

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pertanian merupakan sektor vital bagi ketahanan secara global maupun nasional, namun komoditas utama seperti padi, jagung, dan cabai masih terus mengalami penurunan produktivitas akibat penyakit tanaman. Kehilangan hasil panen global yang diperkirakan mencapai lebih dari 30% setiap tahunnya tidak hanya berdampak pada penurunan jumlah dan kualitas produksi, tetapi juga secara langsung meningkatkan beban ekonomis petani [1][2]. Di Indonesia, data Kementerian Pertanian (2024) mencatat bahwa penyakit seperti hawar daun bakteri pada padi, bulai pada jagung, dan antraknosa pada cabai telah menjadi ancaman serius di berbagai wilayah produksi [3]. Oleh karena itu, diperlukan sebuah pendekatan deteksi dini yang dapat diakses secara praktis oleh para petani langsung di lapangan untuk mencegah penyebaran infeksi secara luas.

Tantangan utama dalam identifikasi penyakit tanaman tersebut adalah tingginya tingkat kemiripan visual gejala antarspesies seperti pola bercak coklat, lesi kehitaman, dan perubahan tekstur antara daun sehat dan terinfeksi. Kompleksitas pencahayaan latar belakang lahan serta subjektivitas pemeriksaan manual oleh petani atau penyuluh sering kali memicu kesalahan deteksi [4]. Meskipun berbagai model *deep learning* seperti MobileNet SSD dan Faster R-CNN telah terbukti mampu mengenali pola visual dengan baik, algoritma tersebut sering kali terkendala oleh ukuran model yang berat dan waktu inferensi lambat sehingga kurang ideal untuk perangkat *mobile* [6][7]. Selain itu, sebagian besar studi terdahulu yang mengimplementasikan deteksi penyakit tanaman masih berfokus pada satu jenis komoditas tunggal atau pengujian dalam kondisi *greenhouse* yang terkontrol [10][11], sehingga belum sepenuhnya teruji secara komprehensif untuk generalisasi lintas komoditas dengan kompleksitas kemiripan gejala di kondisi lingkungan yang nyata.

Sebagai solusi atas permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan aplikasi *mobile* secara *offline* menggunakan algoritma YOLOv8 yang dikonversi ke dalam format TensorFlow Lite (TF-Lite). Varian terbaru keluarga YOLO ini dipilih karena arsitektur *Backbone*, *Neck*, dan *Head*-nya mampu memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi tinggi, kecepatan deteksi *real-time*, dan efisiensi ukuran model untuk perangkat *smartphone* petani di area minim koneksi internet [8][9]. Studi ini tidak hanya difokuskan untuk menguji

ketangguhan klasifikasi model dalam membedakan gejala visual penyakit yang saling mirip pada tiga komoditas secara bersamaan, tetapi juga menganalisis secara sistematis transformasi data pada *pipeline machine learning* mulai dari citra mentah di Roboflow hingga prediksi *bounding box* di layar ponsel. Berdasarkan urgensi dan pendekatan tersebut, maka diajukanlah tugas akhir ini dengan judul “APLIKASI MOBILE UNTUK MENDETEKSI PENYAKIT DAUN PADI, JAGUNG, DAN CABAI BERBASIS YOLOv8 DAN TENSORFLOW LITE”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang mengenai keterbatasan penelitian terdahulu yang umumnya berfokus pada komoditas tunggal dan belum sepenuhnya mengoptimalkan efisiensi model pada perangkat *mobile*, maka rumusan permasalahan dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana mengembangkan model YOLOv8 yang akurat dalam mendeteksi penyakit pada multi-komoditas (padi, jagung, dan cabai) untuk mengatasi tantangan kompleksitas kemiripan visual gejala antarspesies?
2. Bagaimana mengimplementasikan model tersebut menggunakan TensorFlow Lite ke dalam aplikasi *mobile* agar menghasilkan model yang efisien (berukuran ringan dan berlatensi rendah) serta mampu beroperasi sepenuhnya secara *offline* di lahan pertanian?

1.3 Tujuan

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk merancang dan mengimplementasikan produk akhir berupa aplikasi *mobile* berbasis Android yang mengintegrasikan model YOLOv8 dan TensorFlow Lite, sehingga dapat digunakan secara praktis oleh petani untuk mendeteksi berbagai jenis penyakit pada tanaman padi, jagung, dan cabai secara *real-time* dan *offline*.

1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut :

1. Memberikan kontribusi ilmiah berupa analisis komprehensif terhadap proses *pipeline machine learning*, yang dapat menjadi acuan dalam pengoptimalan model deteksi penyakit tanaman berbasis *computer vision* pada perangkat *mobile* dengan sumber daya komputasi terbatas.

2. Menjadi referensi literatur bagi peneliti selanjutnya yang ingin mengembangkan dan mengimplementasikan sistem kecerdasan buatan (*deep learning*) berkinerja efisien untuk mengatasi permasalahan identifikasi lintas komoditas pada sektor pertanian lokal di Indonesia.

1.5 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penulisan tugas akhir ini meliputi :

1. Dataset yang digunakan bersumber dari repositori publik Roboflow yang terdiri atas 13.900 citra berwarna (RGB) berformat JPG/PNG. Rincian proporsi data tersebut meliputi: komoditas Padi sebanyak 9.333 citra, Cabai sebanyak 2.745 citra, dan Jagung sebanyak 1.822 citra. Seluruh citra telah dianotasi menggunakan *bounding box*.
2. Objek penelitian mencakup tiga komoditas tanaman yang diklasifikasikan secara spesifik ke dalam 14 kelas target, dengan rincian sebagai berikut.
 - a. Komoditas Cabai (4 Kelas): Antraknosa, Bercak Cercospora, Buah Sehat, Daun Sehat.
 - b. Komoditas Jagung (5 Kelas): Hawar Daun, Penggerek Batang, Penyakit Bulai, Penyakit Gosong, Penyakit Karat.
 - c. Komoditas Padi (5 Kelas): Padi Sehat (*Healthy*), Penyakit Blas (*Blast*), Hawar Daun Bakteri (*Blight*), Bercak Coklat (*Bercak Coklat (Brown Spot)*), Penyakit Tungro (*Tungro*).
3. Seluruh dataset dibagi menggunakan proporsi yang konsisten, yaitu 80% untuk data pelatihan (*training*), 10% untuk data validasi (*validation*), dan 10% untuk data pengujian (*testing*).
4. Model algoritma yang digunakan berfokus pada arsitektur YOLOv8 varian nano (YOLOv8n), yang dipilih karena ukurannya yang ringan dan efisien untuk diimplementasikan pada perangkat *mobile*.
5. Penggunaan aplikasi *mobile* difokuskan pada pengambilan gambar (*capture*) daun tanaman asli secara langsung di lapangan menggunakan kamera *smartphone*. Hal ini diterapkan secara ketat untuk menghindari distorsi piksel (efek *moiré*) dan bias deteksi yang sering terjadi apabila pengujian dilakukan dengan memfoto ulang gambar dari layar monitor komputer.

6. Pengujian sistem difokuskan pada evaluasi performa algoritma menggunakan metrik *F1-Score*, *Mean Average Precision* (mAP), *Precision*, dan *Recall*. Pengujian aplikasi Android dibatasi pada pengujian fungsionalitas antarmuka (*Black Box Testing*) khusus untuk memvalidasi fitur deteksi *offline* bekerja sesuai rancangan.

