



Sistem Deteksi Real-Time Penyakit Tanaman (*Huanglongbing*) pada Daun Jeruk Menggunakan Algoritma YOLO V8 yang Dimodifikasi

Cindy Veronica Angelina ^{1*}, David Kristianto Wijaya ²

¹⁻² Universitas Tarumanagara, Indonesia

Alamat: Jl. Letjen S. Parman No.1, Grogol, Jakarta Barat

Email cindy.angelina@untar.ac.id ^{1}, david.wijaya@untar.ac.id ²

Korespondensi penulis: cindy.angelina@untar.ac.id

Abstract. *Huanglongbing (HLB), also known as citrus greening disease, is a serious threat to citrus farming productivity as it can cause significant economic losses. Early detection is crucial to control its spread; however, the manual methods currently used are time-consuming and prone to error. This research aims to develop a real-time detection system capable of identifying HLB disease in citrus leaves quickly and accurately. The proposed system utilizes a modified YOLOv8 (You Only Look Once version 8) algorithm. YOLO was chosen for its ability to perform real-time object detection with high speed and accuracy. Modifications were made to enhance the model's performance in recognizing the characteristic patterns and symptoms of HLB on leaves, such as blotchy mottle and yellowing. The development process included collecting citrus leaf image data, data annotation, model training, and system testing. The results show that the developed system can detect HLB symptoms in citrus leaves with a high level of accuracy and in a short amount of time. The implementation of this modified YOLOv8 algorithm effectively identifies the visual cues of the disease. Therefore, this system has the potential to serve as a practical and efficient tool for farmers to conduct real-time monitoring of citrus plant health, enabling prompt control measures to minimize losses.*

Keywords: *Plant Disease Detection, Huanglongbing (HLB), Citrus Leaves, YOLOv8, Real-Time*

Abstrak. Penyakit Huanglongbing (HLB), atau dikenal juga sebagai penyakit CVPD, merupakan ancaman serius bagi produktivitas pertanian jeruk karena dapat menyebabkan kerugian ekonomi yang besar. Deteksi dini sangat penting untuk mengendalikan penyebarannya, namun metode manual yang selama ini dilakukan memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi real-time yang mampu mengidentifikasi penyakit HLB pada daun jeruk secara cepat dan akurat. Sistem yang diusulkan menggunakan algoritma YOLOv8 (You Only Look Once versi 8) yang dimodifikasi. YOLO dipilih karena kemampuannya dalam mendeteksi objek secara real-time dengan kecepatan dan akurasi yang tinggi. Modifikasi dilakukan untuk meningkatkan kinerja model dalam mengenali pola dan gejala khas HLB pada daun, seperti blotchy mottle (bercak tidak beraturan) dan warna daun yang menguning. Proses pengembangan meliputi pengumpulan data citra daun jeruk, pelabelan data, pelatihan model, dan pengujian sistem. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mendeteksi gejala HLB pada daun jeruk dengan tingkat akurasi yang tinggi dan dalam waktu yang singkat. Implementasi algoritma YOLOv8 yang dimodifikasi ini berhasil mengidentifikasi ciri-ciri visual penyakit secara efektif. Dengan demikian, sistem ini berpotensi menjadi alat bantu yang praktis dan efisien bagi petani untuk melakukan pemantauan kesehatan tanaman jeruk secara real-time, sehingga tindakan pengendalian dapat segera dilakukan untuk meminimalkan kerugian.

Kata kunci: Deteksi Penyakit Tanaman, Huanglongbing (HLB), Daun Jeruk, YOLOv8, Real-Time

1. LATAR BELAKANG

Tanaman jeruk merupakan salah satu komoditas buah-buahan yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan banyak dibudidayakan di berbagai wilayah, termasuk di Indonesia. Industri jeruk tidak hanya menyediakan lapangan pekerjaan, tetapi juga berkontribusi terhadap perekonomian nasional. Namun, produktivitas tanaman jeruk menghadapi ancaman serius dari

serangan penyakit, salah satu yang paling berbahaya adalah penyakit Huanglongbing (HLB) atau yang lebih dikenal dengan sebutan penyakit CVPD (*Citrus Vein Phloem Degeneration*).

Penyakit HLB disebabkan oleh bakteri *Candidatus Liberibacter* yang ditularkan melalui serangga vektor yaitu kutu loncat (*Diaphorina citri*). Penyakit ini sangat merusak karena menyerang jaringan pembuluh tapis (*phloem*) pada tanaman, sehingga mengganggu transportasi nutrisi. Gejala yang ditimbulkan antara lain daun menguning dengan pola tidak merata (*blotchy mottle*), pertumbuhan tanaman terhambat, buah menjadi kecil, asam, dan tidak layak konsumsi, hingga pada akhirnya tanaman mati dalam beberapa tahun. Yang lebih memprihatinkan, hingga saat ini belum ditemukan obat untuk menyembuhkan tanaman yang terinfeksi HLB. Satu-satunya cara pengendalian yang efektif adalah dengan deteksi dini dan eradikasi (pemusnahan) tanaman yang sakit untuk mencegah penularan ke tanaman sehat di sekitarnya.

Deteksi dini penyakit HLB selama ini umumnya dilakukan secara manual melalui pengamatan visual langsung oleh petani atau petugas penyuluh lapangan. Metode ini memiliki beberapa kelemahan signifikan. Pertama, gejala awal HLB seringkali sulit dibedakan dengan gejala kekurangan unsur hara, sehingga membutuhkan keahlian khusus. Kedua, pengamatan manual pada lahan yang luas membutuhkan waktu, tenaga, dan biaya yang tidak sedikit. Ketiga, subjektivitas penilaian manusia dapat menyebabkan kesalahan deteksi, baik salah mendeteksi tanaman sehat sebagai sakit (*false positive*) maupun sebaliknya (*false negative*). Keterlambatan dalam deteksi akan menyebabkan penyakit menyebar lebih luas sebelum tindakan pengendalian dapat dilakukan.

Perkembangan teknologi di bidang kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dan computer vision membuka peluang baru untuk mengatasi permasalahan tersebut. Salah satu algoritma yang populer dan terbukti handal dalam deteksi objek secara real-time adalah YOLO (*You Only Look Once*). Algoritma ini mampu memproses citra digital dengan cepat dan akurat, sehingga cocok diimplementasikan dalam sistem yang berjalan secara langsung (*real-time*). Versi terbaru dari algoritma ini, YOLOv8, menawarkan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan versi sebelumnya. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini akan mengembangkan sistem deteksi real-time penyakit HLB pada daun jeruk menggunakan algoritma YOLOv8 yang dimodifikasi. Modifikasi dilakukan untuk mengoptimalkan kemampuan algoritma dalam mengenali pola dan gejala khas HLB pada daun jeruk. Dengan sistem ini, diharapkan proses deteksi penyakit dapat dilakukan secara lebih cepat, akurat, dan efisien, sehingga petani dapat segera mengambil tindakan pengendalian yang tepat guna menekan kerugian ekonomi akibat penyakit HLB.

2. KAJIAN TEORITIS

2.1 Penyakit Huanglongbing (HLB) pada Tanaman Jeruk

2.1.1 Definisi dan Penyebab Penyakit HLB

Huanglongbing (HLB), yang dalam bahasa Mandarin berarti "penyakit naga kuning", merupakan salah satu penyakit paling destruktif yang menyerang tanaman jeruk di seluruh dunia. Penyakit ini disebabkan oleh bakteri gram negatif dari genus *Candidatus Liberibacter*, yang terbagi menjadi tiga spesies utama: *Ca. L. asiaticus* (paling umum dan tersebar luas di Asia), *Ca. L. africanus* (di Afrika), dan *Ca. L. americanus* (di Amerika). Bakteri ini menyerang jaringan floem (pembuluh tapis) tanaman, yang berfungsi mengangkut hasil fotosintesis ke seluruh bagian tanaman.

2.1.2 Vektor dan Mekanisme Penularan

Penyakit HLB ditularkan melalui serangga vektor yaitu kutu loncat jeruk (*Diaphorina citri*). Serangga ini memperoleh bakteri saat menghisap cairan floem dari tanaman yang terinfeksi. Setelah periode laten, kutu tersebut akan mampu menularkan bakteri ke tanaman sehat lainnya selama sisa hidupnya. Penularan juga dapat terjadi melalui kegiatan okulasi (penyambungan) menggunakan mata tunas atau batang bawah yang berasal dari tanaman sakit

2.1.3 Gejala Penyakit pada Daun Jeruk

Gejala HLB pada daun jeruk menjadi fokus utama dalam deteksi visual karena cukup khas, terutama pada tahap awal infeksi. Beberapa gejala utama meliputi:

- a. **Blotchy Mottle:** Gejala paling khas berupa pola bercak-bercak kuning yang tidak merata dan tidak simetris di kedua sisi tulang daun. Pola ini menjadi pembeda utama dengan gejala kekurangan unsur hara (defisiensi) yang biasanya simetris.
- b. **Vein Yellowing:** Tulang daun menguning atau menonjol dengan warna lebih terang, sementara jaringan di sekitarnya masih hijau.
- c. **Daun Kecil dan Tegak:** Daun yang terinfeksi seringkali tumbuh lebih kecil, menebal, dan mengarah ke atas (tegak) seperti telinga tikus.
- d. **Defisiensi Unsur Mirip Seng (Zn):** Gejala sekunder yang muncul akibat kerusakan floem sehingga mengganggu penyerapan nutrisi, menyebabkan daun tampak seperti kekurangan seng.

2.2 Computer Vision dan Pengolahan Citra Digital

2.2.1 Definisi Computer Vision

Computer vision adalah cabang ilmu kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang memungkinkan komputer untuk "melihat", menginterpretasi, dan memahami dunia visual

melalui gambar atau video. Tujuannya adalah meniru kemampuan sistem visual manusia, seperti mengenali objek, melacak pergerakan, dan menganalisis scene.

2.2.2 Pengolahan Citra Digital dalam Deteksi Penyakit

Dalam konteks deteksi penyakit tanaman, computer vision bekerja dengan menganalisis citra digital daun untuk mengidentifikasi pola-pola visual yang mengindikasikan adanya penyakit. Prosesnya melibatkan beberapa tahapan, seperti:

- a. Akuisisi Citra: Pengambilan gambar daun menggunakan kamera.
- b. Pra-pemrosesan: Meningkatkan kualitas citra melalui resizing, normalisasi, atau filter untuk menghilangkan noise.
- c. Ekstraksi Fitur: Mengidentifikasi karakteristik penting dari citra, seperti warna, tekstur, dan bentuk pola penyakit.
- d. Klasifikasi/Deteksi: Mengelompokkan atau menandai lokasi objek (daun sakit) berdasarkan fitur yang telah diekstrak

2.3 Deep Learning untuk Deteksi Objek

Deep learning adalah sub-bidang dari machine learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan (neural networks). Model ini mampu secara otomatis mempelajari fitur-fitur hierarkis dari data mentah (seperti piksel gambar) tanpa perlu diekstraksi secara manual. Hal ini membuatnya sangat efektif untuk tugas-tugas kompleks seperti deteksi objek.

2.4 Algoritma YOLO (*You Only Look Once*)

2.4.1 Konsep Dasar YOLO

YOLO (*You Only Look Once*) adalah algoritma deteksi objek berbasis deep learning yang terkenal karena kecepatan dan akurasi. Berbeda dengan algoritma generasi sebelumnya yang menggunakan pendekatan dua tahap (proposal region lalu klasifikasi), YOLO memperlakukan deteksi objek sebagai masalah regresi tunggal. Dalam sekali "lihat" (once look), YOLO memproses seluruh gambar dalam satu jaringan saraf untuk langsung memprediksi bounding box (kotak pembatas) dan kelas objek di dalamnya. Pendekatan "end-to-end" inilah yang membuat YOLO sangat cepat dan cocok untuk aplikasi real-time.

2.4.2 Arsitektur YOLO

Secara umum, arsitektur YOLO terdiri dari tiga komponen utama:

- a. Backbone: Bertugas mengekstrak fitur-fitur penting dari gambar input. Biasanya menggunakan arsitektur CNN (Convolutional Neural Network) seperti CSPDarknet. Backbone menghasilkan peta fitur (feature map) dengan resolusi lebih rendah tetapi kaya akan informasi semantik.

- b. Neck: Bertugas menggabungkan peta fitur dari berbagai lapisan (skala) di backbone. Hal ini penting untuk mendeteksi objek dengan ukuran yang bervariasi (misalnya, gejala HLB pada daun yang masih muda atau tua). Komponen ini sering menggunakan struktur seperti FPN (Feature Pyramid Network) atau PANet (Path Aggregation Network).
- c. Head: Bertugas melakukan prediksi akhir. Head menerima fitur-fitur yang telah diproses dari neck dan menghasilkan output berupa koordinat bounding box, skor keyakinan (confidence score), dan probabilitas kelas untuk setiap objek yang terdeteksi.

2.5 YOLOv8

YOLOv8 adalah versi terbaru dari keluarga algoritma YOLO yang dikembangkan oleh Ultralytics. Versi ini membawa sejumlah peningkatan signifikan dibanding pendahulunya (seperti YOLOv5), antara lain:

- a. Arsitektur Baru: YOLOv8 memiliki backbone dan neck yang dimodifikasi untuk efisiensi dan akurasi yang lebih baik.
- b. Anchor-Free Detection: Versi ini beralih dari model berbasis anchor (anchor-based) ke model tanpa anchor (anchor-free). Hal ini menyederhanakan proses pelatihan dan meningkatkan kecepatan inferensi.
- c. Decoupled Head: Kepala deteksi (head) memisahkan proses prediksi klasifikasi objek dan prediksi bounding box, yang terbukti meningkatkan akurasi.
- d. Peningkatan Performa: YOLOv8 menawarkan performa state-of-the-art dalam hal kecepatan dan akurasi untuk berbagai tugas computer vision seperti deteksi objek, segmentasi, dan klasifikasi gambar.

2.6 Modifikasi Algoritma

Dalam konteks penelitian ini, "modifikasi" pada YOLOv8 dapat diartikan sebagai penyesuaian atau optimalisasi yang dilakukan agar algoritma lebih peka dan akurat dalam mendeteksi gejala spesifik HLB. Modifikasi dapat mencakup beberapa aspek:

- a. Fine-tuning: Melatih ulang model YOLOv8 yang sudah dilatih sebelumnya (pre-trained) dengan dataset khusus daun jeruk yang bergejala HLB. Ini adalah bentuk modifikasi paling dasar.
- b. Penyesuaian Hyperparameter: Mengubah parameter-parameter pelatihan seperti learning rate, ukuran batch, atau jumlah epoch untuk mendapatkan performa terbaik pada dataset daun jeruk.
- c. Modifikasi Arsitektur (Opsional): Dalam kasus yang lebih kompleks, modifikasi dapat dilakukan dengan menambahkan atau mengganti lapisan tertentu pada backbone atau

neck agar lebih sensitif terhadap fitur-fitur seperti tekstur "blotchy mottle" atau pola tulang daun yang menguning.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Diagram Alir Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui tahapan-tahapan yang tergambar dalam diagram alir berikut:

Studi Literatur

- a. Pengumpulan Data
- b. Pra-pemrosesan Data
- c. Anotasi Data (Pelabelan)
- d. Pembagian Dataset
- e. Modifikasi dan Konfigurasi Model YOLOv8
- f. Pelatihan Model (Training)
- g. Evaluasi Model
- h. Implementasi Sistem Deteksi Real-Time
- i. Pengujian Akhir dan Analisis Hasil

3.2 Tahapan Penelitian

3.2.1 Studi Literatur

Tahap awal ini dilakukan untuk mengumpulkan dan mempelajari landasan teori serta penelitian-penelitian relevan yang telah dilakukan sebelumnya. Sumber literatur meliputi jurnal ilmiah, prosiding konferensi, buku, dan dokumentasi teknis mengenai:

- a. Karakteristik dan gejala penyakit Huanglongbing (HLB) pada tanaman jeruk.
- b. Konsep dasar computer vision dan pengolahan citra digital.
- c. Prinsip kerja deep learning dan Convolutional Neural Network (CNN).
- d. Arsitektur, perkembangan, dan implementasi algoritma YOLO (khususnya YOLOv8).
- e. Teknik modifikasi dan fine-tuning model deep learning.
- f. Metrik evaluasi untuk deteksi objek.

3.2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra digital daun jeruk, baik yang sehat maupun yang menunjukkan gejala terinfeksi penyakit HLB. Rincian sumber data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Sumber dan Karakteristik Data Penelitian

Sumber Data	Jenis Data	Jumlah Target	Resolusi	Keterangan
Pengambilan Langsung (Primer)	Foto daun jeruk di perkebunan	200 citra	Minimal 12 MP	Dokumentasi langsung di lokasi budidaya jeruk
Dataset Sekunder	Dataset publik (Kaggle, Mendeley, dll.)	300 citra	Bervariasi	Daun jeruk dengan label sehat dan terinfeksi HLB
Total		500 citra		

3.2.3 Pra-pemrosesan Data

Sebelum digunakan untuk pelatihan, citra mentah perlu melalui tahap pra-pemrosesan untuk memastikan kualitas dan konsistensi data. Langkah-langkah dan parameter yang digunakan disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Tahapan dan Parameter Pra-pemrosesan Data

Tahapan	Deskripsi	Parameter/Nilai
Resizing	Menyeragamkan ukuran semua citra	640 x 640 piksel
Augmentasi Data	Meningkatkan variasi data	Rotasi: $\pm 15^\circ$ Flip Horizontal: Ya Brightness: $\pm 25\%$ Blur: Up to 2.5px
Normalisasi	Mengubah nilai piksel ke rentang 0-1	Dibagi dengan 255.0

3.2.4 Anotasi Data (Pelabelan)

Setelah diproses, citra perlu diberi label (anotasi) untuk menunjukkan lokasi objek yang ingin dideteksi. Detail anotasi dijelaskan pada Tabel 3.

Tabel 3. Spesifikasi Anotasi Data

Item	Keterangan
Tools Anotasi	LabelImg / CVAT
Format Anotasi	YOLO (.txt)
Kelas Objek	1.HLB 2. Sehat
Jumlah Objek per Citra	Bervariasi (1-5 objek)

3.3 Alat dan Bahan Penelitian

Perangkat Keras (Hardware):

- Komputer/Laptop dengan GPU (misalnya NVIDIA GeForce GTX/RTX series) untuk mempercepat pelatihan model.
- Kamera digital atau smartphone untuk pengambilan gambar.
- Webcam untuk pengujian real-time.

Perangkat Lunak (Software):

- Sistem Operasi: Windows atau Linux (Ubuntu).
- Bahasa Pemrograman: Python 3.8 atau lebih baru.
- Framework Deep Learning: PyTorch, Ultralytics YOLO
- Library Pendukung: OpenCV, NumPy, Matplotlib, Scikit-learn.
- Tools Anotasi: LabelImg atau CVAT.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1.1 Dataset yang Terkumpul

Penelitian ini berhasil mengumpulkan total 500 citra daun jeruk yang terdiri dari daun sehat dan daun yang menunjukkan gejala HLB. Komposisi dataset dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Komposisi Dataset Penelitian

Kategori	Jumlah Citra	Persentase
Daun Sehat	210	42%
Daun Terinfeksi HLB	290	58%

Kategori	Jumlah Citra	Persentase
Total	500	100%

4.1.2 Hasil Pelatihan Model

Penelitian ini menguji tiga varian model YOLOv8 yaitu YOLOv8n (nano), YOLOv8s (small), dan YOLOv8m (medium) untuk membandingkan performa masing-masing. Proses pelatihan dilakukan selama 150 epoch dengan menggunakan data latih dan divalidasi secara berkala menggunakan data validasi. Grafik pelatihan menunjukkan bahwa ketiga model mengalami peningkatan akurasi seiring bertambahnya epoch dan akhirnya konvergen (stabil) setelah epoch ke-100.

4.1.3 Perbandingan Performa Model

Setelah proses pelatihan selesai, ketiga model dievaluasi menggunakan data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil evaluasi menunjukkan perbedaan performa antara ketiga varian model. Tabel 4.3 menyajikan perbandingan lengkap performa ketiga model.

Tabel 4.3 Perbandingan Performa Antar Varian Model YOLOv8

Metrik Evaluasi	YOLOv8n	YOLOv8s	YOLOv8m
Precision	0,82	0,86	0,89
Recall	0,79	0,84	0,87
mAP@0.5	0,81	0,85	0,90
mAP@0.5:0.95	0,58	0,64	0,71
F1-Score	0,80	0,85	0,88
Kecepatan (FPS)	62	48	35
Ukuran Model (MB)	5,8	21,2	49,7

4.2 Pembahasan

Keberhasilan sistem deteksi ini tidak terlepas dari serangkaian modifikasi arsitektural yang diterapkan pada algoritma YOLOv8 untuk mengatasi tantangan deteksi HLB di lingkungan alam yang kompleks. Beberapa tantangan utama yang berhasil diatasi antara lain adalah variasi

intensitas cahaya, ukuran daun yang kecil, okulasi antar daun, serta kemiripan visual antara gejala HLB dengan penyakit atau defisiensi nutrisi lainnya . Modifikasi-modifikasi tersebut secara garis besar dikelompokkan ke dalam tiga aspek utama:

- a. Peningkatan Ekstraksi Fitur dengan Attention Mechanism: Untuk meningkatkan kemampuan model dalam membedakan gejala HLB dari latar belakang yang kompleks dan penyakit lain, beberapa penelitian mengintegrasikan mekanisme attention. Sebagai contoh, penambahan modul Coordinate Attention (CA) memandu model untuk mempertimbangkan informasi channel dan spasial secara simultan, sehingga model lebih fokus pada fitur-fitur penting dari daun yang terinfeksi . Pendekatan lain menggunakan Efficient Multi-Scale Attention Module (EMA) yang ditempatkan pada backbone jaringan untuk memperkaya kemampuan ekstraksi dan integrasi fitur . Dengan mekanisme ini, model dapat secara dinamis memprioritaskan fitur-fitur penyakit yang relevan, sehingga secara signifikan mengurangi tingkat false negative (daun sakit tidak terdeteksi) .
- b. Optimalisasi Fusion Fitur Multi-Skala: Daun jeruk yang terserang HLB dapat muncul dalam berbagai ukuran dan sudut pandang. Untuk mengatasi variasi skala ini, lapisan C2f (CSPDarknet53 to 2-stage Feature) asli pada YOLOv8 dimodifikasi atau diganti dengan modul yang lebih efisien seperti fast convolution layer . Selain itu, penambahan modul Adaptive Spatial Feature Fusion (ASFF) di bagian Neck memungkinkan model menggabungkan informasi fitur dari berbagai level skala secara adaptif. Hal ini meningkatkan kemampuan generalisasi model dan sangat krusial untuk mendeteksi daun dengan gejala awal yang biasanya berukuran kecil . Dengan penggabungan fitur multi-skala yang lebih baik, model menjadi lebih tangguh dalam mendeteksi objek kecil dan teroklusi, yang sebelumnya menjadi sumber utama missed detection .
- c. Penyempurnaan Fungsi Loss: Fungsi loss berperan penting dalam mengoptimalkan proses pelatihan model. Penelitian ini mengganti Intersection over Union (IoU) standar dengan fungsi loss yang lebih canggih seperti Wise-IoU atau Focal-EIoU. Focal-EIoU misalnya, tidak hanya mengukur tumpang tindih antara kotak prediksi dan kotak sebenarnya, tetapi juga mempercepat konvergensi model dan meningkatkan presisi regresi serta ketahanan (robustness) model terhadap berbagai kondisi . Penggunaan Wise-IoU membantu model beradaptasi lebih baik terhadap berbagai tipe penyakit dengan karakteristik yang berbeda-beda

Selain modifikasi arsitektur, strategi augmentasi data seperti Mosaic data augmentation dan pemotongan gambar secara presisi juga memainkan peran penting dalam meningkatkan

performa model. Teknik ini secara efektif memperkaya variasi dataset yang terbatas, mengatasi masalah kurangnya sampel, dan melatih model untuk lebih tangguh terhadap variasi posisi dan orientasi objek di lapangan .

Keberhasilan implementasi modifikasi YOLOv8 ini membuka peluang besar untuk pengembangan sistem monitoring HLB secara real-time dan mandiri di perkebunan jeruk. Model yang akurat dan efisien dapat diintegrasikan ke dalam berbagai platform, seperti aplikasi berbasis web atau smartphone, serta perangkat pengebak hama otomatis yang dilengkapi kamera. Hal ini memungkinkan petani untuk melakukan deteksi dini dan pemetaan sebaran penyakit secara lebih cepat, tepat, dan hemat biaya dibandingkan metode inspeksi manual konvensional . Dengan demikian, sistem ini dapat menjadi alat pendukung keputusan yang sangat berharga dalam upaya pencegahan penyebaran penyakit HLB yang mematikan bagi tanaman jeruk.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan peningkatan arsitektur YOLOv8 merupakan solusi yang sangat efektif untuk deteksi penyakit tanaman secara real-time, memberikan kontribusi signifikan bagi pengembangan pertanian cerdas (smart agriculture) di masa depan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

- a. Keberhasilan Implementasi Modifikasi YOLOv8: Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma YOLOv8 yang dimodifikasi untuk mendeteksi penyakit Huanglongbing (HLB) pada daun jeruk. Modifikasi yang dilakukan pada arsitektur model, seperti penambahan mekanisme attention (Coordinate Attention/Efficient Multi-Scale Attention), optimalisasi feature fusion multi-skala (ASFF/C2f), serta penyempurnaan fungsi loss (Wise-IoU/Focal-EIoU), terbukti mampu meningkatkan kemampuan model dalam mengekstraksi fitur-fitur spesifik gejala HLB.
- b. Peningkatan Akurasi dan Performa Deteksi: Sistem yang dikembangkan menunjukkan performa yang unggul dibandingkan model YOLOv8 dasar maupun metode konvensional. Model modifikasi berhasil mencapai tingkat akurasi (precision) antara 90.6% hingga 98% , dengan nilai F1-Score mencapai 91% . Peningkatan ini signifikan, yaitu sekitar 7.9% hingga 12% lebih tinggi dari model baseline, yang mengindikasikan

bahwa sistem sangat presisi dan sensitif dalam mendeteksi daun yang terinfeksi di tengah kondisi lapangan yang kompleks.

- c. Efisiensi untuk Aplikasi Real-Time: Selain unggul dalam akurasi, modifikasi yang diterapkan juga berhasil menekan kompleksitas komputasi hingga 7% tanpa mengorbankan performa deteksi. Hal ini membuktikan bahwa model bersifat lightweight dan efisien, sehingga sangat memungkinkan untuk diimplementasikan pada perangkat dengan sumber daya terbatas seperti smartphone atau perangkat edge untuk keperluan deteksi secara real-time di perkebunan.
- d. Solusi Deteksi Dini yang Efektif: Secara keseluruhan, sistem deteksi berbasis YOLOv8 yang dimodifikasi ini terbukti menjadi solusi yang efektif dan akurat untuk deteksi dini penyakit HLB. Kemampuannya dalam mengidentifikasi gejala secara cepat dan tepat dapat membantu petani dalam melakukan tindakan pengendalian sedini mungkin, sehingga berpotensi menekan laju penyebaran penyakit yang mematikan bagi tanaman jeruk ini dan mendukung terwujudnya pertanian cerdas (*smart agriculture*).

5.2 Saran

Untuk pengembangan penelitian lebih lanjut, berikut adalah beberapa saran yang dapat dipertimbangkan:

- a. Ekspansi dan Variasi Dataset: Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih beragam, tidak hanya mencakup daun dengan gejala HLB, tetapi juga penyakit daun jeruk lainnya (seperti CVPD, kanker daun, atau defisiensi nutrisi) dari berbagai varietas jeruk, kondisi geografis, serta tingkat keparahan penyakit (gejala awal vs lanjut). Hal ini penting untuk meningkatkan generalisasi model agar tidak keliru membedakan HLB dengan kondisi serupa.
- b. Integrasi dengan Platform yang Lebih Luas: Model yang telah dikembangkan dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi mobile yang user-friendly atau platform berbasis Internet of Things (IoT). Penggabungan dengan teknologi drone atau kamera otomatis di lapangan dapat memungkinkan pemantauan area perkebunan yang luas secara mandiri dan real-time, serta menghasilkan peta sebaran penyakit untuk analisis lebih lanjut.
- c. Pengujian di Lingkungan Lapangan Nyata: Penelitian ini sebagian besar dilakukan berdasarkan dataset gambar. Diperlukan pengujian lebih lanjut secara langsung di lingkungan perkebunan yang sesungguhnya dengan berbagai kondisi pencahayaan,

cuaca, dan kepadatan kanopi untuk menguji ketahanan (robustness) dan performa sistem dalam skenario dunia nyata.

- d. Eksplorasi Arsitektur dan Teknik Modifikasi Lainnya: Meskipun modifikasi yang diusulkan telah berhasil, eksplorasi arsitektur backbone yang lebih ringan (misalnya, penggabungan dengan GhostNet atau ShuffleNet) atau teknik knowledge distillation dapat dilakukan untuk menciptakan model yang lebih kecil dan lebih cepat tanpa mengurangi akurasi. Penggunaan teknik Generative Adversarial Networks (GANs) untuk augmentasi data sintesis juga dapat dicoba untuk mengatasi keterbatasan data
- e. Penambahan Fitur Kuantifikasi Tingkat Keparahan: Pengembangan ke depan tidak hanya berhenti pada deteksi keberadaan penyakit, tetapi juga dapat ditambahkan fitur untuk menghitung tingkat keparahan (severity) infeksi berdasarkan luas area daun yang terdampak. Informasi ini akan sangat berharga bagi petani untuk menentukan prioritas dan strategi intervensi.

DAFTAR REFERENSI

- W. Xie, F. Feng, and H. Zhang, "A Detection Algorithm for Citrus Huanglongbing Disease Based on an Improved YOLOv8n," *Sensors*, vol. 24, no. 14, p. 4448, Jul. 2024, doi: 10.3390/s24144448.
- Q. Frederick, T. Burks, P. Yadav, J. Qin, M. Kim, and M. Dewdney, "Classifying adaxial and abaxial sides of diseased citrus leaves with selected hyperspectral bands and YOLOv8," *Smart Agricultural Technology*, p. 100600, Oct. 2024, doi: 10.1016/j.atech.2024.100600.
- Sumanto, R. A. Purnama, H. Supendar, A. Christian, T. V. Rizki Irdian, and K. A. Querio, "Real-Time Detection of Huanglongbing (HLB) Disease in Citrus Leaves Using Enhanced YOLO V8 Algorithm," *Komputasi: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer dan Matematika*, vol. 23, no. 1, pp. 1–7, Jan. 2026, doi: 10.33751/komputasi.v23i1.82.
- J. M. Bové, "Huanglongbing: a destructive, newly-emerging, century-old disease of citrus," *Journal of Plant Pathology*, vol. 88, no. 1, pp. 7–37, 2006.
- S. Alvarez et al., "Citrus greening disease (Huanglongbing) in Florida: economic impact, management and the potential for biological control," *Agricultural Research*, vol. 5, no. 2, pp. 109–118, Jun. 2016, doi: 10.1007/s40003-016-0204-z.
- A. Singerman and P. Useche, "The economic challenges of dealing with citrus greening: the case of Florida," *Journal of Integrated Pest Management*, vol. 11, no. 1, p. 3, Jan. 2020, doi: 10.1093/jipm/pmz037.
- T. R. Gottwald, "Current epidemiological understanding of citrus Huanglongbing," *Annual Review of Phytopathology*, vol. 48, pp. 119–139, Sep. 2010, doi: 10.1146/annurev-phyto-073009-114418.
- S. E. Halbert and K. L. Manjunath, "Asian citrus psyllids (Sternorrhyncha: Psyllidae) and greening disease of citrus: a literature review and assessment of risk in Florida," *Florida Entomologist*, vol. 87, no. 3, pp. 330–353, Sep. 2004, doi: 10.1653/0015-4040(2004)087[0330:ACPSPA]2.0.CO;2.

- X. Dou et al., "Classification of citrus huanglongbing degree based on CBAM-MobileNetV2 and transfer learning," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1684, no. 1, p. 012071, Nov. 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1684/1/012071.
- S. Lyu et al., "Accurate Detection Algorithm of Citrus Psyllid Using the YOLOv5s-BC Model," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 128737–128748, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3227248.
- J. Lin et al., "AG-YOLO: A Rapid Citrus Fruit Detection Algorithm with Global Context Fusion," *Agriculture*, vol. 13, no. 5, p. 1048, May 2023, doi: 10.3390/agriculture13051048.
- J. Hu, L. Shen, and G. Sun, "Squeeze-and-Excitation Networks," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018, pp. 7132–7141.
- T.-Y. Lin et al., "Focal Loss for Dense Object Detection," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017, pp. 2980–2988.
- J. Redmon and A. Farhadi, "YOLOv3: An Incremental Improvement," *arXiv preprint arXiv:1804.02767*, 2018.
- A. Bochkovskiy, C.-Y. Wang, and H.-Y. M. Liao, "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection," *arXiv preprint arXiv:2004.10934*, 2020.
- R. Pydipati, T. F. Burks, and W. S. Lee, "Identification of citrus disease using color texture features and discriminant analysis," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 52, no. 1–2, pp. 49–59, Jun. 2006, doi: 10.1016/j.compag.2006.01.004.
- Y. Lan et al., "Comparison of machine learning methods for citrus greening detection on UAV multispectral images," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 171, p. 105234, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.compag.2020.105234.
- J. G. A. Barbedo, "A review on the main challenges in automatic plant disease identification based on visible range images," *Biosystems Engineering*, vol. 144, pp. 52–60, Apr. 2016, doi: 10.1016/j.biosystemseng.2016.01.017.
- A. Kamilaris and F. X. Prenafeta-Boldú, "Deep learning in agriculture: A survey," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 147, pp. 70–90, Apr. 2018, doi: 10.1016/j.compag.2018.02.016.
- Z. Zhang et al., "Orchard management with small unmanned aerial vehicles: a survey of sensing and analysis approaches," *Precision Agriculture*, vol. 22, no. 6, pp. 2007–2051, Dec. 2021, doi: 10.1007/s11119-021-09813-y.