



Deteksi Area Penyakit Jambu Biji menggunakan YOLOv8 dan K-Means Clustering

Muhammad Naufal Muflih^{1*}, Adi Prihandono²

¹Universitas Dian Nuswantoro

Jalan Imam Bonjol No. 207 Semarang, e-mail: 111202214252@mhs.dinus.ac.id

² Universitas Dian Nuswantoro

Jalan Imam Bonjol No. 207 Semarang, e-mail: adi.prihandono@dsn.dinus.ac.id

ARTICLE INFO

History of the article :

Received 1 Desember 2025

Received in revised form 10 Desember 2025

Accepted 29 Desember 2025

Available online 13 Januari 2026

Keywords:

Penyakit Jambu Biji; YOLOv8; K-Means Clustering; Deteksi Objek; Pemantauan Real-time

* Correspondence:

Telepon:

+62 81393178217

E-mail:

111202214252@mhs.dinus.ac.id

ABSTRACT

Produktivitas tanaman jambu biji (*Psidium guajava L.*) menghadapi ancaman serius dari penyakit Phytophthora, Scab, dan Stilar End Rot, namun metode deteksi konvensional seringkali memiliki keterbatasan dalam melokalisasi area infeksi secara akurat. Penelitian ini mengusulkan sistem deteksi terintegrasi menggunakan algoritma YOLOv8s untuk deteksi objek *real-time* dan K-Means Clustering untuk segmentasi area penyakit. Model dilatih menggunakan 600 citra dengan pembagian data latih, validasi, dan uji sebesar 50:40:10. Hasil pengujian menunjukkan performa tinggi dengan nilai Mean Average Precision (mAP50-95) mencapai 0.891 pada data uji, konsisten dengan hasil validasi (0.894), serta waktu inferensi rata-rata 26.1 ms. Sistem ini berkontribusi dalam menyediakan solusi pemantauan penyakit yang layak untuk aplikasi *real-time*, di mana integrasi K-Means terbukti efektif memvisualisasikan area terinfeksi secara presisi untuk analisis tingkat keparahan penyakit.

INTRODUCTION

Jambu biji (*Psidium guajava L.*) merupakan komoditas hortikultura strategis di Indonesia yang memiliki peran vital dalam ketahanan pangan dan ekonomi lokal karena kemampuan adaptasinya yang baik terhadap iklim tropis [1]. Buah ini tidak hanya bernilai ekonomi tinggi tetapi juga menjadi sumber nutrisi penting, mencakup metabolit primer untuk pertumbuhan dan metabolit sekunder sebagai pertahanan alami tanaman, serta kaya akan vitamin C dan antioksidan yang bermanfaat bagi kesehatan manusia [2].

Meskipun memiliki nilai ekonomi dan manfaat kesehatan yang tinggi, hasil panen tanaman jambu biji sering kali terganggu oleh berbagai masalah kesehatan tanaman. Studi terbaru menunjukkan bahwa serangan penyakit pada tanaman jambu biji merupakan salah satu penyebab utama menurunnya total produksi serta kualitas buah secara drastis [3]. Penyakit seperti *Scab* dan *Stylar End Rot* dilaporkan memberikan dampak signifikan terhadap penurunan kualitas visual buah,

merusak permukaan kulit, dan mengurangi nilai jual komersial [3]. Terlebih lagi, intensitas serangan penyakit *Scab* yang disebabkan oleh jamur *Pestalotiopsis psidii* cenderung meningkat pada lingkungan dengan curah hujan dan kelembapan tinggi, sehingga menuntut adanya metode pemantauan yang cepat dan akurat untuk mencegah penyebaran lebih luas [4].

Metode berbasis Convolutional Neural Network (CNN) telah banyak dikaji dalam klasifikasi penyakit tanaman, namun umumnya terbatas pada klasifikasi keseluruhan citra tanpa menunjukkan lokasi spesifik bagian yang terinfeksi. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian modern mulai beralih pada pendekatan deteksi objek seperti YOLO (You Only Look Once). YOLOv8 menawarkan arsitektur yang dirancang untuk deteksi objek real-time dengan efisiensi serta akurasi yang baik [5]. YOLOv8 memiliki sejumlah peningkatan dibandingkan versi sebelumnya, antara lain penggunaan arsitektur anchor-free, integrasi backbone, neck, dan head yang lebih modern, serta trade-off kecepatan akurasi yang lebih optimal dalam implementasi praktis [6], [7]. YOLOv8 telah banyak digunakan dalam konteks deteksi penyakit tanaman dengan tingkat akurasi dan stabilitas yang tinggi. Penelitian oleh [8] melaporkan keunggulan YOLOv8 dibandingkan arsitektur deep learning lainnya, sementara [9] menunjukkan efektivitas YOLOv8 dalam memvisualisasikan distribusi penyakit tanaman pada kondisi nyata.

Namun, deteksi bounding box saja seringkali belum cukup untuk menganalisis tingkat keparahan (severity) penyakit secara presisi. Oleh karena itu, integrasi dengan teknik segmentasi citra diperlukan untuk memetakan area penyakit secara lebih presisi. Penelitian sebelumnya oleh [10] membuktikan bahwa metode K-Means clustering mampu meningkatkan keakuratan proses identifikasi penyakit tanaman. Dalam studi tersebut, segmentasi berbasis warna digunakan untuk memisahkan bagian daun yang terinfeksi, sehingga mempermudah tahap klasifikasi penyakit secara visual maupun komputasional.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini berbeda dari penelitian sebelumnya karena mengusulkan sistem deteksi penyakit buah jambu biji yang mengintegrasikan YOLOv8 sebagai metode deteksi objek real-time dengan K-Means clustering untuk segmentasi area penyakit. Pendekatan ini tidak hanya bertujuan mengidentifikasi jenis penyakit, tetapi juga memvisualisasikan lokasi dan sebaran area terinfeksi secara lebih presisi.

RESEARCH METHOD



Gambar 1 Diagram Alur Penelitian

1. Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset citra buah jambu biji yang diperoleh dari platform Roboflow. Dataset ini terdiri dari 600 citra yang telah diberi label secara manual berdasarkan kondisi penyakit yang menyerang buah jambu biji. Adapun tiga kelas penyakit yang menjadi fokus deteksi adalah:

- Phytophthora** – penyakit yang disebabkan oleh jamur patogen dan menyebabkan busuk pada buah.
- Scab** – penyakit yang menimbulkan bercak pada permukaan buah.
- Stylar End Rot** – penyakit yang membuat ujung buah menjadi busuk dan dapat menghambat pertumbuhan tanaman.

Dataset dibagi menjadi tiga subset dengan perbandingan:

- 300 citra (50%) untuk data latih (training)
- 240 citra (40%) untuk data validasi (validation)
- 60 citra (10%) untuk data uji (testing).

2. Pelatihan Model (YOLOv8)

Pelatihan model dilakukan di lingkungan komputasi cloud Google Colaboratory dengan memanfaatkan akselerasi *Graphics Processing Unit* (GPU) NVIDIA Tesla T4 untuk mempercepat proses komputasi. Implementasi sistem dibangun menggunakan pustaka Ultralytics YOLOv8 versi 8.3.221 berbasis kerangka kerja PyTorch.

Model yang digunakan adalah YOLOv8s (Small) yang menggunakan backbone berbasis Cross Stage Partial (CSP) dengan modul C2f untuk ekstraksi fitur, serta neck berbasis FPN-PAN untuk fusi fitur multi-skala, dan head anchor-free untuk proses prediksi. Model dilatih selama 100 epoch dengan *batch size* sebesar 16. Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi terhadap variasi visual di lapangan, teknik augmentasi data diterapkan secara real-time selama pelatihan, meliputi Mosaic, MixUp, serta penyesuaian saturasi dan kecerahan (HSV).

Proses pembaruan bobot dilakukan menggunakan algoritma optimasi *Stochastic Gradient Descent* (SGD) dengan momentum sebesar 0.937 dan *weight decay* sebesar 0.0005, yang dipilih untuk menjaga stabilitas konvergensi selama proses pelatihan. Kinerja pelatihan dipantau berdasarkan minimasi tiga komponen *loss* utama pada YOLOv8, yaitu *box loss* berbasis Complete Intersection over Union (CIoU) untuk regresi *bounding box*, *classification loss* berbasis Binary Cross-Entropy (BCE) untuk klasifikasi penyakit, serta *Distribution Focal Loss* (DFL) untuk meningkatkan presisi lokalisasi *bounding box*.

3. Deteksi Objek Penyakit

Setelah model YOLOv8 dilatih, tahap selanjutnya adalah mendeteksi area buah jambu biji yang terindikasi penyakit pada citra uji. Proses ini menghasilkan *bounding box* di sekitar area berpenyakit serta label kelas penyakit (Phytophthora, Scab, atau Stilar End Rot). Hasil deteksi ini menjadi dasar untuk tahap segmentasi warna menggunakan algoritma K-Means pada bagian berikutnya.

4. Segmentasi Warna Menggunakan K-Means

Segmentasi warna pada penelitian ini dilakukan menggunakan algoritma K-Means clustering sebagai tahap *Post-processing* untuk memperjelas area hasil deteksi YOLOv8. Algoritma ini mengelompokkan piksel citra pada area yang terdeteksi penyakit berdasarkan kesamaan nilai warna dalam ruang warna RGB, sehingga pola warna pada bagian yang terinfeksi dapat dianalisis secara lebih mendetail.

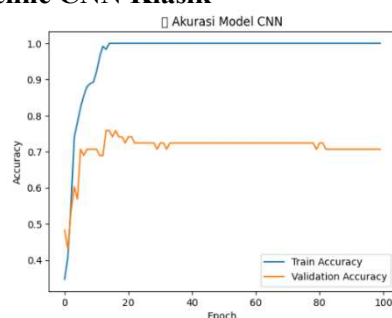
Melalui proses ini, area permukaan buah jambu biji yang menunjukkan indikasi infeksi dapat divisualisasikan dengan lebih jelas sementara bagian yang sehat tetap dapat dibedakan secara kontras warna. Tahap ini bertujuan untuk memberikan pemahaman visual yang lebih baik terhadap hasil deteksi penyakit oleh model YOLOv8.

5. Evaluasi model

Untuk mengukur kinerja model secara objektif, dilakukan pengujian akhir pada **data uji (60 citra)**, yaitu data "baru" yang belum pernah dilihat model. Metrik evaluasi yang digunakan adalah Precision (P) untuk ketepatan deteksi, Recall (R) untuk kelengkapan deteksi, dan mAP (mean Average Precision) untuk performa keseluruhan.

RESULTS

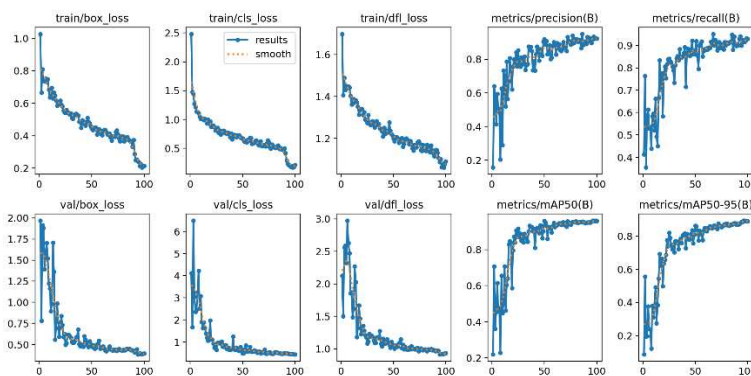
1. Hasil Eksperimen Model Baseline CNN Klasik



Gambar 2 Grafik Akurasi Pelatihan dan Validasi Model CNN Klasik

Pelatihan model CNN klasik menunjukkan bahwa akurasi pada data pelatihan meningkat secara signifikan hingga mencapai 100%, sementara akurasi pada data validasi hanya berada di kisaran 70% dan cenderung stagnan. Perbedaan yang cukup besar antara akurasi pelatihan dan validasi tersebut mengindikasikan terjadinya *overfitting*, di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan pola pada data pelatihan sehingga kemampuan generalisasi terhadap data baru menjadi terbatas. Kondisi ini menunjukkan bahwa pendekatan CNN tradisional berbasis klasifikasi citra tanpa mekanisme lokalisasi objek memiliki keterbatasan dalam menangani kasus deteksi penyakit pada buah jambu biji. Oleh karena itu, model CNN klasik digunakan sebagai pembanding awal untuk menyoroti keterbatasan pendekatan klasifikasi citra tanpa lokalisasi objek pada kasus penyakit jambu biji.

2. Hasil Pelatihan Model Usulan YOLOv8



Gambar 3 Grafik Kurva Pelatihan Model YOLOv8

Gambar 3 diatas menunjukkan perkembangan nilai *loss* dan metrik evaluasi pada model YOLOv8 selama proses pelatihan yang dilakukan hingga 100 epoch. Grafik *train/box_loss*, *train/cls_loss*, dan *train/dfl_loss* menunjukkan penurunan yang terus menerus, yang menunjukkan bahwa model berhasil belajar dengan baik dalam mendeteksi bounding box, klasifikasi objek, dan distribusi jarak fitur dengan baik. Pada sisi evaluasi, metrik *precision*, *recall*, *mAP50*, dan *mAP50-95* meningkat stabil seiring bertambahnya epoch, yang mengindikasikan bahwa kemampuan model dalam mendeteksi penyakit pada jambu biji semakin akurat. Kurva *validation loss* juga menunjukkan penurunan dan tidak ada lonjakan besar, yang menandakan bahwa pelatihan berlangsung stabil dan tidak mengalami *overfitting* yang signifikan. Secara keseluruhan, grafik ini menunjukkan bahwa YOLOv8 memberikan performa pelatihan yang konsisten dan optimal untuk tugas deteksi penyakit pada jambu biji.

3. Hasil Evaluasi Kinerja Model YOLOv8

Tabel 1 Hasil Pengujian Akhir Model YOLOv8 pada Data Uji (60 Citra)

Kelas	Images	Instances	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
all (Rata-rata)	60	60	0.867	0.923	0.952	0.891
Phytophthora	21	21	0.796	0.928	0.938	0.867
Scab	21	21	0.973	0.952	0.973	0.923
Stylar End Rot	18	18	0.831	0.889	0.945	0.883

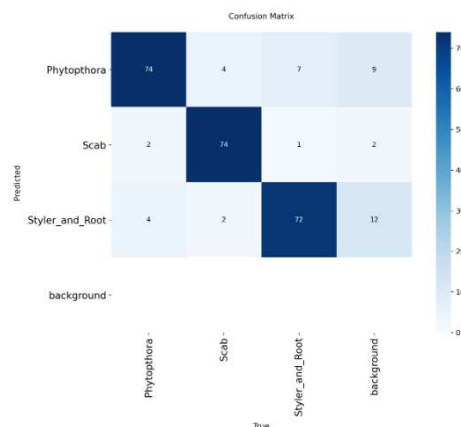
Tabel 1 diatas menunjukkan hasil evaluasi kuantitatif akhir dari model YOLOv8s yang diuji pada 60 citra data uji (test set). Ini merupakan pengujian paling objektif karena data ini belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan. Model yang diusulkan mencapai performa final yang sangat baik dengan nilai mAP50-95 rata-rata (all) sebesar 0.891 (atau 89.1%).

Poin terpenting, hasil pada *data uji* (0.891) ini sangat konsisten dengan hasil pada *data validasi* (0.894, dari 'Data Validasi' 240 gambar). Perbedaan tipis ini membuktikan model tidak *overfitting* dan memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik.

Analisis mendalam pada Tabel 1 menunjukkan:

- Kelas 'Scab' memperoleh performa terbaik dengan mAP50-95 0.923 dan Precision 0.973, mengindikasikan konsistensi deteksi yang sangat tinggi.
- Kelas 'Phytophthora' (mAP50-95 0.867) menunjukkan *trade-off* yang menarik: Recall (0.928) sangat tinggi, namun Precision (0.796) lebih rendah. Ini mengindikasikan model sangat baik dalam menemukan hampir semua penyakit 'Phytophthora' yang ada, meskipun terkadang menghasilkan beberapa deteksi keliru (*false positive*).
- Kelas 'Stylar End Rot' (mAP50-95 0.883) menunjukkan performa yang stabil dan seimbang.

Selain akurasi, metrik kecepatan juga dicatat. Model ini mencatatkan waktu inferensi (inference) rata-rata 26.1 ms per gambar. Waktu pemrosesan total dari *pre-processing* hingga *post-processing* adalah 52.7 ms (9.6ms + 26.1ms + 17.0ms), yang setara dengan ~19 FPS (*Frames Per Second*) dan menegaskan kapabilitasnya untuk aplikasi deteksi *real-time*



Gambar 4 Confusion Matrix pada Data Uji

Gambar 4 diatas memperlihatkan *confusion matrix* (matriks kebingungan) yang telah dinormalisasi. Matriks ini menjelaskan bagaimana model berfungsi dalam mengategorikan setiap kelas dan memperlihatkan posisi kesalahan yang dibuat oleh model.



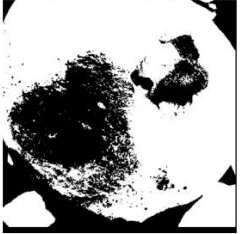
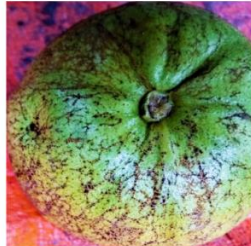

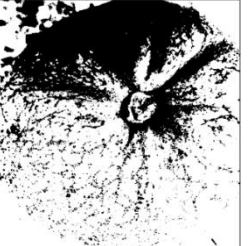
Analisis mendalam terhadap matriks ini mengungkapkan :

1. Akurasi Tinggi pada Diagonal: Angka yang tercantum di garis diagonal (prediksi yang benar) sangat tinggi, yang menunjukkan bahwa model YOLOv8s ini memiliki kinerja yang baik:
 - a. 94% (0.94) dari 'Scab' yang asli berhasil diprediksi sebagai 'Scab'.
 - b. 91% (0.91) dari 'Phytophthora' yang asli berhasil diprediksi sebagai 'Phytophthora'.
 - c. 88% (0.88) dari 'Stylar End Rot' yang asli berhasil diprediksi sebagai 'Stylar End Rot'.
2. Minimnya Kebingungan Antar-Kelas: Angka di luar diagonal (prediksi yang salah) menunjukkan tingkat yang sangat rendah. Hampir tidak ada kebingungan antar kelas (seperti model yang keliru menafsirkan 'Scab' sebagai 'Phytophthora'). Tingkat kebingungan tertinggi antar kelas hanya 1% (0.01).
3. Kesalahan Utama (Missed Detection): Kesalahan paling signifikan yang dialami model (nilai off-diagonal tertinggi) berkaitan dengan kebingungan terhadap 'background'. Ini berarti model tidak dapat mendeteksi (missed detection) penyakit yang seharusnya teridentifikasi.
 - a. Sebanyak 11% (0.11) dari 'Stylar End Rot' serta 9% (0.09) dari 'Phytophthora' terlewat oleh model (diprediksi sebagai 'background').

Secara keseluruhan, matriks ini menguatkan penemuan dalam Tabel 1 di mana model memiliki akurasi tinggi dan jarang melakukan kesalahan klasifikasi antara satu penyakit dengan yang lain. Tantangan utama yang dihadapi adalah missed detection (terkait dengan nilai Recall) pada kategori 'Stylar End Rot' dan 'Phytophthora'.

4. Hasil Kualitatif (Visual) Deteksi dan Segmentasi

Tabel 2 Hasil Deteksi YOLOv8 dan Segmentasi Warna K-Means

Identifikasi Penyakit	Citra Asli	Hasil Deteksi YOLOv8	Hasil Segmentasi K-Means
Stylar End Rot			
Scab			



Tabel 2 menyajikan visualisasi rangkaian proses dari deteksi hingga segmentasi yang menunjukkan bahwa implementasi metode berhasil menghasilkan pemetaan area penyakit secara akurat. Adapun penjelasan setiap bagian sebagai berikut :

- Identifikasi Penyakit – Menampilkan informasi jenis penyakit yang berhasil terdeteksi pada citra.
- Citra Asli – Gambar input yang digunakan sebelum melalui proses deteksi maupun segmentasi.
- Hasil Deteksi – Membuktikan bahwa model YOLOv8 berhasil melokalisasi area penyakit secara presisi melalui *bounding box* dan label kelas, sejalan dengan nilai mAP sebesar 0.891.
- Hasil Segmentasi – membuktikan bahwa algoritma K-Means berhasil menjalankan perannya sebagai *post-processing*. K-Means mengambil area di dalam *bounding box* dan memperjelas area infeksi dengan memisahkan piksel berdasarkan kluster warna, sehingga area yang sakit dapat dibedakan dengan jelas dari area sehat.

DISCUSSION

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa YOLOv8 mampu mendeteksi penyakit pada jambu biji dengan sangat baik, yang dibuktikan melalui perolehan nilai mAP50–95 sebesar 0.891 serta konsistensi performa yang stabil antara data validasi dan data uji. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya [5], [11] yang juga melaporkan bahwa YOLOv8 memiliki akurasi tinggi dan stabil dalam mendeteksi penyakit pada tanaman.

Di antara tiga kelas penyakit yang diuji, *Scab* merupakan kelas dengan performa deteksi tertinggi. Hal ini disebabkan oleh karakteristik visual *Scab* yang lebih kontras dan konsisten, seperti perubahan tekstur dan warna permukaan buah yang jelas, sehingga memudahkan proses ekstraksi fitur oleh model. Sebaliknya, *Phytophthora* dan *Stylar End Rot* masih menunjukkan beberapa kasus *missed detection*, terutama pada citra dengan area infeksi berukuran kecil atau memiliki tingkat kontras warna yang rendah dibandingkan warna alami buah. Kondisi ini menyebabkan model kesulitan membedakan antara tekstur sehat dan area terinfeksi. Penerapan segmentasi warna menggunakan algoritma K-Means terbukti efektif dalam membantu memperjelas area infeksi, sehingga memudahkan proses interpretasi visual hasil deteksi YOLOv8.

Dari sisi performa komputasi, model YOLOv8 pada penelitian ini memiliki kecepatan inferensi rata-rata 26 ms per citra, yang menunjukkan bahwa model ini layak digunakan untuk aplikasi *real-time*, sebagaimana juga dilaporkan dalam studi [12]. Temuan ini juga sejalan dengan penelitian oleh [13], yang menunjukkan bahwa YOLOv8 dapat diimplementasikan secara efektif pada perangkat dengan sumber daya terbatas untuk deteksi penyakit tanaman secara *real-time*.

Secara praktis, sistem ini berpotensi diterapkan untuk pemantauan dini penyakit oleh petani serta mendukung proses inspeksi otomatis pada industri sortasi buah. Penelitian oleh [14] menunjukkan bahwa pengembangan varian YOLOv8 pada tanaman lain dapat meningkatkan ketelitian lokalisasi penyakit, sehingga membuka peluang pengembangan lebih lanjut untuk sistem yang diusulkan. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, seperti ukuran dataset yang masih relatif terbatas serta variasi pencahayaan yang belum sepenuhnya merepresentasikan kondisi lapangan, sehingga dapat memengaruhi kemampuan generalisasi model. Keterbatasan serupa juga dilaporkan dalam penelitian deteksi penyakit berbasis deep

learning pada tanaman, di mana variasi pencahayaan dan latar belakang menjadi faktor utama yang menyebabkan penurunan akurasi model [15]

CONCLUSIONS AND RECOMMENDATIONS

Penelitian ini berhasil mengintegrasikan metode YOLOv8s dan K-Means Clustering untuk mendeteksi serta mensegmentasi penyakit pada buah jambu biji secara real-time. Hasil pengujian menunjukkan performa model yang andal dengan nilai mAP50–95 sebesar 0.891 dan waktu inferensi rata-rata 26.1 ms, yang menegaskan kelayakan sistem untuk implementasi praktis. Selain akurasi deteksi, penerapan K-Means terbukti efektif dalam memvisualisasikan area lesi penyakit secara presisi guna mendukung analisis tingkat keparahan secara visual.

Sebagai rekomendasi pengembangan selanjutnya, disarankan untuk menambah variasi dalam dataset yang mencerminkan kondisi nyata di lapangan serta mengeksplorasi metode segmentasi lainnya agar pemetaan area infeksi lebih presisi. Penerapan sistem pada perangkat mobile atau embedded memungkinkan penggunaan secara real-time di lapangan maupun saat proses penyortiran buah.

REFERENCES

- [1] F. S. Anam, M. R. Muttaqin, and Y. R. Ramadhan, "JOINTECS Klasifikasi Penyakit Pada Daun dan Buah Jambu Menggunakan," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 7, no. 1, pp. 6–8, 2023.
- [2] N. Rimpay, Surender verma, Ajay kumar, priyanka, "A Comprehensive Review On Guava Plant ; Nutritional Composition , Potential Pharmacological Activities," *J. Neonatal Surg.*, vol. 14, no. 32, pp. 1127–1145, 2025.
- [3] M. R. Shihab *et al.*, "Image dataset for classification of diseases in guava fruits and leaves," *Data Br.*, vol. 59, p. 111378, 2025, doi: 10.1016/j.dib.2025.111378.
- [4] S. B. Gowdar, Y. Pampanna, and U. Nidoni, "Influence of Weather Parameters on the Incidence and Severity of Guava Scab Caused by Pestalotiopsis psidii (Pat .)," *Int. J. Environ. Clim. Chang.*, vol. 13, no. 11, pp. 4673–4682, 2023, doi: 10.9734/IJECC/2023/v13i113646.
- [5] M. Arif, K. Majid, D. Ariatmanto, M. Informatika, and U. A. Yogyakarta, "Analisis Perbandingan Kinerja Model YOLO11 dan YOLOv8 dalam Identifikasi Penyakit pada Daun Tomat," *Bangkit Indones.*, vol. 14, no. 02, pp. 63–72, 2025, doi: 10.52771/bangkitindonesia.v14i2.459.
- [6] M. Yaseen, "What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector," vol. 8, pp. 1–10, 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2409.07813>
- [7] A. Raj *et al.*, "YOLO-ODD : an improved YOLOv8s model for onion foliar disease detection," no. May, pp. 1–18, 2025, doi: 10.3389/fpls.2025.1551794.
- [8] V. N. February, P. Chin, K. Ng, and N. Palanichamy, "Plant Disease Detection and Classification Using Deep Learning Methods : A Comparison Study," vol. 3, no. 1, 2024.
- [9] A. Ghafar, C. Chen, S. Atif, A. Shah, and Z. U. Rehman, "Visualizing Plant Disease Distribution and Evaluating Model Performance for Deep Learning Classification with YOLOv8," pp. 1–13, 2024.
- [10] E. J. Haidar Ahmad Fajri, Safrizal Ardana Ardiyansa, "Segmentasi Citra Daun Tomat Berpenyakit dengan Metode K-Means Clustering pada Ruang Warna HSV," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 14, no. 2, pp. 3001–3013, 2025, doi: <https://doi.org/10.33022/ijcs.v14i2.4685>.
- [11] A. S. Siti Choiriyah, "Perbandingan Deep Learning YOLOv5 dan YOLOv8 Untuk Deteksi Penyakit Daun Tanaman Tomat," *J. Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 6, no. March, 2025, doi: 10.62527/jitsi.6.1.357.
- [12] G. A. Artanto *et al.*, "IMPLEMENTASI YOLOV8 PADA SISTEM DETEKSI PENYAKIT IKAN MAS KOKI MENGGUNAKAN RASPBERRY PI5," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.*, vol. 13, no. 3, 2025, doi:

-
- <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3.6770>.
- [13] U. Mohiuddin and E. A. Mohammed, "Real-Time Plant Disease Detection Using YOLOv8 on a Low Resources Device," Calgary, Alberta, 2025.
- [14] J. Desai and A. Ganatra, "An Improved Yolov8 for Enhanced Disease Detection and Localization in Cotton Plants," vol. 10, no. 2, 2025.
- [15] A. Goyal and K. Lakhwani, "Integrating advanced deep learning techniques for enhanced detection and classification of citrus leaf and fruit diseases," pp. 1–23, 2025.