

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Salak (*Salacca zalacca*) merupakan buah tropis asal Indonesia dengan cita rasa manis yang digemari masyarakat baik untuk dikonsumsi sebagai buah segar maupun olahan [1]. Salah satu jenis salak yaitu Salak Pondoh menjadi komoditas unggulan Daerah Istimewa Yogyakarta yang memberikan kontribusi signifikan terhadap perekonomian daerah serta memiliki potensi ekspor yang tinggi [2, 3]. Kelompok Tani Mitra Turindo di Kabupaten Sleman telah menjadi bagian dari eksportir aktif sejak 2017, sejalan dengan pertumbuhan volume ekspor salak nasional yang mencatat tren positif rata-rata sebesar 28,27% per tahun [4, 5]. Namun, keberlanjutan akses ke pasar internasional ini menghadapi tantangan serius berupa serangan hama salah satunya adalah lalat buah yang menurunkan mutu hasil panen hingga di bawah standar ekspor [4, 6]. Kerusakan yang ditimbulkan oleh larva lalat buah menyebabkan pembusukan cepat dan penurunan nilai ekonomi, menjadikannya kendala utama dalam menjaga daya saing salak Indonesia di pasar global [4].

Dalam proses pengendalian, pendekatan *Area-Wide Management* (AWM) diterapkan secara terintegrasi melalui pemasangan perangkap berferomon untuk menekan populasi lalat buah di kawasan luas [7]. Efektivitas sistem ini dipantau melalui indikator *Flies per Trap per Day* (FTD) dengan target ideal kurang dari satu ekor per hari ($FTD < 1$) untuk menjamin keamanan produk untuk ekspor [4, 7]. Namun, proses penghitungan jumlah lalat pada perangkap masih dilakukan secara manual oleh petani, yang seringkali memakan waktu lama dan tenaga ekstra, terutama ketika jumlah tangkapan mencapai ratusan ekor [4]. Kondisi ini membuat sebagian petani enggan mencatat data secara rutin, padahal akurasi data tersebut krusial untuk mendukung keberhasilan strategi pengendalian berbasis *AWM* serta menjadi syarat penting dalam proses verifikasi ekspor. Oleh karena itu,

diperlukan inovasi teknologi yang mampu menyederhanakan proses perhitungan lalat buah secara cepat, akurat, dan efisien.

Menjawab tantangan tersebut, MySalak dikembangkan sebagai solusi inovatif yang dirancang untuk mempermudah petani dalam melakukan pengendalian hama secara lebih efisien dan terukur. MySalak merupakan Sistem Pertanian Pintar berbasis *Artificial Intelligence* (AI) dan *Internet of Things* (IoT) untuk pengendalian hama pada tanaman salak. Kehadiran MySalak menjadi jawaban atas permasalahan kualitas sekaligus kuantitas hasil panen salak akibat serangan lalat buah yang berdampak serius terhadap produksi ekspor buah salak di Mitra Turindo. Salah satu komponen penting dalam MySalak adalah sistem perhitungan lalat buah otomatis.

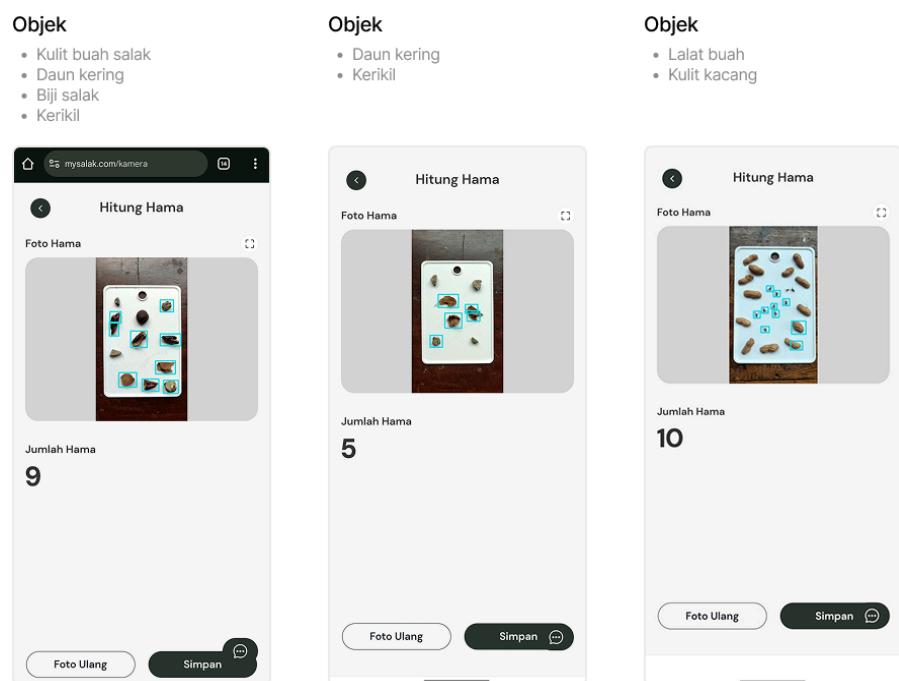


Gambar 1.1 Menu Perhitungan Lalat Buah Otomatis di Aplikasi MySalak

Pengembangan sistem perhitungan otomatis ini didasarkan pada penelitian Indah Desri Wahyuni berjudul “Implementasi YOLOv5 untuk Deteksi dan Perhitungan Otomatis Jumlah Lalat Buah pada Tanaman Salak”. Pemilihan penelitian tersebut sebagai acuan utama dilakukan karena model tersebut merupakan solusi teknologi yang saat ini telah terimplementasi di aplikasi MySalak. Dengan demikian, permasalahan yang dialami oleh Kelompok Tani Mitra Turindo merupakan dampak langsung dari performa model sebelumnya yang belum optimal.

Berdasarkan hasil survei saat peluncuran aplikasi, petani salak dari Paguyuban Mitra Turindo sebagai *stakeholder* (pengguna utama aplikasi), menemukan permasalahan terkait ketidakakuratan perhitungan lalat buah. Secara lebih spesifik Pihak Dinas dan Karantina yang berperan dalam fungsi monitoring menjelaskan bahwa masalah ketidakakuratan perhitungan tersebut secara teknis dipicu oleh tingginya tingkat *false positive* atau kesalahan deteksi [8].

Penekanan pada *false positive* menjadi krusial karena kesalahan ini berdampak langsung pada validitas nilai *Flies per Trap per Day* (FTD) yang menjadi indikator keberhasilan ekspor. Pada model sebelumnya, objek-objek non-target seperti batu, tisu bermotif, hingga tekstur kulit buah salak kerap terdeteksi dan terhitung sebagai lalat buah, sehingga memberikan hasil deteksi yang tidak sesuai dengan kebutuhan perhitungan otomatis lalat buah [8]. Ketidaksamaan jumlah riil dengan hasil deteksi dan perhitungan ini tidak hanya menurunkan kepercayaan petani terhadap sistem deteksi dan perhitungan lalat buah otomatis, tetapi juga berisiko memberikan laporan yang menyesatkan dalam proses ekspor.



Gambar 1.2 Permasalahan yang Terjadi di Model Sebelumnya

Dua permasalahan tersebut diperkuat oleh temuan penulis sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.2. Pada tampilan menu Hitung Hama (kiri dan tengah), terlihat bahwa objek non-lalat seperti kulit salak, daun kering, biji, hingga kerikil teridentifikasi sebagai lalat buah. Inkonsistensi ini secara langsung mengakibatkan hasil perhitungan akhir menjadi tidak valid, seperti yang ditampilkan pada tangkapan layar menu Hitung Hama bagian kanan (Gambar 1.2).

Berdasarkan dari permasalahan yang ditemukan, kendala fundamental terletak pada ketidakseimbangan distribusi kelas (*class imbalance*) yang sangat ekstrem di dalam *dataset*. Kondisi tersebut menyebabkan model cenderung bias dan lebih fokus mempelajari fitur pada kelas mayoritas, sehingga kemampuan generalisasi pada kondisi nyata di lapangan menurun. Rincian ketidakseimbangan data tersebut dipaparkan pada Tabel 1.1 di bawah ini.

Tabel 1.1 Rincian Distribusi Kelas pada *Dataset* Penelitian Sebelumnya [4]

Kategori Kelas	Jumlah <i>Instances</i>
Kelas 1 (Lalat Buah)	141,891
Kelas 0	5,241
Rasio Perbandingan	1:27

Tabel di atas menunjukkan perbedaan yang signifikan antara jumlah *instance* Kelas 1 sebagai mayoritas dan Kelas 0 sebagai minoritas. Rasio perbandingan yang mencapai 1:27 ini menjadi penghambat utama performa model, di mana ketidakseimbangan yang ekstrem tersebut memaksa model menjadi bias terhadap kelas mayoritas. Hal ini menurunkan akurasi deteksi pada kelas minoritas yang berujung pada tingginya angka kesalahan deteksi (*false positive*).

Kesenjangan performa akibat distribusi data yang tidak merata ini berimplikasi langsung pada rendahnya kemampuan generalisasi model sebelumnya saat dihadapkan pada variasi objek di lingkungan petani salak. Atas

dasar tersebut, penelitian ini berfokus pada peningkatan performa model untuk memperoleh hasil evaluasi yang lebih tinggi pada metrik *object detection* dan *object counting*, dengan harapan permasalahan terkait kesalahan deteksi dan ketidakakuratan perhitungan lalat buah dapat diminimalisir.

Penelitian yang dilakukan oleh Buda, Maki, dan Mazurowski (2018) memberikan justifikasi terhadap urgensi penanganan ketidakseimbangan data, di mana studi tersebut membuktikan secara sistematis bahwa *class imbalance* memberikan dampak buruk terhadap performa klasifikasi pada *Convolutional Neural Networks* (CNN). Merujuk pada temuan riset tersebut, metode *undersampling* diidentifikasi sebagai strategi yang efektif, terutama dalam menangani skenario ketidakseimbangan kelas yang ekstrem. Teknik ini memberikan keunggulan signifikan dalam meningkatkan efisiensi durasi pelatihan melalui pengurangan ukuran *dataset* secara drastis, sehingga memungkinkan proses pembelajaran model berjalan lebih cepat namun tetap mampu mempertahankan performa klasifikasi yang optimal dalam mengenali objek target.

Sementara itu, justifikasi untuk melakukan modifikasi arsitektur model diperkuat oleh penelitian Tang dkk. (2023) melalui pengembangan model HIC-YOLOv5, yang membuktikan bahwa integrasi *Convolutional Block Attention Module* (CBAM) dapat meningkatkan akurasi deteksi secara signifikan. Modul ini bekerja melalui dua tahap utama, yaitu *Channel Attention Module* yang mengidentifikasi fitur penting melalui *global max-pooling* dan *average-pooling* pada berbagai saluran data, serta *Spatial Attention Module* yang memfokuskan model pada lokasi objek yang relevan berdasarkan posisi piksel pada fitur tersebut. Mekanisme ini memungkinkan model untuk menekankan informasi visual yang bermakna dan menekan informasi yang tidak relevan, sehingga sangat efektif untuk membantu model fokus pada objek target di tengah latar belakang yang kompleks.

Berdasarkan justifikasi dari penelitian-penelitian terdahulu, penelitian ini akan mengimplementasikan strategi optimasi *dataset* dan modifikasi arsitektur pada model YOLOv5s untuk meningkatkan performa dalam mengatasi tantangan

spesifik pada objek lalat buah yang terjadi pada model di penelitian sebelumnya. Model yang dihasilkan akan dibandingkan dengan model sebelumnya menggunakan dua kategori metrik utama untuk menjamin penilaian yang objektif. Evaluasi *object detection* akan difokuskan pada nilai mAP@0.5 sebagai metrik utama, didukung oleh metrik *Precision* dan *Recall* untuk kualitas lokalisasi. Sementara itu, evaluasi *object counting* akan menitikberatkan pada Average Detection Accuracy (ADA) sebagai metrik utama ketepatan jumlah, yang dilengkapi dengan metrik MAE, AP, dan F1-Score untuk mengukur tingkat kesalahan perhitungan secara riil. Hasil dari rangkaian evaluasi ini akan digunakan untuk mengukur efektivitas dan tingkat keberhasilan dari penyempurnaan model yang diterapkan.

1.2 Pertanyaan Penelitian

Mengacu pada permasalahan dan justifikasi yang telah diuraikan dalam latar belakang, penelitian ini berfokus pada pengujian implementasi strategi optimasi *dataset* dan modifikasi arsitektur pada model YOLOv5s untuk menjawab dua pertanyaan berikut:

1. Bagaimana dampak implementasi strategi tersebut mampu meningkatkan performa deteksi untuk meminimalkan kesalahan identifikasi antara lalat buah salak dan objek pengganggu?
2. Bagaimana dampak implementasi strategi tersebut terhadap peningkatan akurasi penghitungan otomatis lalat buah untuk mengatasi permasalahan ketidakakuratan hasil perhitungan?

1.3 Batasan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, penelitian ini memiliki batasan-batasan sebagai berikut:

- 1.3.1 Penelitian ini berfokus pada penyempurnaan dan evaluasi model YOLOv5s melalui dua strategi utama, yaitu optimasi *dataset*

- menggunakan validasi anotasi, perluasan *dataset*, serta penerapan metode *undersampling*, dan modifikasi arsitektur model.
- 1.3.2 Objek yang dideteksi dan dihitung hanya terbatas pada lalat buah salak (*Bactrocera sp.*). Model yang dikembangkan tidak ditujukan untuk mendeteksi atau menghitung hama jenis lain yang mungkin tertangkap dalam perangkap.
 - 1.3.3 Sumber data utama yang digunakan untuk perluasan *dataset* merupakan data primer yang dikumpulkan langsung di lahan Kelompok Tani Mitra Turindo, Sleman, Yogyakarta oleh Indah Desri Wahyuni dalam penelitian sebelumnya dan data primer terutama penambahan objek Kelas 0 yang dikumpulkan langsung oleh penulis.
 - 1.3.4 Evaluasi perbandingan performa model dibatasi antara model dasar (*baseline*) dari penelitian sebelumnya dengan model hasil penyempurnaan dalam penelitian ini, dengan menitikberatkan pada metrik mAP@0.5 untuk evaluasi performa *object detection* dan ADA untuk evaluasi performa *object counting*.

1.4 Tujuan Penelitian

Sejalan dengan rumusan masalah yang telah ditetapkan, tujuan dari penelitian ini adalah:

- 1. Meningkatkan performa deteksi model untuk membedakan lalat buah dan objek pengganggu, sehingga meminimalisir kesalahan deteksi.
- 2. Meningkatkan akurasi penghitungan otomatis lalat buah salak untuk memperoleh hasil perhitungan yang lebih akurat.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari hasil penelitian ini, meliputi:

- 1.5.1 Bagi Petani Salak (Kelompok Tani Mitra Turindo)

Menghasilkan sistem deteksi dan penghitungan yang lebih akurat dan andal, sehingga data nilai FTD (*Flies per Trap per Day*) yang diperoleh

lebih terpercaya. Hal ini akan membantu petani dalam mengambil keputusan pengendalian hama yang lebih tepat sasaran dan efisien.

1.5.2 Bagi Pengembangan Aplikasi MySalak

Memberikan peningkatan konkret pada salah satu fitur utama aplikasi, sehingga meningkatkan nilai guna dan kepuasan pengguna. Model yang lebih baik akan menjadikan aplikasi MySalak sebagai alat bantu yang lebih kuat dalam praktik pertanian buah salak.

1.5.3 Bagi Komunitas Akademik

Memberikan studi kasus serta bukti empiris mengenai efektivitas penggabungan strategi optimasi *dataset* dan modifikasi arsitektur dalam meningkatkan performa model deteksi objek pada sektor pertanian.

1.6 Sistematika Penulisan

Penelitian ini disusun dalam beberapa bab untuk mempermudah pemahaman pembaca terhadap isi penelitian. Berikut adalah sistematika penulisannya:

1.6.1 BAB I Pendahuluan

Bab ini berisi pendahuluan yang mencakup latar belakang masalah terkait deteksi lalat buah, rumusan masalah, batasan penelitian yang ditetapkan, serta tujuan dan manfaat yang ingin dicapai melalui penelitian ini, dan diakhiri dengan sistematika penulisan.

1.6.2 Bab 2 Tinjauan Pustaka

Bab ini terdiri dari dua bagian utama. Bagian pertama adalah Justifikasi Solusi, yang mengkaji berbagai publikasi ilmiah dan produk industri untuk memberikan landasan kuat atas pemilihan teknologi dan metode yang digunakan. Bagian kedua adalah Tinjauan Teori, yang menyajikan informasi deskriptif mengenai konsep-konsep relevan seperti *Deep Learning*, arsitektur YOLOv5, dan teknik-teknik terkait.

1.6.3 Bab 3 Metode Penelitian

Bab ini menguraikan metodologi yang digunakan dalam penelitian. Bagian Perancangan Solusi menjelaskan tahapan perancangan dua strategi peningkatan performa model. Bagian Metode Pengujian merinci mekanisme dan skenario pengujian yang akan dilakukan untuk menilai keberhasilan solusi berdasarkan metrik evaluasi yang telah ditetapkan. Bagian Instrumen Validasi Pengguna menjelaskan daftar pertanyaan survei yang diberikan kepada para petani salak.

1.6.4 Bab 4 Implementasi dan Pengujian Sistem

Bab ini memaparkan hasil dari penelitian. Dimulai dari Spesifikasi Sistem yang digunakan, dilanjutkan dengan Implementasi Solusi yang menjelaskan proses teknis pengembangan model. Bagian terakhir, Pengujian & Analisis Solusi, menyajikan hasil pengujian secara kuantitatif dan membahas analisis dari temuan tersebut.

1.6.5 Bab 5 Simpulan dan Saran

Bab ini merupakan penutup yang berisi Simpulan dari keseluruhan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, serta menyajikan Saran untuk pengembangan atau penelitian lebih lanjut di masa mendatang yang relevan dengan topik ini.

