E-ISSN : 3025-1311
https://ejournal.warunayama.org/kohesi

Kohesi: Jurnal Multidisiplin Saintek
Volume 11 No 2 Tahun 2026

APLIKASI MONITORING PERKEMBANGAN KESEHATAN PADA BIBIT POHON SAWIT BERBASIS PENGOLAHAN CITRA

Muhammad Rendy[1*], Leonardus Sandy Ade Putra [2], Redi Ratiandi Yacoub [3]
[1,2,3] Teknik Elektro, Universitas Tanjungpura
[1]mrendy824@gmail.com

Abstract

Oil palm seedlings are susceptible to pests and diseases that can compromise plant quality. Manual identification processes are time-consuming and demand high precision, creating a need for an automated detection system. This study aims to develop an Android-based oil palm seedling health monitoring application utilizing digital image processing and the YOLOv11 model. The research stages include dataset collection, data labeling, model training, application implementation, and real-time field testing. The developed system is capable of detecting leaf spot, leaf rust, and nocturnal beetles, classifying them by severity levels: mild, moderate, and severe. Field testing results, based on 570 images containing a total of 3,093 objects, demonstrate accuracy rates ranging from 76.68% to 100%. These results indicate that the developed application can detect diseases in oil palm seedlings in real-time and holds potential as a tool for monitoring seedling health in the field.

***Keywords**: YOLOv11, Digital Image Processing, Oil Palm Seedlings, Disease Detection, Android.*

Abstrak

Bibit kelapa sawit rentan terhadap serangan penyakit dan hama yang dapat menurunkan kualitas tanaman. Proses identifikasi yang masih dilakukan secara manual memerlukan waktu dan ketelitian yang tinggi sehingga diperlukan sistem deteksi otomatis. Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi pemantauan kesehatan bibit kelapa sawit berbasis pengolahan citra digital menggunakan model YOLOv11 pada perangkat Android. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset, pelabelan data, pelatihan model, implementasi aplikasi, dan pengujian secara real-time di lapangan. Sistem yang dikembangkan mampu mendeteksi penyakit bercak daun, karat daun, dan kumbang malam berdasarkan tingkat keparahan ringan, sedang, dan parah. Hasil pengujian langsung di lapangan menggunakan 570 foto dengan total 3.093 objek menunjukkan tingkat akurasi sebesar 76,68% hingga 100%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa aplikasi yang dikembangkan mampu mendeteksi penyakit pada bibit kelapa sawit secara real-time dan berpotensi digunakan sebagai alat bantu pemantauan kesehatan bibit di lapangan.

Kata Kunci: YOLOv11, Pengolahan Citra Digital, Bibit Kelapa Sawit, Deteksi Penyakit, Android

Article History
Received: June 2026
Reviewed: June 2026
Published: July 2026

Plagiarism Checker No.: 237.u873247.fh8374

Copyright : Author
Publish by : Kohesi

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

1. PENDAHULUAN

Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memiliki peran penting dalam perekonomian Indonesia. Produktivitas tanaman kelapa sawit dapat menurun akibat serangan berbagai penyakit yang menyerang sejak fase pembibitan hingga tanaman menghasilkan. Penyakit pada bibit kelapa sawit dapat menyebabkan kerusakan daun, menghambat pertumbuhan, serta menurunkan kualitas bibit yang akan ditanam di lapangan [1]. Oleh karena itu, diperlukan metode identifikasi penyakit yang cepat agar penanganan dapat dilakukan sedini mungkin untuk mencegah penyebaran penyakit dan mengurangi kerugian yang ditimbulkan.

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan telah memberikan peluang baru dalam bidang pertanian, khususnya untuk membantu proses identifikasi penyakit tanaman secara otomatis. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah You Only Look Once (YOLO), yaitu algoritma deteksi objek yang mampu melakukan identifikasi secara real-time dengan tingkat akurasi dan kecepatan yang tinggi [2]. Dibandingkan metode klasifikasi citra konvensional, YOLO mampu melakukan lokalisasi dan klasifikasi objek secara bersamaan sehingga lebih sesuai untuk aplikasi monitoring berbasis perangkat mobile.

Berbagai penelitian telah membuktikan efektivitas metode deep learning dalam bidang pertanian. Safina dkk. (2024) menerapkan YOLOv8 untuk mendeteksi penyakit daun jambu air dan memperoleh accuracy 91%, precision 89%, recall 96%, serta mAP 89% [2]. Yasen dkk. (2023) menggunakan YOLO untuk mendeteksi hama dan penyakit pada daun cabai dengan akurasi 73%, precision 77,4%, recall 67,1%, dan mAP 75,1% [3]. Oktafanda (2022) menerapkan CNN untuk klasifikasi kualitas bibit kelapa sawit dengan akurasi 95% [4], sedangkan Rasywir dkk. (2020) menggunakan CNN untuk diagnosis penyakit kelapa sawit dan memperoleh rata-rata akurasi 87% [5]. Selain itu, Huda dkk. (2025) menunjukkan bahwa YOLOv11 mampu mengidentifikasi tingkat kematangan buah mangga dengan akurasi hingga 100% pada kategori buah matang [7].

Meskipun penelitian-penelitian tersebut menunjukkan hasil yang baik, sebagian besar masih berfokus pada identifikasi jenis penyakit atau klasifikasi objek tanpa memperhatikan tingkat keparahan penyakit. Selain itu, implementasi sistem berbasis Android yang dapat digunakan secara offline untuk mendukung monitoring kesehatan bibit kelapa sawit secara langsung di lapangan masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem identifikasi penyakit pada bibit kelapa sawit menggunakan model YOLOv11 yang diimplementasikan pada aplikasi Android. Sistem yang diusulkan mampu mendeteksi penyakit bercak daun (*Curvularia sp.*), karat daun (*Leaf Rust Disease*), dan kumbang malam (*Apogonia sp.*), serta mengklasifikasikan tingkat keparahan penyakit ke dalam kategori ringan, sedang, dan parah. Selain itu, aplikasi dilengkapi dengan informasi solusi penanggulangan dan Bersifat standalone sehingga dapat dioperasikan secara offline tanpa memerlukan koneksi internet. sehingga lebih praktis digunakan dalam proses identifikasi dan pemantauan kondisi kesehatan bibit kelapa sawit di lapangan.

2. METODE PENELITIAN

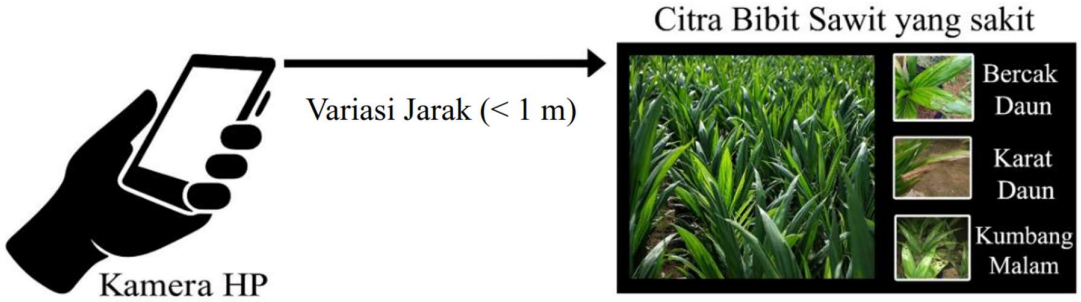
Penelitian ini menggunakan metode eksperimen dengan menerapkan model YOLOv11 untuk mendeteksi kondisi kesehatan bibit sawit secara real-time melalui aplikasi Android berbasis pengolahan citra. Variabel bebas meliputi model YOLOv11, jarak pengambilan gambar, dan dataset yang digunakan, sedangkan variabel terikat mencakup akurasi deteksi, kecepatan pemrosesan, dan kinerja aplikasi. Faktor pencahayaan dan sudut pengambilan gambar dikendalikan untuk menjaga konsistensi hasil. Penelitian ini bertujuan meningkatkan akurasi deteksi kesehatan bibit sawit guna mendukung proses pemantauan dan pengambilan keputusan secara cepat dan tepat.

2.1 Proses Pengambilan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh secara langsung melalui proses pengambilan citra bibit kelapa sawit yang terindikasi penyakit. Pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera ponsel dengan jarak kurang dari 1 meter dari objek daun, dengan memperhatikan pencahayaan, posisi kamera, dan kondisi lingkungan agar kualitas citra tetap optimal.

Adapun tahapan pengambilan dataset meliputi:

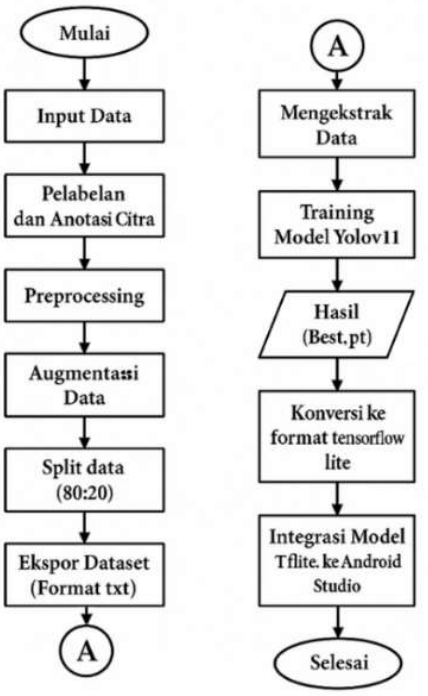
1. Identifikasi bibit kelapa sawit berdasarkan jenis penyakit dan tingkat keparahan.
2. Pengambilan citra menggunakan kamera ponsel dengan jarak kurang dari 1 meter dari objek daun.
3. Penyimpanan citra dengan penamaan sesuai jenis penyakit dan tingkat keparahan untuk memudahkan pengelompokan data.
4. Anotasi dataset menggunakan Roboflow sebelum digunakan dalam proses pelatihan model YOLOv11.
5. Pembagian dataset menjadi data latih (training) dan data uji (testing) untuk proses pelatihan dan evaluasi model.



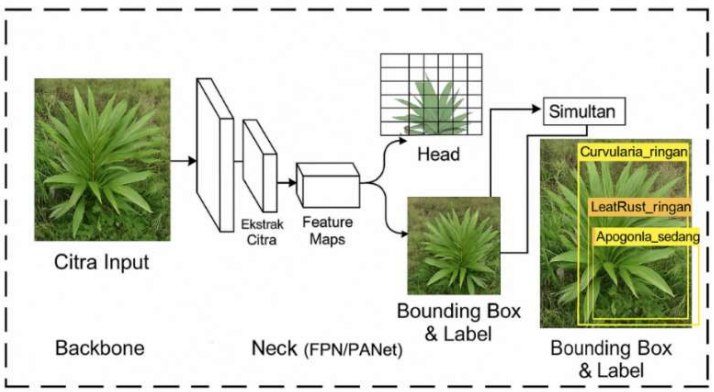
2.2 Pengolahan Data dan Perancangan Model YOLOv11 Berbasis Android

Gambar dibawah menunjukkan tahapan pengolahan data dan perancangan model YOLOv11 berbasis Android.

1. Input Dataset, yaitu mengunggah dataset hasil pengambilan citra ke Roboflow sebagai data masukan.
2. Anotasi dan Pelabelan Citra, yaitu memberikan *bounding box* dan label pada setiap objek penyakit sesuai kelas yang telah ditentukan.
3. Preprocessing Data, yaitu mengubah ukuran seluruh citra menjadi 640 × 640 piksel agar sesuai dengan spesifikasi input model.
4. Augmentasi Data, yaitu melakukan transformasi citra untuk meningkatkan variasi dataset dan kemampuan generalisasi model.
5. Split Dataset, yaitu membagi dataset menjadi 80% data latih dan 20% data validasi.
6. Ekspor dan Persiapan Dataset, yaitu mengekspor dataset dalam format YOLO dan mempersiapkannya untuk proses pelatihan.
7. Pelatihan Model YOLOv11, yaitu melatih model menggunakan dataset yang telah diproses.
8. Penyimpanan Model Terbaik, yaitu menyimpan model dengan performa terbaik dalam format *best.pt*.
9. Konversi ke TensorFlow Lite, yaitu mengubah model ke format.*tflite* agar dapat dijalankan pada perangkat Android.
10. Integrasi ke Android Studio, yaitu mengintegrasikan model.*tflite* ke dalam aplikasi Android untuk melakukan deteksi penyakit bibit kelapa sawit secara *real-time*.

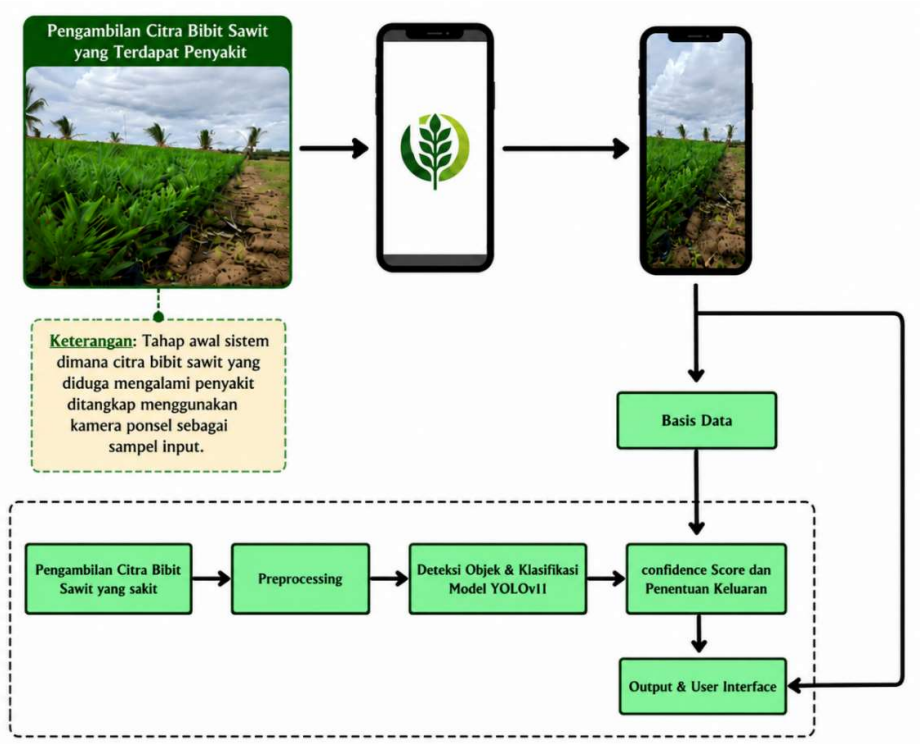


Pada penelitian ini, YOLOv11 mengekstraksi fitur dari citra bibit kelapa sawit yang menunjukkan gejala penyakit melalui tahapan konvolusi yang terintegrasi dalam tiga komponen utama, yaitu *backbone*, *neck*, dan *head*. Proses ekstraksi fitur ini bertujuan untuk mengenali karakteristik penyakit pada daun serta mengklasifikasikan tingkat keparahannya. Berikut merupakan arsitektur dan metode ekstraksi fitur yang digunakan pada YOLOv11.



2.3 Arsitektur Sistem

arsitektur sistem pemantauan kesehatan bibit kelapa sawit berbasis pengolahan citra digital menggunakan model YOLOv11. Proses diawali dengan pengambilan citra bibit kelapa sawit menggunakan kamera pada perangkat Android, kemudian citra melalui tahap *preprocessing* sebelum diproses oleh model YOLOv11 untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit. Hasil deteksi selanjutnya dievaluasi berdasarkan nilai *confidence score* dan basis data untuk menentukan keluaran sistem. Informasi hasil deteksi ditampilkan melalui antarmuka aplikasi dalam bentuk *bounding box*, label kelas, dan tingkat keparahan penyakit secara *real-time*.



2.4 Analisis Hasil

Analisis hasil dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model YOLOv11 dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada bibit kelapa sawit. Evaluasi model menggunakan metrik *mAP@50*, *mAP@50-95*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Selain itu, pengujian dilakukan untuk memastikan sistem mampu mengidentifikasi jenis penyakit dan tingkat keparahannya secara *real-time* pada jarak pengambilan citra yang disesuaikan kurang dari 1meter melalui aplikasi Android.

2.5 Perancangan Tampilan GUI

Perancangan *Graphical User Interface* (GUI) pada aplikasi Android bertujuan memudahkan pengguna dalam melakukan deteksi penyakit pada bibit kelapa sawit. Tampilan utama aplikasi terdiri dari informasi sistem, menu solusi penanggulangan penyakit, tombol Mulai Deteksi untuk memulai proses identifikasi, serta tombol Exit untuk keluar dari aplikasi.



3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas hasil pengujian model YOLOv11 dalam mendeteksi penyakit pada bibit kelapa sawit. Evaluasi dilakukan terhadap tiga jenis penyakit dengan tingkat keparahan ringan, sedang, dan parah untuk mengetahui kemampuan deteksi dan akurasi model.

3.1 Pengumpulan Data Primer

Data primer diperoleh melalui pengambilan citra bibit kelapa sawit secara langsung di lapangan menggunakan kamera ponsel. Pengambilan gambar dilakukan pada jarak kurang dari 1meter dengan variasi sudut dari atas dan samping dan jarak 15cm, 30cm, dan 50cm. Setiap citra diambil dengan pencahayaan yang memadai serta memastikan area penyakit berada dalam satu bingkai sehingga menghasilkan dataset yang representatif untuk proses pelatihan dan pengujian model.



Pengambilan Data Primer



Hasil Pengambilan Data Primer

Tabel 1. Jumlah Data Primer

Jenis Penyakit	Jumlah Foto yang Mengandung Penyakit
Bercak Daun	2803
Karat Daun	2199
Kumbang Malam	1754
Total Dataset	3353 Foto

Pada penelitian ini digunakan data primer sebanyak 3353 foto hasil pengambilan langsung di lapangan. Jumlah data pada setiap kategori dapat melebihi total dataset karena dalam satu gambar terdapat kombinasi lebih dari satu penyakit, sehingga foto yang sama dapat terhitung pada beberapa kategori sekaligus.

3.2 Pengolahan Dataset

Pada tahap ini dilakukan pelabelan dan anotasi citra menggunakan Roboflow untuk mempersiapkan dataset sebelum proses pelatihan model. Setiap citra dikelompokkan berdasarkan jenis penyakit dan tingkat keparahannya sehingga menghasilkan dataset yang terstruktur.

3.2.1 Pembuatan Kelas Dataset

Dataset dibagi menjadi sembilan kelas yang merupakan kombinasi dari tiga jenis penyakit dan tiga tingkat keparahan, yaitu ringan, sedang, dan berat.

3.2.2 Proses Pelabelan dan Anotasi

Pelabelan dan anotasi dilakukan dengan memberikan *bounding box* pada area penyakit menggunakan Roboflow sesuai dengan kelas yang telah ditentukan.

3.2.3 Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan dengan mengubah ukuran citra menjadi 640 × 640 piksel untuk menyeragamkan input model YOLOv11.

3.2.4 Augmentasi Data

Augmentasi dilakukan untuk meningkatkan variasi dataset melalui *flip* horizontal dan vertikal, rotasi 10°, serta penambahan *noise*.

3.2.5 Split Data

Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data validasi untuk mendukung proses pelatihan dan evaluasi model.

3.3 Pelatihan Model

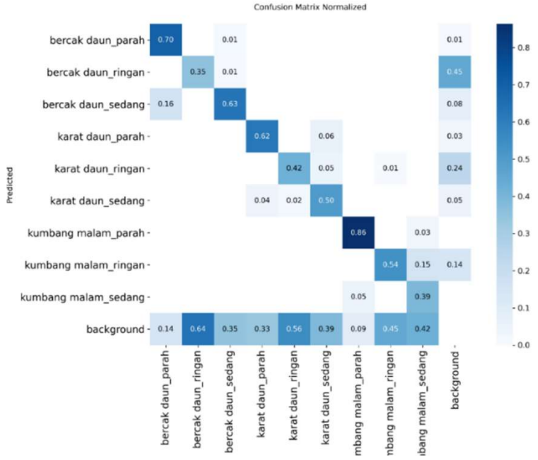
Dataset yang telah diproses diekspor dari Roboflow dan diintegrasikan ke Google Colab menggunakan API Key. Selanjutnya, dataset digunakan untuk melatih model YOLOv11 dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada bibit kelapa sawit. Pelatihan dilakukan menggunakan model YOLOv11 Nano (yolo11n.pt) selama 120 epoch dengan confidence threshold 0,4 untuk memperoleh model dengan performa deteksi yang optimal. dan model terbaik disimpan sebagai best.pt pada direktori runs/detect/.../weights/ untuk keperluan evaluasi dan pengujian akhir.

Tabel 2. Hasil Pelatihan

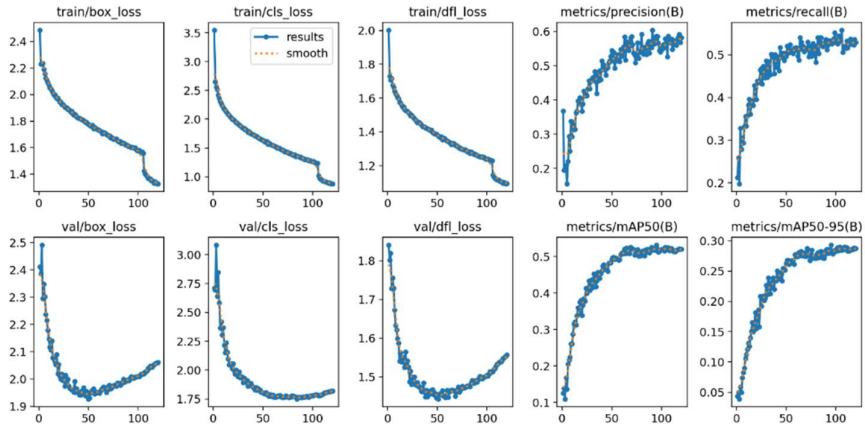
Class	Images	Instance	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
all	670	6442	0.585	0.532	0.531	0.293
bercak daun_parah	39	56	0.677	0.75	0.774	0.476
bercak daun_ringan	534	2889	0.449	0.272	0.266	0.104
bercak daun_sedang	269	567	0.593	0.57	0.563	0.266
karat daun_parah	139	218	0.6	0.599	0.587	0.307
karat daun_ringan	400	1563	0.538	0.359	0.371	0.169
karat daun_sedang	181	287	0.525	0.491	0.462	0.237
kumbang malam_parah	19	22	0.772	0.864	0.842	0.535
kumbang malam_ringan	309	807	0.559	0.489	0.477	0.248
kumbang malam_sedang	31	33	0.552	0.394	0.441	0.298

3.4 Evaluasi Model

Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan evaluasi untuk mengukur kinerja model YOLOv11 menggunakan *confusion matrix* dan grafik hasil pelatihan (*results.png*). *Confusion matrix* digunakan untuk menganalisis distribusi nilai *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN) pada setiap kelas. Sementara itu, grafik pelatihan digunakan untuk memantau perkembangan nilai *loss*, *precision*, *recall*, dan *mAP* selama proses pelatihan. Hasil evaluasi digunakan untuk menilai akurasi dan kemampuan generalisasi model dalam mendeteksi penyakit pada bibit kelapa sawit.



Berdasarkan *normalized confusion matrix*, model menunjukkan performa yang baik pada kelas dengan tingkat keparahan tinggi, yaitu kumbang malam_parah dengan nilai recall 0,86, bercak daun_parah sebesar 0,70, bercak daun_sedang sebesar 0,63, dan karat daun_parah sebesar 0,62. Sementara itu, performa pada kelas ringan masih relatif rendah, yaitu karat daun_ringan sebesar 0,42 dan bercak daun_ringan sebesar 0,35, yang sebagian masih terklasifikasi sebagai *background*. Hasil ini menunjukkan bahwa model lebih efektif mengenali gejala penyakit dengan tingkat keparahan tinggi dibandingkan gejala ringan yang memiliki karakteristik visual lebih sulit dibedakan.



Grafik hasil pelatihan menunjukkan bahwa nilai *box loss*, *cls loss*, dan *dfl loss* pada data pelatihan maupun validasi mengalami penurunan yang konsisten hingga akhir epoch, menandakan model berhasil mempelajari pola pada dataset dengan baik. Nilai *precision* dan *recall* meningkat secara bertahap hingga mencapai kisaran 0,55–0,60, yang menunjukkan peningkatan kemampuan model dalam mendeteksi objek secara tepat dan lengkap. Selain itu, model memperoleh nilai mAP@50 sebesar 0,52 dan mAP@50–95 sebesar 0,29, yang menunjukkan kemampuan deteksi berada pada kategori cukup baik. Kesesuaian nilai metrik antara data pelatihan dan validasi mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik serta tidak mengalami *overfitting* yang signifikan.

Tabel 3. Hasil Metrix Evaluasi

Model	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95	F1-Score
YOLOv11	58.5%	53.2%	53.1%	29.3%	55.6%

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model YOLOv11 memperoleh nilai precision 58,5%, recall 53,2%, mAP@50 53,1%, mAP@50–95 29,3%, dan F1-score 55,6%. Performa ini dapat dikategorikan cukup baik karena model harus membedakan 9 kelas yang merupakan kombinasi dari 3 jenis penyakit dan 3 tingkat keparahan. Selain itu, beberapa kelas memiliki karakteristik visual yang mirip, terutama pada tingkat keparahan ringan dan sedang, sehingga meningkatkan tingkat kesulitan klasifikasi. Meskipun demikian, model mampu mencapai nilai *mAP@50* di atas 50% dan menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mendeteksi serta mengklasifikasikan objek penyakit pada bibit kelapa sawit. Performa model masih dapat ditingkatkan melalui penambahan jumlah dataset, pemerataan distribusi data antar kelas, serta optimasi parameter pelatihan.

3.5 Pengujian Tidak Langsung

Pengujian tidak langsung dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model YOLOv11 dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada bibit kelapa sawit menggunakan data yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Pengujian dilakukan terhadap 783 citra data uji, di mana setiap citra dapat memuat lebih dari satu objek penyakit sehingga model harus mampu melakukan deteksi multiobjek dalam satu gambar.

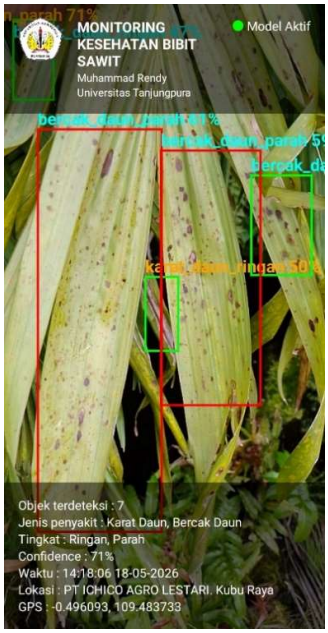
Tabel 4. Hasil Pengujian Tidak Langsung

Class	Jumlah Objek Uji	Terdeteksi Benar	Terdeteksi Salah	Akurasi
bercak daun_parah	14	12	2	85,71%
bercak daun_ringan	1831	1131	700	61,77%
Bercak daun_sedang	275	205	70	74,55%
karat daun_parah	285	223	62	78,25%
karat daun_ringan	1419	1051	368	74,07%
karat daun_sedang	290	214	76	73,79%
kumbang malam_parah	135	102	33	75,56%
kumbang malam_ringan	1203	904	299	75,15%
kumbang malam_sedang	88	53	35	60,23%

Berdasarkan hasil pengujian tidak langsung terhadap 5.540 objek uji yang terdiri dari 9 kelas penyakit, model menunjukkan kemampuan deteksi yang cukup baik dengan tingkat akurasi yang bervariasi pada setiap kelas. Akurasi tertinggi diperoleh pada kelas bercak daun_parah sebesar 85,71%, sedangkan akurasi terendah terdapat pada kelas kumbang malam_sedang sebesar 60,23%. Perbedaan akurasi antar kelas dipengaruhi oleh jumlah objek uji, kemiripan karakteristik visual antar kelas, serta variasi kondisi citra. Selain itu, proses pelatihan menggunakan citra yang diambil dari beberapa sudut pandang tertentu, sehingga kemampuan model dalam mengenali objek pada sudut pengamatan yang lebih beragam masih terbatas. Kondisi ini dapat menyebabkan penurunan akurasi ketika model dihadapkan pada citra dengan perspektif yang berbeda dari data latih. Meskipun demikian, secara keseluruhan model mampu mendeteksi sebagian besar objek penyakit pada bibit kelapa sawit dengan performa yang cukup baik.



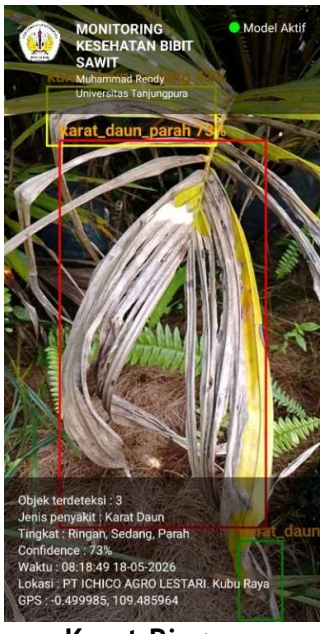
Bercak Ringan



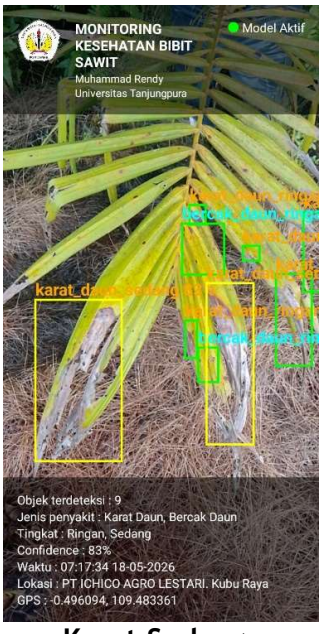
Bercak Sedang



Bercak Parah



Karat Ringan



Karat Sedang



Karat Parah



Kumbang Ringan



Kumbang Sedang



Kumbang Parah

3.6 Pengujian Langsung di lapangan

Pengujian aplikasi menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi penyakit pada bibit kelapa sawit secara *real-time* sesuai dengan rancangan. Aplikasi menampilkan informasi hasil deteksi berupa jumlah objek, jenis penyakit, tingkat keparahan, *confidence score*, waktu pengamatan, lokasi, dan koordinat GPS. Nilai *confidence score* menunjukkan tingkat keyakinan model terhadap hasil prediksi per penyakit, di mana nilai tertinggi digunakan sebagai hasil deteksi utama. Selain itu, fitur Ambil Foto berfungsi dengan baik untuk menyimpan hasil deteksi dan informasi monitoring ke galeri perangkat sebagai dokumentasi. Secara keseluruhan, seluruh fitur aplikasi berjalan dengan baik dan mendukung proses monitoring kesehatan bibit kelapa sawit di lapangan.

Tabel 5. Hasil Pengujian Langsung

Class	Jumlah Objek Uji	Terdeteksi Benar	Terdeteksi Salah	Akurasi
bercak daun parah	13	13	0	100%
bercak daun_ringan	935	717	218	76.68%
Bercak daun_sedang	108	102	6	94.44%
karat daun_parah	168	165	3	98.21%
karat daun_ringan	866	744	122	85.91%
karat daun_sedang	204	187	17	91.67%
kumbang malam_parah	87	84	3	96.55%
kumbang malam_ringan	641	594	47	92.67%
kumbang malam_sedang	69	67	2	97.10%

Berdasarkan hasil pengujian yang ditunjukkan pada Tabel 5 evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil deteksi model terhadap kondisi sebenarnya pada setiap citra uji. Penentuan objek terdeteksi benar dan terdeteksi salah dilakukan melalui pemeriksaan manual dengan membandingkan hasil deteksi model terhadap kondisi sebenarnya. Objek yang terdeteksi sesuai kelasnya dikategorikan sebagai terdeteksi benar, sedangkan objek yang tidak terdeteksi atau terdeteksi pada kelas yang tidak sesuai dikategorikan sebagai terdeteksi salah. Pengujian langsung dilakukan menggunakan 570 foto uji dengan total 3.093 objek uji yang terdiri dari penyakit bercak daun, karat daun, dan kumbang malam pada tingkat keparahan ringan, sedang, dan parah. Berdasarkan hasil pengujian, model YOLOv11 mampu melakukan deteksi penyakit pada bibit kelapa sawit secara optimal pada berbagai kondisi pengambilan citra dengan jarak pengambilan yang disesuaikan dengan kondisi nyata di lapangan.

3.6.1 Informasi Penanggulangan Penyakit

Aplikasi menyediakan fitur informasi penanggulangan penyakit yang dapat diakses melalui gambar penyakit pada halaman utama. Ketika pengguna memilih salah satu jenis penyakit, sistem akan menampilkan informasi mengenai penyakit tersebut beserta langkah-langkah penanganan yang dapat dilakukan.



KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa telah berhasil dikembangkan aplikasi monitoring kesehatan bibit kelapa sawit berbasis Android menggunakan model YOLOv11n yang mampu mendeteksi penyakit bercak daun (Curvularia sp.), karat daun (Leaf Rust Disease), dan kumbang malam (Apogonia sp.), sekaligus mengklasifikasikan tingkat keparahan menjadi kategori ringan, sedang, dan parah. Sistem yang dibangun mampu melakukan deteksi secara real-time dan *standalone* melalui perangkat

smartphone, serta menyediakan informasi hasil deteksi meliputi jenis penyakit, tingkat keparahan, nilai confidence, waktu, lokasi GPS, dokumentasi, dan rekomendasi penanganan sehingga mendukung proses monitoring yang lebih efektif dan terstruktur di lapangan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model YOLOv11n memiliki kinerja yang baik dengan tingkat akurasi pada pengujian tidak langsung sebesar 60,23%–85,71% dan pada pengujian langsung di lapangan sebesar 76,68%–100%, yang menunjukkan bahwa sistem mampu beradaptasi dengan kondisi nyata. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan berpotensi menjadi solusi dalam pemantauan kesehatan bibit kelapa sawit, meskipun masih terdapat peluang pengembangan lebih lanjut melalui peningkatan variasi dataset, perluasan jenis penyakit, penggunaan model yang lebih besar, integrasi sistem berbasis web, serta peningkatan kualitas perangkat akuisisi citra untuk meningkatkan akurasi dan cakupan deteksi di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

[1] M. Melidawati, I. Sofi'i, and W. K. Fauziah, "Optimalisasi Citra Termal dalam Pertanian Presisi untuk Deteksi Dini Masalah Kesehatan Bibit Kelapa Sawit," *J. Budid. Pertan.*, vol. 19, no. 2, pp. 106–110, Dec. 2023, doi: 10.30598/jbdp.2023.19.2.106.

[2] N. Safina, M. Fikry, and ; Cut Agusniar, "Penerapan YOLOv8 Dalam Deteksi Penyakit Daun Jambu Air Secara Real-time," vol. 17, no. 2, 2024, doi: 10.33322/petir.v17i2.2563.

[3] N. M. Yasen, S. Rifka, R. Vitria, and Y. Yulindon, "Pemanfaatan Yolo Untuk Deteksi Hama Dan Penyakit Pada Daun Cabai Menggunakan Metode Deep Learning," *Elektron J. Ilm.*, pp. 63–71, Dec. 2023, doi: 10.30630/eji.0.0.397.

[4] E. Oktafanda, "Klasifikasi Citra Kualitas Bibit dalam Meningkatkan Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 4, no. 3, pp. 72–77, 2022, doi: 10.37034/infeb.v4i3.143.

[5] E. Rasywir, R. Sinaga, and Y. Pratama, "Analisis dan Implementasi Diagnosis Penyakit Sawit dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Paradig. - J. Komput. dan Inform.*, vol. 22, no. 2, pp. 117–123, 2020, doi: 10.31294/p.v22i2.8907.

[6] Y. Prayudi, "Analisis Dan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Padi Dengan Menggunakan Metode Yolov8," vol. 11, no. 6, pp. 5676–5683, 2024.

[7] M. M. Huda *et al.*, "Identifikasi Mangga Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Yolo 11," 2025.

[8] R. Kurniawan, A. T. Martadinata, and S. D. Cahyo, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Sawit Berbasis Deep Learning dengan Menggunakan Arsitektur Yolov5," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 5, no. 1, pp. 302–309, Oct. 2023, doi: 10.47065/josh.v5i1.4408.

[9] M. Bitra and C. Dewi, "Penggunaan YOLOv8 untuk Deteksi Penyakit Daun Kopi," *Kesatria: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer dan Manajemen)*, vol. 5, no. 4, 2024.

[10] Estebanuri. (2023, September 28). *Real-time object detection in Android with YOLOv11*. Medium. https://medium.com/@estebanuri/real-time-object-detection-in-android-with-yolov11-6b7514556185

[11] L. Sandy And A. Putra, "*The Recognition Of Semaphore Letter Code Using Haar Wavelet And Euclidean Function*," No. 1, Pp. 759–763, 2018.