

# Penerapan Metode YOLOv10 Untuk Deteksi Penyakit Pada Tanaman Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Daun

Irfan Kurniawan<sup>\*1</sup>, Sumijan<sup>2</sup>, Gunadi Widi Nurcahyo<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Magister Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Putra Indonesia "YPTK"  
Padang

Email: <sup>\*1</sup>[irfankurniawan858@gmail.com](mailto:irfankurniawan858@gmail.com), <sup>2</sup>[sumijan@upiptk.ac.id](mailto:sumijan@upiptk.ac.id), <sup>3</sup>[gunadiwidi@yahoo.co.id](mailto:gunadiwidi@yahoo.co.id)

(Naskah masuk: 19 Februari 2025, diterima untuk diterbitkan: 20 Juli 2025)

**Abstrak:** Kelapa sawit merupakan komoditas penting bagi perekonomian Indonesia, dengan luas perkebunan mencapai 15 juta hektar dan produksi CPO 24,9 juta ton (2023). Produktivitas tanaman sering terganggu oleh penyakit daun, sementara petani kesulitan mengidentifikasi penyakit secara akurat. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi penyakit daun kelapa sawit menggunakan algoritma YOLOv10, dengan fokus pada tiga jenis penyakit: bercak daun (*Culvularia*), defisiensi kalium, dan karat daun. Dataset terdiri dari 130 gambar primer dari lapangan dan 120 gambar sekunder dari Kaggle. Preprocessing meliputi normalisasi ukuran, cropping, resizing, dan perbaikan kualitas gambar. Augmentasi data dilakukan dengan teknik rotasi, flipping, dan blurring. Hasil penelitian menunjukkan performa menjanjikan dengan mAP@0.5 sebesar 75,3%. Defisiensi kalium mencapai akurasi tertinggi (90%), sementara bercak daun (69%) dan karat daun (54%) menunjukkan hasil bervariasi. Model diimplementasikan dalam aplikasi Android dengan fitur deteksi, informasi penyakit, dan panduan perawatan, berhasil melakukan 27 deteksi benar dari 30 sampel. Sistem ini menawarkan solusi praktis bagi petani untuk mengidentifikasi dan menangani penyakit kelapa sawit secara efektif.

**Kata Kunci** – Kelapa Sawit; YOLOv10; Deteksi Penyakit Daun; Computer Vision; Deep Learning

## Application of YOLOv10 Method for Disease Detection in Oil Palm Plants Based on Leaf Images

**Abstract:** Oil palm is a vital commodity for Indonesia's economy, with plantations covering 15 million hectares and CPO production reaching 24.9 million tons (2023). Plant productivity is often compromised by leaf diseases, while farmers struggle with accurate disease identification. This research aims to develop a palm leaf disease detection system using the YOLOv10 algorithm, focusing on three major diseases: leaf spot (*Culvularia*), potassium deficiency, and leaf rust. The dataset consists of 130 primary images from field observations and 120 secondary images from Kaggle. Preprocessing includes size normalization, cropping, resizing, and image quality enhancement. Data augmentation was performed using rotation, flipping, and blurring techniques. Research results show promising performance with 75.3% mAP@0.5. Potassium deficiency achieved the highest accuracy (90%), while leaf spot (69%) and leaf rust (54%) showed varying results. The model was implemented in an Android application featuring detection capabilities, disease information, and treatment guidelines, successfully performing 27 correct detections out of 30 test samples. This system offers farmers a practical solution for effectively identifying and managing oil palm diseases.

**Keywords** – Oil Palm, YOLOv10, Leaf Disease Detection, Computer Vision, Deep Learning

### 1. PENDAHULUAN

Perkembangan ilmu komputer telah mengalami transformasi signifikan dalam beberapa dekade terakhir, menghadirkan berbagai inovasi teknologi yang mengubah cara manusia menyelesaikan permasalahan kompleks. Salah satu pencapaian penting dalam evolusi ini adalah munculnya Artificial Intelligence (AI) atau kecerdasan buatan, sebuah bidang ilmu yang bertujuan mereplikasi kecerdasan manusia dan menerapkannya pada mesin [5]. Sebuah sistem dapat dikategorikan sebagai AI jika mampu berkomunikasi, menyimpan pengetahuan, melakukan penalaran, dan belajar dari lingkungannya [11].

Deep Learning, sebagai pengembangan AI yang terinspirasi dari cara kerja neuron otak manusia, menggunakan jaringan syaraf multi-layer (Neural Network) untuk memproses data dalam jumlah besar guna menyelesaikan permasalahan kompleks [4]. Salah satu implementasi utamanya adalah Computer Vision, yang berkaitan dengan persepsi visual untuk mengamati pola dan objek melalui input visual [7]. Dalam Computer Vision, object detection menjadi teknologi kunci yang menggabungkan klasifikasi dan lokalisasi untuk mendeteksi multiple objek dalam citra menggunakan bounding box [5].

Perkembangan teknologi AI dan computer vision telah membuka peluang baru dalam berbagai sektor, termasuk pengelolaan pertanian modern. Teknologi deteksi objek memungkinkan identifikasi dan diagnosis penyakit tanaman secara otomatis dan akurat, termasuk implementasinya pada tanaman kelapa sawit (*Elaeis guineensis*).

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis*) merupakan komoditas strategis dalam sektor pertanian Indonesia. Tanaman ini menghasilkan produktivitas minyak tertinggi dengan siklus panen 15-20 hari [9]. Data BPS 2023 menunjukkan Indonesia memiliki luas perkebunan kelapa sawit 15 juta hektar dengan produksi CPO 24.9 juta ton, memenuhi 59% permintaan minyak sawit global [6].

Produktivitas kelapa sawit sering terganggu oleh serangan penyakit pada daun. Metode identifikasi yang masih mengandalkan pengamatan visual langsung memiliki kelemahan: kesulitan identifikasi karena keterbatasan pengetahuan [8], ketidakmampuan mengenali jenis penyakit secara visual [3], dan ketidaktepatan penanganan yang berdampak pada produksi [6].

Deep learning, merupakan pengembangan machine learning yang terinspirasi cara kerja otak manusia, menawarkan solusi melalui algoritma YOLO (You Only Look Once). YOLO merupakan model deteksi objek yang memanfaatkan Convolutional Neural Network [10] dan telah diterapkan di berbagai sektor [1]. Keunggulannya terletak pada kemampuan membagi citra menjadi grid dan memprediksi bounding box untuk deteksi objek [2].

Penelitian terdahulu menunjukkan potensi deep learning dalam deteksi penyakit tanaman. [11] mencapai akurasi 85% menggunakan CNN dengan 1340 gambar. [12] menemukan fungsi aktivasi SiLU memberikan confidence level tertinggi. [10] berhasil memodifikasi YOLOv10 untuk drone dengan pengurangan parameter sebesar 62.4%.

Meski menjanjikan, masih terdapat gap yang perlu diatasi: belum ada implementasi YOLOv10 untuk deteksi penyakit daun kelapa sawit secara spesifik, keterbatasan implementasi praktis, minimnya aplikasi yang user-friendly, kebutuhan optimasi untuk kondisi lapangan, dan keterbatasan dataset spesifik.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi penyakit daun kelapa sawit menggunakan YOLOv10 dalam bentuk aplikasi praktis dengan tujuan: (1) menerapkan YOLO untuk deteksi cepat dan akurat, (2) mengimplementasikan GUI berbasis android, dan (3) mengukur tingkat akurasi sistem. Implementasi ini diharapkan berkontribusi pada pengembangan teknologi deteksi penyakit tanaman dan peningkatan produktivitas kelapa sawit melalui identifikasi dan penanganan penyakit yang lebih efektif.

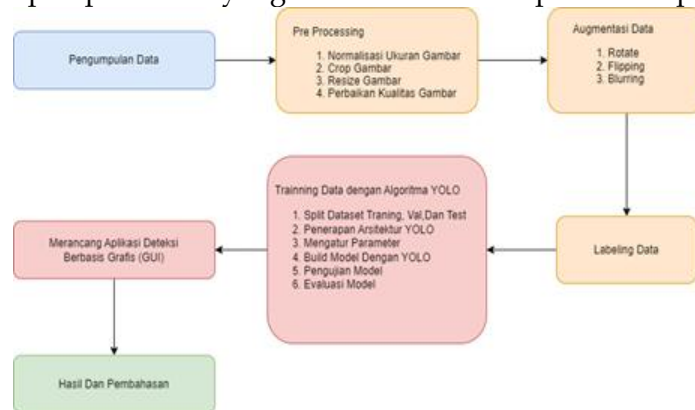
Berdasarkan uraian yang telah dijelaskan sebelumnya, maka penelitian ini akan menggunakan Algoritma YOLO (You Only Look Once), sehingga dapat melakukan deteksi penyakit daun pada tanaman kelapa sawit (*Elaeis guineensis*) dengan akurat. Sehingga dapat membantu pengguna dalam melakukan identifikasi dan penanganan yang tepat terhadap penyakit daun pada tanaman kelapa sawit (*Elaeis guineensis*).

## 2. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian merupakan tahapan sistematis yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian. Dalam penelitian ini, metodologi yang digunakan bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit daun pada tanaman kelapa sawit dengan menggunakan algoritma YOLOv10. Pendekatan kuantitatif dipilih untuk memastikan hasil yang terukur dan dapat divalidasi secara objektif.

### 2.1. Tahapan Penelitian

Penelitian pengembangan sistem deteksi berbasis computer vision ini dilakukan melalui serangkaian tahapan yang terstruktur dan sistematis. Tahapan-tahapan ini meliputi pengumpulan dan persiapan data, perancangan arsitektur sistem, implementasi model, serta evaluasi dan penyempurnaan sistem. Setiap tahapan dirancang untuk memastikan kualitas dan kehandalan sistem yang dihasilkan. Metodologi ini juga mempertimbangkan aspek praktis implementasi di lapangan, mengingat pentingnya sistem yang dapat digunakan secara efektif oleh pengguna akhir, untuk menjelaskan tahapan penelitian yang akan dilakukan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.2. Pengumpulan Data

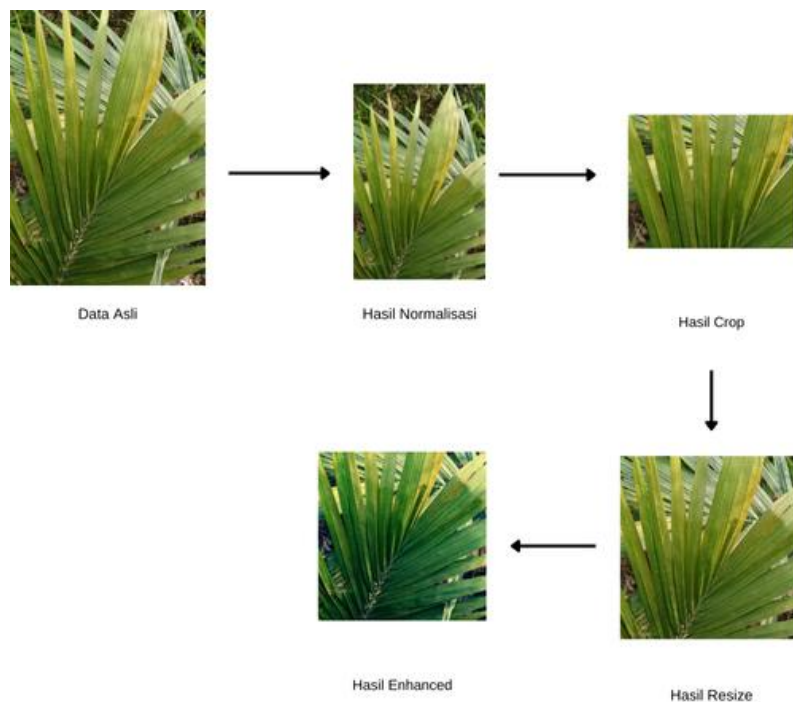
Pengumpulan data dilakukan dari dua sumber utama. Data primer diperoleh melalui pengambilan foto langsung di lapangan menggunakan kamera Smartphone Samsung Galaxy A15 dengan total 150 gambar penyakit daun kelapa sawit. Data sekunder diperoleh dari website Kaggle sebanyak 120 gambar. Total dataset yang digunakan adalah 270 gambar yang menunjukkan berbagai jenis penyakit daun kelapa sawit.

Tabel 1. Sumber data Dan Jumlah Data

Sumber Data	Jumlah
Data Primer	120
Data Sekunder	150
Total	270

### 2.3. Preprocessing Data

Preprocessing data merupakan tahapan fundamental dalam mempersiapkan dataset untuk proses training model. Tahapan ini terdiri dari beberapa proses yang saling berkaitan untuk mengoptimalkan kualitas data yang dapat berpengaruh pada hasil model yang akan dibangun, berikut merupakan tahapan Preprocessing data yang dilakukan.



Gambar 2. Proses Preprocessing

### 2.3.1. Normalisasi Gambar

Normalisasi dilakukan dengan mengubah resolusi gambar menjadi 640x640 piksel, yang merupakan ukuran standar untuk arsitektur YOLOv10.

### 2.3.2. Cropping

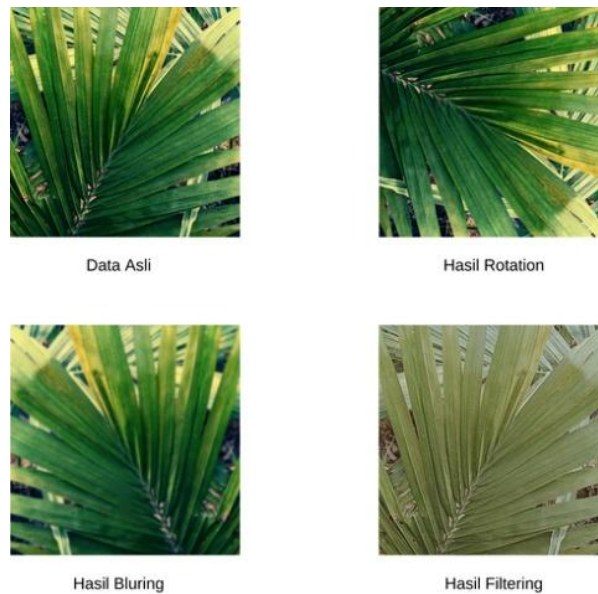
Cropping diterapkan untuk memfokuskan area yang mengandung penyakit daun. Cropping dilakukan secara selektif dengan mempertahankan konteks visual yang penting sambil menghilangkan bagian gambar yang tidak relevan. Hal ini membantu model untuk lebih fokus pada karakteristik penyakit yang akan dideteksi. Setelah cropping, dilakukan resize gambar untuk memastikan konsistensi ukuran dan mengoptimalkan penggunaan memori komputasi tanpa mengorbankan informasi penting dalam gambar.

### 2.3.3. Perbaikan Kualitas Gambar

Perbaikan kualitas gambar yang meliputi tiga aspek utama. Pertama, brightness adjustment dilakukan untuk mengoptimalkan tingkat kecerahan gambar, memastikan detail penyakit dapat terlihat dengan jelas. Kedua, penerapan sharpening untuk mempertajam detail dan tekstur pada daun yang menunjukkan gejala penyakit. Ketiga, color correction untuk memperbaiki keseimbangan warna dan memastikan representasi warna yang akurat dari gejala penyakit. Setiap aspek perbaikan kualitas ini dikalibrasi secara hati-hati untuk menghindari distorsi yang dapat mempengaruhi akurasi deteksi.

### 2.4. Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan tahapan penting dalam memperkaya variasi dataset tanpa harus mengumpulkan data baru. Proses ini dilakukan melalui tiga teknik utama yang diterapkan secara sistematis pada dataset yang telah melalui tahap preprocessing. Setiap teknik augmentasi dipilih dengan pertimbangan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali penyakit daun dalam berbagai kondisi dan orientasi yang mungkin ditemui di lapangan.



Gambar 3. Proses Augmentasi Data

#### 2.4.1. Rotasi (Rotate)

Rotasi merupakan suatu teknik augmentasi dimana setiap gambar dirotasi dalam tiga variasi sudut:  $90^\circ$ ,  $180^\circ$ , dan  $270^\circ$ . Proses rotasi ini menghasilkan empat versi dari setiap gambar (termasuk gambar asli), memungkinkan model untuk mengenali penyakit daun dari berbagai sudut pandang. Rotasi dilakukan dengan mempertahankan kualitas gambar dan informasi penting tentang karakteristik penyakit, sehingga tidak mengurangi validitas data training.

#### 2.4.2. Pencerminan (Flipping)

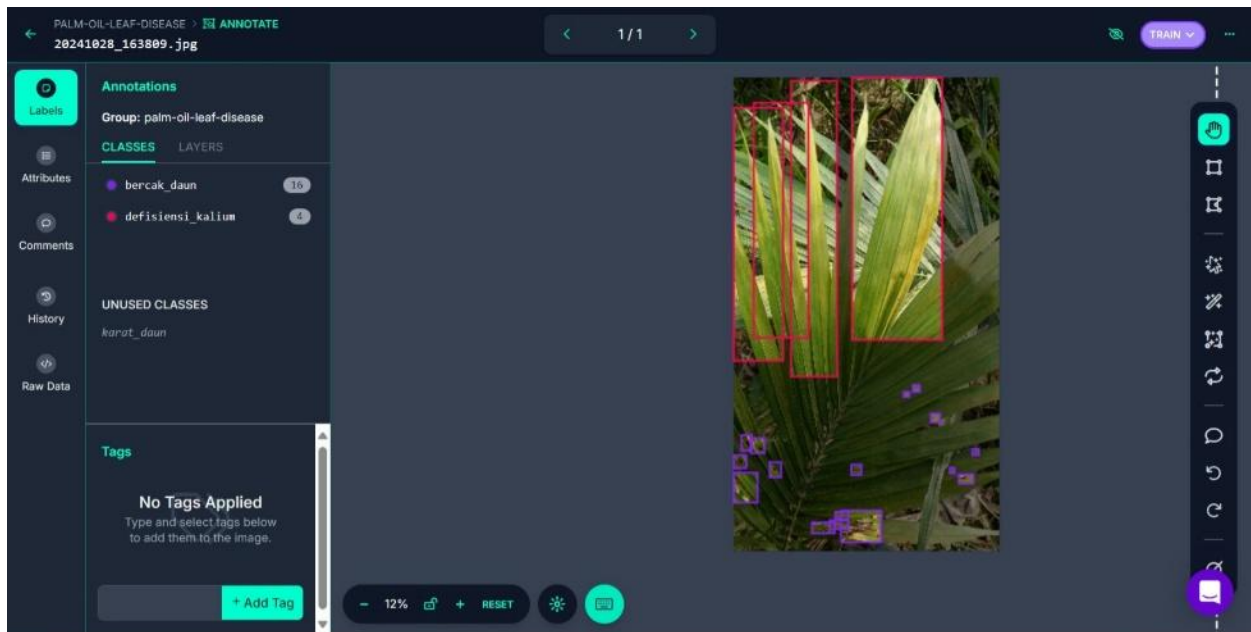
Pencerminan merupakan teknik yang dilakukan untuk mencerminkan gambar dalam dua orientasi: horizontal dan vertikal. Flipping horizontal menghasilkan variasi gambar yang mencerminkan kondisi daun dari sisi yang berlawanan, sementara flipping vertikal memberikan perspektif tambahan yang dapat membantu model lebih robust dalam mengenali pola penyakit. Kombinasi kedua jenis flipping ini menghasilkan tiga variasi tambahan untuk setiap gambar asli.

#### 2.4.3. Pengaburan (Bluring)

Pengaburan (blurring) merupakan teknik yang digunakan untuk mengaburkan sebuah gambar. Pengaburan menggunakan metode Gaussian blur dengan berbagai tingkat sigma. Teknik ini membantu model menjadi lebih tahan terhadap variasi kualitas gambar dan noise yang mungkin terjadi dalam kondisi pengambilan gambar yang berbeda-beda. Proses blurring diterapkan secara terkontrol untuk memastikan karakteristik penting dari penyakit tetap dapat diidentifikasi. Melalui kombinasi ketiga teknik augmentasi ini, setiap gambar asli menghasilkan multiple variasi, secara signifikan memperbesar ukuran dataset training. Hal ini dapat memberikan variasi yang cukup untuk melatih model agar dapat melakukan generalisasi dengan lebih baik.

#### 2.5. Labeling Data

Labeling data dilaksanakan dengan memberikan penandaan area penyakit menggunakan bounding box dan klasifikasi jenis penyakit. Proses ini dilakukan dengan teliti dan divalidasi oleh pakar untuk memastikan akurasi pelabelan. Tahapan ini krusial untuk memberikan ground truth bagi proses pembelajaran model.



Gambar 4. Proses Labeling Data

## 2.6. Training Data Dengan Algoritma YOLO

Training model merupakan tahapan krusial dalam pengembangan sistem deteksi penyakit daun kelapa sawit. Proses ini dilakukan dengan menerapkan arsitektur YOLOv10 yang terdiri dari tiga komponen utama: backbone, neck, dan head. Setiap komponen memiliki peran spesifik dalam proses deteksi dan klasifikasi penyakit daun.

### 2.6.1. Split Dataset

Pembagian dataset merupakan tahapan yang dilakukan untuk membagi dataset menjadi tiga bagian: data training (80%), data validasi (10%), dan data testing (10%). Pembagian ini dilakukan secara stratified untuk memastikan distribusi kelas yang seimbang pada setiap bagian. Data training digunakan untuk melatih model, data validasi untuk mengoptimalkan hyperparameter, dan data testing untuk evaluasi final performa model.

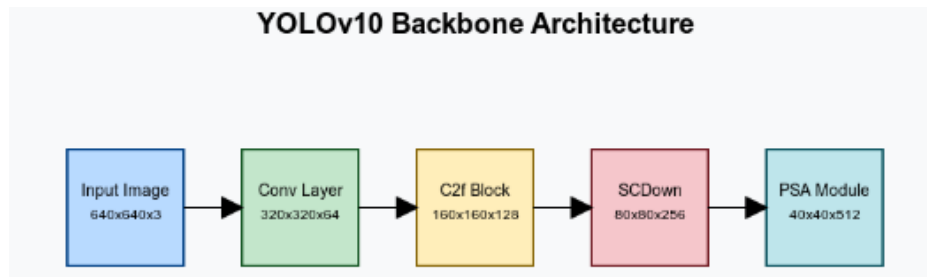
Tabel 2 Rasio Dan Jumlah Data Pada Split Dataset

Jenis Data	Rasio	Jumlah
Training	80%	3729
Validation	10%	466
Testing	10%	467

### 2.6.2. Penerapan Arsitektur YOLOv10

Penerapan arsitektur YOLOv10 dalam penelitian ini merupakan implementasi terkini dari algoritma YOLO (You Only Look Once) yang dirancang khusus untuk deteksi objek secara real-time, untuk mendeteksi penyakit daun kelapa sawit. Pada arsitektur YOLOv10, terdapat 3 bagian yaitu Backbone, Neck, dan Head.

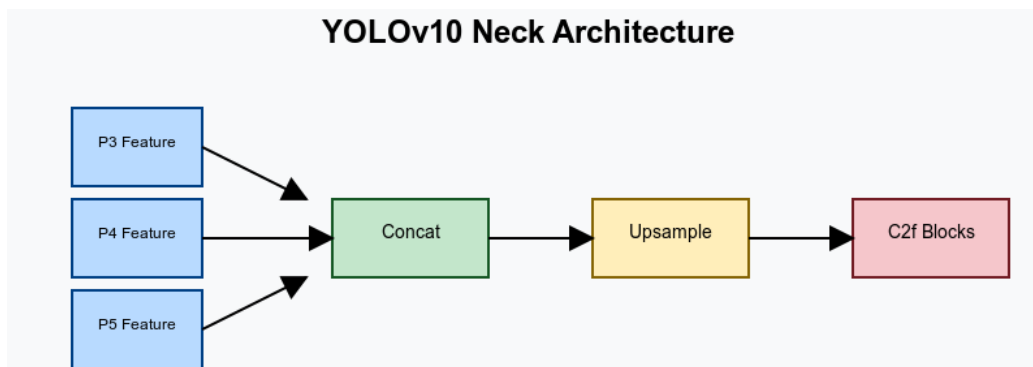
Backbone merupakan layer yang bertujuan untuk melakukan ekstraksi fitur dari citra yang di input. Terdapat layer konvolusi, C2f blocks, SCDown modules, dan PSA modules.



Gambar 5. Struktur Backbone dari Arsitektur YOLOv10

Dari gambar 2, dijelaskan bahwa alur proses dimulai dengan layer konvolusi awal yang mengolah input gambar berukuran  $640 \times 640 \times 3$  menjadi feature map  $320 \times 320 \times 64$ , dilanjutkan dengan C2f blocks yang memperdalam ekstraksi fitur menjadi  $160 \times 160 \times 128$ . Selanjutnya, modul SCDwn melakukan downsampling untuk menghasilkan feature map  $80 \times 80 \times 256$ , dan diakhiri dengan modul PSA (Pyramid Self-Attention) yang menghasilkan feature map  $40 \times 40 \times 512$ . Setiap komponen backbone ini memiliki peran spesifik dimana layer konvolusi mendeteksi fitur dasar seperti tepi dan tekstur, C2f blocks memproses fitur-fitur untuk mengenali pola penyakit yang lebih kompleks, SCDwn modules melakukan analisis pada berbagai skala, dan kombinasi C2fCIB dengan PSA modules meningkatkan kemampuan deteksi gejala-gejala spesifik penyakit pada daun.

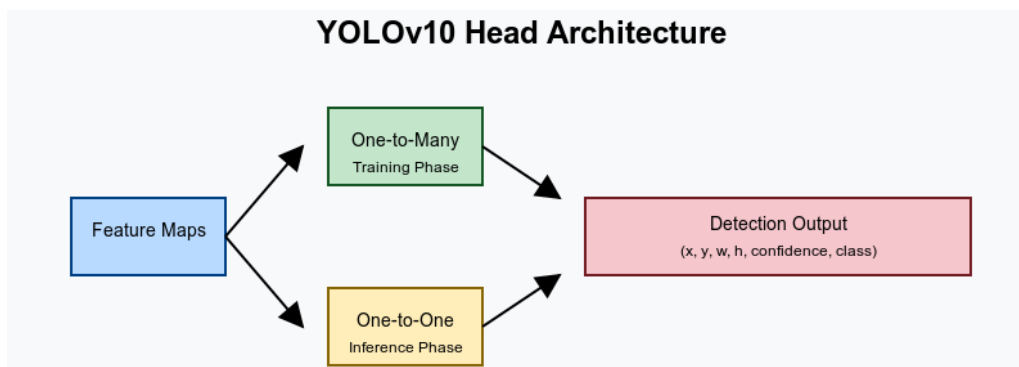
Bagian neck berfungsi untuk menggabungkan fitur dari berbagai skala dan mengolah informasi dari backbone. Komponen ini menggunakan Path Aggregation Network (PAN) untuk penggabungan fitur multiskala yang efektif. Proses ini memungkinkan model untuk mendeteksi penyakit daun pada berbagai ukuran dan kondisi.



Gambar 6. Struktur Neck dari Arsitektur YOLOv10

Neck pada arsitektur YOLOv10 berperan sebagai penghubung antara backbone dan head yang berfungsi untuk menggabungkan dan memproses fitur dari berbagai skala. Dimulai dengan menerima tiga feature map berbeda (P3, P4, P5) dari backbone, dilanjutkan dengan operasi concatenation untuk menggabungkan informasi dari ketiga feature map tersebut. Selanjutnya, dilakukan proses upsampling untuk menyesuaikan resolusi feature map, dan diakhiri dengan C2f blocks yang memproses lebih lanjut fitur yang telah digabungkan. Setiap tahapan ini bertujuan untuk mengoptimalkan informasi dari berbagai skala sehingga menghasilkan representasi fitur yang kaya untuk proses deteksi pada bagian head.

Head model terdiri dari dua bagian: one-to-many head untuk menghasilkan multiple prediksi selama training, dan one-to-one head untuk menghasilkan prediksi final selama inferensi. Pendekatan dual-head ini memungkinkan model untuk belajar dari berbagai perspektif selama training sambil tetap menghasilkan prediksi yang efisien saat digunakan.



Gambar 7. Struktur Head pada Arsitektur YOLOv10

Head pada arsitektur YOLOv10 merupakan komponen akhir yang bertanggung jawab untuk melakukan deteksi objek, menggunakan pendekatan dual-task yang terdiri dari one-to-many head dan one-to-one head. One-to-many head digunakan selama fase training untuk menghasilkan multiple prediksi per objek, sementara one-to-one head digunakan pada fase inference untuk menghasilkan satu prediksi terbaik per objek. Kedua head ini menghasilkan output berupa bounding box yang berisi informasi koordinat (x, y), dimensi (width, height), nilai confidence, dan kelas prediksi. Head bekerja pada tiga skala berbeda: skala kecil (80×80×128) untuk gejala awal, skala menengah (40×40×256) untuk gejala tingkat sedang, dan skala besar (20×20×512) untuk gejala yang telah menyebar, memungkinkan deteksi yang akurat pada berbagai ukuran objek.

### 2.6.3. Pengaturan Parameter

Tahapan ini diperlukan untuk menyesuaikan parameter pada tahapan training dengan jenis data yang digunakan sehingga menghasilkan model yang dapat berfungsi dengan baik sesuai dengan jenis data yang digunakan.

Tabel 3. Parameter Training Data

Parameter	Value
Data	Dataset_path
epochs	100
imgz	640
Learning Rate	0.001
Optimizer	Adam

### 2.6.4. Pengujian Model

Pengujian model dilakukan untuk menguji fungsionalitas model dengan data yang tersedia untuk memastikan bahwa model dapat mendeteksi objek penyakit daun sawit dengan tepat.

### 2.6.5. Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahapan yang dilakukan untuk memvalidasi performa dan kehandalan sistem dalam mendeteksi penyakit daun kelapa sawit. Proses evaluasi dilakukan secara komprehensif menggunakan berbagai metrik standar dalam object detection, dengan pengujian pada dataset yang belum pernah dilihat model sebelumnya. Terdapat beberapa metrik pengujian sebagai berikut :

Confusion Matrix digunakan sebagai dasar evaluasi untuk menganalisis kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap jenis penyakit. Metrik ini memberikan gambaran detail tentang True Positive, False Positive, True Negative, dan False Negative untuk setiap kelas penyakit.

		Predicted		
		Positive	Negative	
Actual	Positive	TP	FP	Positive
	Negative	FN	TN	Negative

Gambar 8. Tabel Confusion Matrix

Akurasi merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur rasio prediksi yang benar terhadap total prediksi

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (1)$$

Mean Average Precision (mAP) mengukur kemampuan model dalam mendeteksi dan melokalisasi penyakit secara akurat. Dengan threshold IoU 0.5, metrik ini mengevaluasi seberapa baik bounding box hasil prediksi bertumpang tindih dengan ground truth. mAP menjadi indikator utama performa keseluruhan model dalam tugas deteksi objek.

Precision mengukur tingkat ketepatan model ketika memprediksi suatu area mengandung penyakit. Nilai precision yang tinggi menunjukkan bahwa model jarang memberikan false alarm, yang penting untuk menghindari penanganan yang tidak perlu.

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad (2)$$

Sementara itu, Recall mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh kasus penyakit yang ada, memastikan tidak ada penyakit yang terlewat dari deteksi.

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (3)$$

F1-Score menggabungkan precision dan recall dalam satu nilai, memberikan keseimbangan antara kemampuan model menghindari false alarm dan mendeteksi seluruh kasus penyakit.

$$F1 = \frac{2(P.R)}{(P+R)} \quad (4)$$

Dari berbagai metrik ini bertujuan untuk mengevaluasi performa model secara keseluruhan, terutama pada dataset yang tidak seimbang.

### 2.7. Perancangan Aplikasi Deteksi

Perancangan aplikasi deteksi bertujuan untuk membantu pengguna dalam menggunakan model objek deteksi YOLOv10 sebagai alat bantu untuk mendeteksi objek penyakit daun pada tanaman kelapa sawit. Perancangan menggunakan wireframe sebagai gambaran dari aplikasi yang akan dibangun.

### 2.8. Hasil dan implementasi

Hasil dan implementasi dari penelitian ini merupakan manifestasi dari serangkaian tahapan yang telah dilakukan dalam pengembangan sistem deteksi penyakit daun kelapa sawit. Penerapan algoritma YOLOv10 yang telah dioptimalkan menghasilkan sistem berbasis Android yang dapat digunakan secara praktis di lapangan. Implementasi ini mencakup tidak hanya aspek teknis dari model deteksi, tetapi juga pertimbangan user experience untuk memastikan sistem dapat dimanfaatkan secara efektif oleh pengguna.

Sistem yang dikembangkan menggabungkan kemampuan deep learning untuk deteksi objek dengan antarmuka pengguna yang intuitif, memungkinkan identifikasi penyakit daun kelapa sawit

secara real-time. Hasil implementasi mencakup berbagai komponen fungsional yang saling terintegrasi, mulai dari modul deteksi hingga basis pengetahuan tentang penyakit dan perawatannya. Evaluasi sistem dilakukan secara menyeluruh untuk memvalidasi kehandalan dan efektivitas implementasi dalam kondisi nyata.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini mencakup pengujian model, evaluasi performa model menggunakan berbagai metrik, serta pengujian sistem secara keseluruhan. Pembahasan dilakukan secara komprehensif untuk memberikan interpretasi mendalam terhadap hasil yang diperoleh, berikut merupakan penjabaran dari hasil penelitian yang telah dilakukan :

#### 3.1. Hasil Pengujian

Model yang telah dibangun dilakukan pengujian fungsionalitas model untuk deteksi. Dimana hasilnya adalah model dapat mendeteksi objek penyakit daun kelapa sawit dengan tepat. Tabel berikut merupakan hasil dari pengujian model melalui sistem:

Tabel 4. Hasil Validasi Model dengan Sistem

Keterangan	Total Data	Jumlah
Valid	30	27
Tidak Valid	30	3

Berdasarkan tabel diatas menunjukkan, bahwa sistem yang telah di implementasikan dapat mendeteksi objek penyakit daun kelapa sawit dengan benar sebanyak 27 gambar dari 30 gambar, dan sistem gagal mendeteksi dengan benar sebanyak 3 gambar dari 30 data, dengan penjelasan hasil sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Pengujian Model Dengan Sistem

No	Gambar	Penyakit Aktual	Penyakit Terdeteksi
1		Karat Daun Bercak Daun	Karat Daun Bercak Daun
....	....	....	....
30		Defisiensi kalium Bercak Daun	Defisiensi Kalium Bercak Daun

Tabel Diatas merupakan detail dari hasil pengujian model dengan sistem, dimana dapat disimpulkan bahwa model yang di impelmentasikan pada sistem dapat mendeteksi objek sesuai dengan label yang diberikan pada proses pelatihan.

#### 3.2. Evaluasi Model

Setelah model dilakukan proses pengujian, Langkah selanjutnya yaitu melakukan evaluasi terhadap model yang dibangun. Tahap ini mencakup pengujian performa model dengan menggunakan beberapa metrik penting. Berikut merupakan hasil dari metrik evaluasi yang dilakukan untuk menguji performa model:

Tabel 6. Hasil Metrik Evaluasi Model

Metrik Evaluasi	Bercak Daun	Defisiensi Kalium	Karat Daun	Semua Kelas
Accuracy	69%	90%	54%	52%
Precision	100%	100%	100%	100%
Recall	87%	97%	70%	85%
F1-Score	73.7%	93.4%	58.9%	72%
mAP@0.5	-	-	-	75.3%

Berdasarkan tabel diatas Dapat disimpulkan bahwa hasil evaluasi model menunjukkan performa yang bervariasi untuk tiga kondisi daun yang diklasifikasikan. Model mencapai performa terbaik dalam mendeteksi Defisiensi Kalium dengan accuracy 90%, recall 97%, dan F1-score 93.4%. Untuk Bercak Daun, model menunjukkan performa moderat dengan accuracy 69%, recall 87%, dan F1-score 73.7%. Namun, model kurang optimal dalam mendeteksi Karat Daun, hanya mencapai accuracy 54%, recall 70%, dan F1-score 58.9%. Secara keseluruhan, model mencapai accuracy 52% dan mAP@0.5 sebesar 75.3% untuk semua kelas. Menariknya, precision mencapai 100% di semua kategori, menandakan bahwa ketika model memprediksi suatu kelas, prediksinya selalu benar (tidak ada false positive), meskipun terkadang model gagal mendeteksi beberapa kasus positif seperti terlihat dari nilai recall yang bervariasi..

#### 4. KESIMPULAN

Hasil penelitian yang telah dilakukan. Dapat disimpulkan bahwa Algoritma YOLO berhasil diterapkan untuk mendeteksi penyakit daun kelapa sawit dengan menerapkan berbagai tahapan preprocessing dan model training yang sistematis, menghasilkan performa model dengan nilai mAP@0.5 sebesar 75.3%. Sistem berhasil diimplementasikan dalam bentuk aplikasi mobile berbasis Android dengan fitur-fitur komprehensif meliputi deteksi penyakit daun, informasi penyakit, dan panduan perawatan yang dirancang secara intuitif untuk memudahkan pengguna. Evaluasi kinerja model menunjukkan hasil yang bervariasi untuk setiap jenis penyakit, dengan performa terbaik pada deteksi defisiensi kalium (akurasi 90%, precision 100%, recall 97%, F1-score 93.4%), diikuti bercak daun (akurasi 69%, precision 100%, recall 87%, F1-score 73.7%), dan karat daun (akurasi 54%, precision 100%, recall 70%, F1-score 58.9%). Hasil ini membuktikan bahwa sistem yang dikembangkan tidak hanya mampu mendeteksi penyakit daun kelapa sawit dengan akurat, tetapi juga berhasil diimplementasikan dalam bentuk aplikasi yang praktis dan mudah digunakan.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Dinas Pertanian Kabupaten Dharmasraya, yang telah memberikan arahan, pengetahuan serta saran pada penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Abdullah, A., Amran, G. A., Tahmid, S. M. A., Alabrah, A., AL-Bakhrani, A. A., & Ali, A. (2024). A Deep-Learning-Based Model for the Detection of Diseased Tomato Leaves. *Agronomy*, 14(7). <https://doi.org/10.3390/agronomy14071593>
- [2] Abuzairi, T., Nurdina Widanti, Arie Kusumaningrum, & Yeni Rustina. (2021). Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Nyeri Bayi Melalui Citra Wajah Dengan YOLO. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(4), 624–630. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3184>
- [3] Asrianda, A., Aidilof, H. A. K., & Pangestu, Y. (2021). Machine Learning for Detection of Palm Oil Leaf Disease Visually using Convolutional Neural Network Algorithm. *Journal of*

Informatics and Telecommunication Engineering, 4(2), 286–293.  
<https://doi.org/10.31289/jite.v4i2.4185>

- [4] Augusto, J., Souza, O., Siqueira, V. S. De, Mesquita, M., Lennon, J., Vin, M., Lemos, B., Lacerda, N., Ferrarezi, R. S., Fonseca, H., & Oliveira, E. De. (2024). Artificial Intelligence Applied to Support Agronomic Decisions for the Automatic Aerial Analysis Images Captured by UAV : A Systematic Review. *Agronomy*, 1–31.
- [5] Hidayatullah, P. (2023). *Buku Sakti Deep Learning Computer Vision Menggunakan YOLO Untuk Pemula* (3rd ed.). Stunting Vision AI Academy.
- [6] Indrawati, A., Rahman, A., Pane, E., & Muhathir. (2023). Classification of Diseases in Oil Palm Leaves Using the GoogLeNet Model. *Baghdad Science Journal*, 20, 2508–2520. <https://doi.org/10.21123/bsj.2023.8547>
- [7] Mamat, N., Othman, M. F., Abdulghafor, R., Alwan, A. A., & Gulzar, Y. (2023). Enhancing Image Annotation Technique of Fruit Classification Using a Deep Learning Approach. *Sustainability (Switzerland)*, 15(2). <https://doi.org/10.3390/su15020901>
- [8] Oktafanda, E. (2022). Klasifikasi Citra Kualitas Bibit dalam Meningkatkan Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, 4(3), 72–77. <https://doi.org/10.37034/infec.v4i3.143>
- [9] Puttinaovarat, S., Chai-Arayalert, S., & Saetang, W. (2024). Oil Palm Bunch Ripeness Classification and Plantation Verification Platform: Leveraging Deep Learning and Geospatial Analysis and Visualization. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 13(5). <https://doi.org/10.3390/ijgi13050158>
- [10] Qiu, X., Chen, Y., Cai, W., Niu, M., & Li, J. (2024). LD-YOLOv10: A Lightweight Target Detection Algorithm for Drone Scenarios Based on YOLOv10. *Electronics (Switzerland)*, 13(16). <https://doi.org/10.3390/electronics13163269>
- [11] Satia, G. A. W., Firmansyah, E., & Umami, A. (2022). Perancangan Sistem Identifikasi Penyakit Pada Daun Kelapa Sawit (*Elaeis Guineensis* Jacq.) Dengan Algoritma Deep Learning Convolutional Neural Network. *Jurnal Ilmiah Pertanian*, 19(1), 1–10.
- [12] Ye, Y., Zhu, X., Chen, H., Wang, F., & Wang, C. (2023). Identification of plant diseases based on yolov5. *2023 8th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing, ICSP 2023*, 1731–1734. <https://doi.org/10.1109/ICSP58490.2023.10248628>