28, 2025, doi: 10.3390/ani15081126.
- [22] M. L. Ali and Z. Zhang, "The YOLO Framework: A Comprehensive Review of Evolution, Applications, and Benchmarks in Object Detection," *Computers*, vol. 13, no. 12, p. 336, 2024, doi: 10.3390/computers13120336.
- [23] M. y. A. Thoriq, A. Thoriq, K. E. Permana, and I. A. Siradjuddin, "Deteksi Wajah Manusia Berbasis One Stage Detector Menggunakan Metode You Only Look Once (YOLO)," *J. Teknoinfo*, vol. 17, pp. 66–73, 2023.
- [24] M. Yang and X. Fan, "YOLOv8-Lite: A Lightweight Object Detection Model for Real-time Autonomous Driving Systems," *IECE Trans. Emerg. Top. Artif. Intell.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–16, 2024, doi: 10.62762/tetai.2024.894227.
- [25] Z. Liu, C. Chen, Z. Huang, Y. C. Chang, L. Liu, and Q. Pei, "A Low-Cost and Lightweight Real-Time Object-Detection Method Based on UAV Remote Sensing in Transportation Systems," *Remote Sens.*, vol. 16, no. 19, p. 3712, 2024, doi: 10.3390/rs16193712.
- [26] 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, 2023, doi: 10.3390/make5040083.
- [27] I. P. E. D. Nugraha and G. Sukadarmika, "Sistem Presensi Otomatis Menggunakan Pengenalan Wajah Berbasis Deep Learning dan Real-Time Database," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 10, no. 4, pp. 958–966, 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i4.8792.
- [28] A. D. Febriani and M. D. Kartikasari, "Detecting Avocado Freshness In Real-Time: A Yolo-Based Deep Learning Approach," *J. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 3, pp. 1485–1502, 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.3.4626.