

BAB I

PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini membahas mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup penelitian, serta sistematika penulisan yang akan digunakan dalam dokumen skripsi ini yang berjudul Deteksi Ayam Mati pada Kandang dengan Menggunakan Arsitektur YOLOv11.

1.1 Latar Belakang

Industri peternakan unggas, khususnya ayam petelur dan pedaging, merupakan salah satu sektor penting dalam memenuhi kebutuhan protein hewani masyarakat. Dalam sistem peternakan berskala besar, terutama yang menerapkan sistem *cage-free*, pemantauan kesehatan dan tingkat mortalitas flock menjadi tantangan utama yang berdampak langsung pada kesejahteraan hewan dan stabilitas ekonomi peternakan (Gonzalez dkk., 2017). Ayam mati yang dibiarkan terlalu lama di dalam kandang dapat memicu penyebaran penyakit yang masif serta menurunkan kualitas sanitasi lingkungan peternakan secara keseluruhan (H. W. Liu dkk., 2021). Pemantauan secara manual oleh pekerja peternakan sering kali dinilai tidak efisien, sangat menguras tenaga (*labor-intensive*), bersifat subjektif, dan rentan terhadap kesalahan manusia (*human error*) (Garg & Goel, 2026; Khanal dkk., 2025). Tantangan inspeksi manual ini menjadi semakin berat diakibatkan oleh kondisi objek ayam yang sering kali saling tumpang tindih (oklusi) dan tersamar oleh tekstur kotoran (*litter*) di lantai kandang.

Seiring dengan pesatnya perkembangan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*), teknologi *Computer Vision* (Visi Komputer) menawarkan solusi otomatisasi yang andal untuk memantau kondisi kandang secara *real-time*. Algoritma *Deep Learning*, khususnya metode deteksi objek berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN), telah terbukti efektif dalam mengenali pola visual yang kompleks dengan tingkat konsistensi yang tinggi. Salah satu arsitektur yang paling populer dan diandalkan untuk mendeteksi kondisi unggas secara otomatis mulai dari deteksi postur hingga identifikasi mortalitas adalah keluarga algoritma YOLO (*You Only Look Once*) (Garg & Goel, 2026; J. Li dkk., 2025). Keandalan arsitektur YOLO bahkan telah dibuktikan mampu terintegrasi secara komprehensif dengan sistem robotik untuk evakuasi bangkai ayam secara otomatis (H. W. Liu dkk., 2021). Dibandingkan dengan metode deteksi dua tahap (*two-stage detectors*) seperti Faster R-CNN, YOLO

mampu memproses seluruh citra dalam satu kali komputasi, menjadikannya sangat ringan dan ideal untuk implementasi pada perangkat komputasi (*edge devices*) dengan sumber daya terbatas di lingkungan peternakan. Keunggulan arsitektur YOLOv11 dalam menangani masalah deteksi objek berkerumun (*dense objects*) dan objek berukuran kecil (*small objects*) telah dibuktikan secara empiris di berbagai domain ekstrem, seperti deteksi citra bawah air yang padat (J. Liu dkk., 2025) hingga deteksi medis (Z. Liu dkk., 2025). Integrasi arsitektur terbaru ini diyakini mampu mengatasi masalah oklusi visual pada kawanan ayam yang sangat padat (Guo dkk., 2025).

Beberapa penelitian terdahulu telah mengimplementasikan deteksi mortalitas ayam menggunakan arsitektur YOLO. Penelitian yang dilakukan oleh Yang dkk. (2024) berhasil mendeteksi ayam mati menggunakan arsitektur YOLOv7 yang dimodifikasi. Namun, penelitian tersebut dilakukan pada lingkungan kandang baterai berlapis, yakni sistem pemeliharaan di mana ayam ditempatkan di dalam sangkar kawat yang disusun berderet dan bertingkat secara terstruktur rapi. Sistem yang sangat membatasi pergerakan ayam ini membuat tantangan oklusi visualnya menjadi relatif rendah. Sementara itu, penelitian terbaru oleh Bumbálek dkk. (2025) mengevaluasi generasi YOLO terbaru (YOLOv8 hingga YOLOv11) untuk kasus yang sama. Meskipun mencatatkan akurasi di atas 96%, evaluasi pada penelitian tersebut mengandalkan dataset sintesis, di mana citra ayam mati direkayasa secara digital ke dalam latar kandang yang kosong. Model yang dilatih dengan dataset sintesis sering kali mengalami penurunan performa secara drastis (*domain shift*) ketika dihadapkan pada kondisi kandang nyata yang memiliki kepadatan flock ekstrem, penempatan kamera yang dinamis, dan variasi pencahayaan alami.

Menjawab celah penelitian tersebut, penelitian ini mengusulkan implementasi arsitektur YOLOv11 untuk mendeteksi ayam mati menggunakan dataset citra asli (*real-world dataset*). Dataset ini secara spesifik diekstraksi dari rekaman kamera pengawas (CCTV) operasional pada Peternakan Ayam *Closed House* Fakultas Peternakan dan Pertanian Universitas Diponegoro yang memiliki tingkat kepadatan (oklusi) sangat tinggi. YOLOv11 dipilih karena memiliki pembaruan struktural yang signifikan, seperti integrasi modul C2PSA (*Cross Stage Partial Self-Attention*) pada bagian *neck* untuk ekstraksi fitur kontekstual yang lebih adaptif, serta arsitektur *Decoupled Head* dan *Anchor-Free* yang meningkatkan fleksibilitas lokalisasi objek.

Untuk membuktikan keandalan YOLOv11 tersebut secara objektif, penelitian ini tidak hanya melakukan evaluasi secara tunggal, tetapi juga menyertakan analisis komparatif dengan dua generasi arsitektur sebelumnya, yakni YOLOv9 dan YOLOv10. Evaluasi dikhususkan pada varian *small* (s) dari ketiga model YOLOv9s, YOLOv10s, dan YOLOv11s guna membandingkan inovasi pendekatan deteksi secara setara. YOLOv9s dikenal memiliki keunggulan akurasi melalui mekanisme *Programmable Gradient Information* (PGI) , sedangkan YOLOv10s menawarkan efisiensi waktu inferensi dengan pendekatan deteksi bebas NMS (*NMS-Free*). Melalui pengujian komparatif menggunakan *dataset* dan *hyperparameter* yang sama pada skenario kandang nyata dengan kepadatan flock yang ekstrem, penelitian ini bertujuan untuk menentukan arsitektur mana yang menawarkan keseimbangan paling optimal antara akurasi deteksi dan efisiensi komputasi.

Melalui penelitian ini, diharapkan dapat dihasilkan model deteksi yang tidak hanya memiliki akurasi tinggi, tetapi juga *robust* terhadap gangguan visual di lingkungan kandang sebenarnya, dengan waktu inferensi yang mendukung pemantauan secara *real-time*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah utama dalam penelitian ini berfokus pada bagaimana mengimplementasikan arsitektur YOLOv11s untuk mendeteksi ayam mati secara akurat pada kondisi kandang nyata yang memiliki tingkat oklusi atau kepadatan objek yang sangat tinggi. Selain itu, penelitian ini juga mempertanyakan bagaimana performa model YOLOv11s tersebut jika dievaluasi secara komprehensif menggunakan metrik *mean Average Precision* (mAP), *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, serta kecepatan inferensinya (*inference time*), terutama ketika dikomparasikan dengan performa arsitektur generasi sebelumnya seperti YOLOv9s dan YOLOv10s.

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasikan dan melatih model deteksi objek berbasis arsitektur YOLOv11 yang difokuskan pada pengenalan kelas ayam hidup (*chicken*) dan ayam mati (*dead*) secara akurat di lingkungan kandang nyata dengan tingkat oklusi tinggi.

2. Mengevaluasi dan menganalisis secara komprehensif performa deteksi YOLOv11 bila dikomparasikan dengan varian arsitektur generasi sebelumnya, yakni YOLOv9s dan YOLOv10s.
3. Menemukan tingkat keseimbangan (*trade-off*) yang paling optimal antara tingginya akurasi lokalisasi objek dan efisiensi beban komputasi.

Manfaat yang diharapkan dari hasil penelitian ini adalah:

1. Memberikan kontribusi keilmuan pada bidang Informatika dan *Computer Vision*, khususnya dalam memperkaya literatur terkait analisis performa algoritma YOLOv11s untuk deteksi objek berkerumun (*dense object detection*) menggunakan dataset dari lingkungan kandang dunia nyata.
2. Menghasilkan luaran model deteksi yang dapat diimplementasikan sebagai landasan teknologi dalam pengembangan sistem peringatan dini otomatis (*early warning system*) di peternakan unggas.
3. Membantu peternak dalam mengidentifikasi dan mengevakuasi bangkai ayam secara cepat sehingga risiko penyebaran penyakit dapat ditekan dan stabilitas produktivitas peternakan tetap terjaga.

1.4 Ruang Lingkup Penelitian

Penelitian ini menetapkan ruang lingkup penelitian agar fokus dan tidak menyimpang dari tujuan utama sebagai berikut:

1. Penelitian berfokus pada implementasi model deteksi objek untuk mengidentifikasi dua kelas utama, yaitu ayam hidup (*chicken*) dan ayam mati (*dead*).
2. Data yang digunakan berupa citra digital dua dimensi (2D) berbasis ruang warna RGB yang diekstraksi dari rekaman kamera pengawas (CCTV) merek Dahua tipe HY-FT431LFP asli pada lingkungan kandang ayam sistem *cage-free* dengan kepadatan flock yang tinggi. Penelitian ini tidak menggunakan data sintetis maupun citra hasil simulasi komputer.
3. Penelitian dibatasi pada penggunaan keluarga arsitektur YOLO (*You Only Look Once*), dengan YOLOv11 varian Small (YOLOv11s) sebagai model utama yang dibandingkan dengan YOLOv9s dan YOLOv10s tanpa melakukan modifikasi terhadap struktur arsitektur dasar model.

4. Penelitian ini belum mencakup implementasi perangkat keras secara langsung pada lingkungan peternakan, integrasi dengan sistem monitoring otomatis, maupun pengembangan sistem peringatan dini (*early warning system*) secara real-time.

1.5 Sistematika Penulisan

Penelitian ini disusun secara sistematis untuk memudahkan pembaca dalam memahami alur penelitian, mulai dari latar belakang hingga kesimpulan akhir. Sistematika penulisan skripsi penelitian ini terdiri dari lima bab, daftar pustaka, dan lampiran, dengan penjelasan sebagai berikut.

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang penelitian yang menjelaskan permasalahan dan urgensi implementasi sistem deteksi ayam mati pada kandang bebas. Selain itu, bab ini juga memuat rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, ruang lingkup penelitian, serta sistematika penulisan skripsi.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas landasan teori dan penelitian terdahulu yang relevan dengan topik penelitian. Pembahasan meliputi konsep dasar *computer vision*, *Convolutional Neural Network* (CNN), algoritma YOLO, arsitektur YOLOv11, serta metrik evaluasi yang digunakan dalam sistem deteksi objek.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian secara sistematis, mulai dari gambaran umum penelitian, proses pengumpulan dan pembagian data, teknik augmentasi data yang digunakan, penentuan hyperparameter, hingga proses pelatihan model menggunakan arsitektur YOLOv11 yang mencakup bagian *backbone*, *neck*, dan *head*.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil dari implementasi model yang telah dilakukan serta analisis terhadap hasil tersebut. Pembahasan meliputi lingkungan dan perangkat yang digunakan, evaluasi model menggunakan metrik yang sudah

ditentukan, ukuran model dan jumlah parameter, serta perbandingan dengan penelitian terdahulu dan versi model sebelumnya.

BAB V KESIMPULAN

Bab ini menyajikan kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta memberikan saran untuk pengembangan dan penelitian lanjutan di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

Bagian ini memuat seluruh referensi yang digunakan dalam penulisan penelitian, baik berupa buku, jurnal ilmiah, *proceeding* konferensi, maupun sumber lain yang relevan.

LAMPIRAN

Bagian lampiran berisi dokumen pendukung penelitian, seperti contoh anotasi *bounding box* dan tautan dataset yang mendukung isi penelitian.