

# Implementasi Algoritma YOLO V8 (You Only Look Once) Dalam Deteksi Penyakit Daun Durian

Raihan Restu Putra, Maimunah\*, Dimas Sasongko

Teknik, Informatika, Universitas Muhammadiyah Magelang, Magelang, Indonesia

Email: <sup>1</sup>raihanrestu22@gmail.com, <sup>2,\*</sup>maimunah@unimma.ac.id, <sup>3</sup>dimassasongko@unimma.ac.id

Email Penulis Korespondensi: maimunah@unimma.ac.id

Submitted: 27/10/2024; Accepted: 01/12/2024; Published: 03/12/2024

**Abstrak**—Tanaman durian (*Durio zibethinus* Murr.) adalah salah satu hasil pertanian buah tropis unggulan di Indonesia dengan nilai ekonomi tinggi. Namun, produktivitas durian kerap terganggu oleh serangan penyakit daun seperti *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, dan *Leaf Spot*, yang berakibat pada penurunan kualitas hasil panen dan kuantitasnya. Sebagai langkah untuk menangani permasalahan ini, tujuan dari penelitian ini adalah mendeteksi penyakit daun durian secara otomatis menggunakan algoritma YOLOv8, sebuah model deep learning terbaru yang dikembangkan untuk mendeteksi objek secara langsung dalam waktu nyata. Penelitian ini menggunakan data set yang mencakup 420 citra penyakit daun durian dalam empat kategori, *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, *Leaf Spot*, dan *No Disease*. Penelitian ini menggunakan tiga skenario pembagian dataset (70:20:10, 75:15:10, dan 80:10:10), dengan berbagai konfigurasi epoch dan batch size. Hasil penelitian menunjukkan bahwa skenario 70:20:10 dengan 100 epoch dan batch size 16 menghasilkan performa terbaik, dengan nilai precision 0,994, recall 0,989, mAP50 sebesar 0,990, dan mAP50-95 sebesar 0,927. Model yang dikembangkan mampu mendeteksi penyakit daun durian dengan akurasi tinggi dan waktu inferensi yang cepat. Implementasi model ini melalui platform *Roboflow* memungkinkan penggunaan yang efisien dan siap diterapkan untuk mendukung peningkatan produktivitas durian secara berkelanjutan. Penelitian ini juga memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan teknologi pertanian berbasis deep learning di Indonesia.

**Kata Kunci:** YOLOv8; Deteksi Penyakit Daun; Penyakit Durian; Augmentasi; Model Deteksi

**Abstract**—The durian plant (*Durio zibethinus* Murr.) is one of the leading tropical fruit agricultural products in Indonesia with high economic value. However, durian productivity is often disrupted by leaf disease attacks such as *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, and *Leaf Spot*, which results in a decrease in the quality of the crop and its quantity. As a step to address this problem, the goal of this study is to automatically detect durian leaf disease using the YOLOv8 algorithm, a new deep learning model developed to detect objects directly in real time. This study used a data set that included 420 images of durian leaf disease in four categories, *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, *Leaf Spot*, and *No Disease*. This study uses three dataset distribution scenarios (70:20:10, 75:15:10, and 80:10:10), with various epoch and batch size configurations. The results show that the 70:20:10 scenario with 100 epochs and batch size 16 produces the best performance, with a precision value of 0.994, recall of 0.989, mAP50 of 0.990, and mAP50-95 of 0.927. The model developed is able to detect durian leaf disease with high accuracy and fast inference time. The implementation of this model through the *Roboflow* platform allows efficient use and is ready to be implemented to support the sustainable increase in durian productivity. This research also makes a significant contribution to the development of deep learning-based agricultural technology in Indonesia.

**Keywords:** YOLOv8; Detection of leaf diseases; Durian disease; Augmentation; Detection Model

## 1. PENDAHULUAN

Tanaman durian (*Durio zibethinus* Murr.) adalah tanaman buah tropis yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan menjadi komoditas penting di banyak negara, termasuk Indonesia[1]. Indonesia memiliki beragam jenis durian, baik dari varietas lokal maupun impor. Terdapat lebih dari 55 varietas durian yang berasal dari dalam negeri, sementara jumlah durian impor mencapai lebih dari 123 varietas, sebagian besar diantaranya berasal dari Malaysia.[2]. Durian dikenal sebagai "rajanya buah-buahan" karena dagingnya yang lembut, manis, serta ciri khas berupa duri-duri tajam di permukaan kulitnya[3]. Buah ini juga memiliki aroma yang unik dan kuat. Menurut data BPS Indonesia mengalami lonjakan signifikan dalam jumlah produksi durian, dari 1.353.037ton pada tahun 2021 di tahun 2022 menjadi 1.582.172ton, dan di tahun 2023, jumlahnya mencapai 1.852.045ton[4]. Kenaikan produksi durian ini sejalan dengan tingginya permintaan pasar, baik domestik maupun internasional, yang memperkuat posisi durian sebagai salah satu komoditas unggulan di sector pertanian Indonesia. Permintaan yang tinggi ini mendorong berbagai pihak, termasuk pemerintah dan peningkatan produksi durian secara berkelanjutan guna memenuhi kebutuhan pasar yang semakin besar.

Namun, tingginya produksi dan permintaan durian ini dihadapkan sejumlah tantangan, terutama yang berkaitan dengan kesehatan tanaman. Salah satu tantangan yang dihadapi petani durian meliputi penyakit yang menyerang pohon mereka, terutama pada bagian daun yang berpotensi mengurangi produktivitas dan kualitas buah[5]. Adapun beberapa penyakit daun yang menyerang tanaman durian seperti *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, *Leaf Spot*, dan *No Disease*[6]. *Algal Leaf Spot* atau penyakit bercak alga disebabkan oleh patogen *Cephaleuros sp.*, *Leaf Blight* atau hawar daun pada durian diakibatkan oleh pantogen *Rhizoctonia sp.*, Sementara itu, bercak daun, yang juga dikenal sebagai *Leaf Spot*, diakibatkan oleh patogen *Corynespora sp.*[7]. Penyakit-penyakit ini dapat mempengaruhi proses fotosintesis serta pertumbuhan tanaman, sehingga mengakibatkan penurunan kuantitas dan kualitas hasil panen.

Oleh karena itu, upaya meningkatkan efektivitas produksi durian diperlukan langkah awal yang bisa dilakukan yaitu deteksi dini dan identifikasi penyakit daun pada tanaman durian[8]. Beberapa penelitian sebelumnya telah memanfaatkan teknik *deep learning* untuk analisis citra digital dalam mendeteksi penyakit daun durian secara

otomatis. Teknik ini merupakan salah satu aspek dari *machine learning*, telah terbukti efektif dalam menganalisis data gambar dengan kompleksitas tinggi dan mendeteksi pola-pola visual yang sulit diidentifikasi oleh metode konvensional[9].

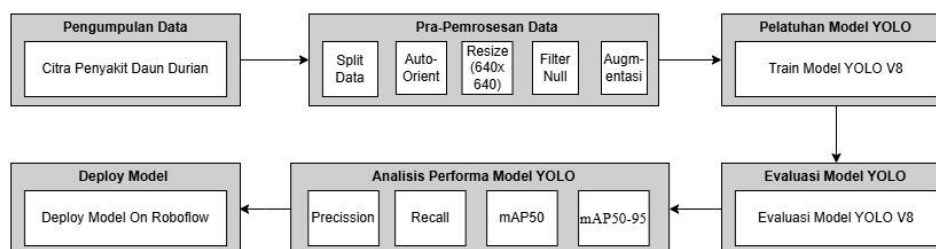
YOLO merupakan suatu algoritma yang telah merevolusi cara deteksian objek dalam analisis citra dan footage. Fokus utamanya untuk melakukan deteksi entitas secara langsung dan dalam waktu nyata dengan tempo yang sangat tinggi[10]. YOLO telah mengalami beberapa versi, di mana setiap versi menunjukkan kecepatan membaca dan mendeteksi gambar dan video yang lebih baik[11]. Salah satu versi terbarunya, YOLOv8, yang dirilis pada tahun 2023, menghadirkan peningkatan signifikan dalam akurasi dan efisiensi melalui berbagai fitur dan optimalisasi baru, menjadikannya pilihan unggul untuk berbagai tugas deteksi objek. Fitur utama dari YOLOv8 adalah "State of the Art" yang dirancang sebagai kerangka kerja fleksibel untuk mendukung seluruh versi YOLO sebelumnya, memungkinkan peningkatan kinerja dan akurasi yang lebih baik dalam berbagai skenario deteksi objek[12], serta memiliki tiga versi arsitektur yang dibedakan berdasarkan ukuran model, nano untuk (YOLOv8-n), small untuk (YOLOv8-s), dan medium untuk (YOLOv8-m)[13].

Terdapat beberapa penelitian yang membahas deteksi penyakit daun durian menggunakan CNN ataupun YOLO. Penelitian yang dilakukan menggunakan CNN untuk identifikasi penyakit pada tanaman durian menghasilkan akurasi 62%, dengan akurasi tertinggi di kelas sehat sebesar 83% [14]. Penelitian yang dilakukan dengan model VGG-16 untuk mendeteksi 4 penyakit pada pembibitan durian mencapai akurasi 92% setelah 200 epoch [15]. Penelitian menggunakan MobileNet untuk identifikasi penyakit daun durian, menghasilkan akurasi 93,33% [6]. Sementara itu, Muhammad Ibna Mauladany et al. menggunakan YOLOv5 untuk deteksi tiga penyakit daun durian dengan akurasi 85%, presisi 96%, dan recall 86% [5]. Penelitian dengan YOLOv7 pada dataset 421 citra daun kopi dengan empat kategori menghasilkan f1-score 0,99, presisi 0,991, recall 1, mAP@IoU 0,5 sebesar 0,998, dan mAP@IoU 0,5:0,95 sebesar 0,994 [16]. Penelitian dengan YOLOv8 untuk klasifikasi penyakit mata dengan empat kelas menunjukkan akurasi 92%, presisi 91%, recall 92%, dan f1-score 91% [17]. Penelitian dengan menerapkan YOLOv8-s pada deteksi kandungan gula dan karbohidrat pada umbi-umbian, menghasilkan mAP50 sebesar 99,2% [18].

Dengan mempertimbangkan permasalahan yang ada, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma YOLOv8 dalam deteksi penyakit daun durian, dengan menggunakan versi YOLOv8-s sebagai arsitektur model. Kelas penyakit daun yang akan dideteksi terdiri dari empat kategori, yaitu *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, *Leaf Spot*, dan *No Disease* dengan total 420 citra. Dengan memanfaatkan keunggulan YOLOv8, diharapkan penelitian ini dapat meningkatkan efektivitas identifikasi penyakit daun secara cepat dan akurat, sehingga berkontribusi dalam upaya peningkatan produktivitas durian melalui deteksi dini dan pengendalian penyakit yang lebih optimal. Selain itu, diharapkan penelitian ini berkontribusi pada pengembangan teknologi pertanian berbasis deep learning yang semakin relevan dalam konteks modernisasi sektor pertanian di Indonesia.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam studi ini, penulis bertujuan untuk mendeteksi penyakit daun pada tanaman durian menggunakan *Roboflow* sebagai pengolah data dan dikombinasikan dengan model YOLO V8 sebagai base model alur untuk sistem deteksi. Pemilihan metode ini didasarkan pada kemampuannya untuk melakukan pendeteksian secara cepat, sekaligus memberikan tingkat akurasi yang tinggi[19]. Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan tahapan-tahapan, yang ditunjukkan dalam gambar 1.

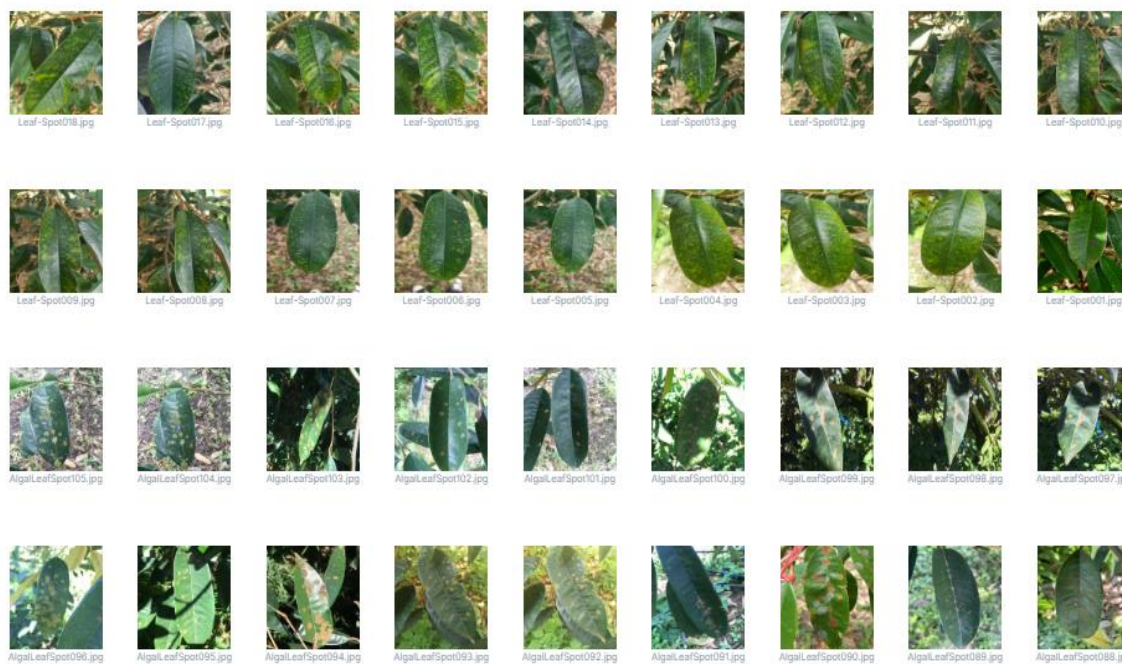


Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penjelasan mengenai gambar tahapan penelitian di atas dapat dirinci sebagai berikut.

### 2.1 Pengumpulan Data

Data penelitian ini menggunakan data citra penyakit daun durian yang diperoleh dari *Roboflow*. *Roboflow* adalah platform daring yang menyediakan beragam dataset untuk keperluan *computer vision*. Dalam penelitian ini, data citra gambar penyakit daun durian terdiri dari 4 kelas citra daun durian yang terinfeksi berbagai jenis penyakit, yaitu *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, *Leaf Spot*, dan *No Disease* dengan masing-masing kelas memiliki 105 citra daun RGB dengan format file jpg. Hasil dari pengumpulan citra gambar penyakit daun durian selanjutnya dibuat dataset melalui platform *Roboflow* ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar 2. Pengumpulan Dataset

## 2.2 Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data merupakan langkah penting sebelum model dapat dilatih dan dievaluasi. Langkah awal yang dilakukan dalam tahap pra-pemrosesan data adalah split data. Penelitian ini mencoba untuk melakukan skenario terhadap pembagian dataset. Terdapat tiga percobaan skenario untuk penelitian ini berdasarkan persentase pembagian split data train set, valid set, dan test set yang ditampilkan pada tabel 1.

Tabel 1. Skenario Split Data

Skenario Split Data	Pembagian Data		
	Train Set	Valid Set	Test Set
70:20:10	292	84	44
75:15:10	314	62	44
80:10:10	334	43	43

Pada tahap selanjutnya, dilakukan pengaturan objek yang akan diberi label dengan *bounding box* atau sering disebut anotasi data. Dimana setiap citra akan dilengkapi dengan label yang mencakup nama kelas, koordinat titik, dan ukuran objek menggunakan platform *Roboflow* untuk keperluan deteksi. *Roboflow* memungkinkan efisiensi dalam pen-golahan dataset, modifikasi bentuk gambar, serta eksploitasi data[20]. Tahap preprocessing yang dilakukan di platform ini meliputi teknik *Auto-Orient* diterapkan untuk menyesuaikan orientasi citra dalam dataset agar konsisten dan menghapus informasi *EXIF* dari citra. Proses ini penting karena perbedaan orientasi dapat menyulitkan pelatihan model[21]. Agar dimensi citra seragam dilakukan resize citra menjadi 640 x 640 piksel dilakukan untuk memastikan keseragaman dimensi, yang pada akhirnya mempercepat proses pelatihan. Penerapan *Filter Null* bertujuan untuk membersihkan data yang mempunyai nilai null atau citra yang tidak mengandung objek, sehingga data yang tidak berhubungan dapat diabaikan selama pelatihan model untuk meningkatkan kualitas data yang lebih baik[5]. Proses setelah preprocessing, citra akan diproses menggunakan teknik augmentasi data yang membantu dengan memperluas dan memperkaya dataset melalui variasi seperti pembalikan *horizontal flipping*, *crop* dan *rotation*[22]. Langkah ini sangat krusial sebelum pelatihan model *deep learning* untuk menghindari *overfitting* dan meningkatkan nilai akurasi[23].

## 2.3 Pelatihan Model Yolo

Tahapan pemodelan ini dilakukan dengan memanfaatkan dataset yang sebelumnya diolah melalui platform *Roboflow*. Platform ini menyediakan fitur ekspor dataset yang menghasilkan file 'data.yaml' dalam format kompatibel YOLOv8, sehingga langsung dapat digunakan. Proses ekspor dilakukan melalui API, yang memungkinkan dataset langsung siap digunakan untuk proses pelatihan di platform *Google Colab*. Proses konfigurasi pelatihan diterapkan secara bertahap guna meningkatkan performa model. Tabel 2 menyajikan parameter-parameter yang berperan penting dalam menentukan performa model meliputi *split data*, *image size*, *batch size*, *epoch*, *data source*, *weight*.

**Tabel 2.** Konfigurasi Training

Parameter	Nilai
<i>Split Data</i>	70:20:10, 75:15:10, 80:10:10
<i>Image Size</i>	640 x 640
<i>Batch Size</i>	16
<i>Epoch</i>	50, 100
<i>Data Source</i>	data.yaml
<i>Weight</i>	YOLO v8s.pt

Dari tabel di atas menampilkan konfigurasi pelatihan model YOLOv8, yang mencakup variasi *split data* (70:20:10, 75:15:10, dan 80:10:10) untuk data latih, validasi, dan uji guna meningkatkan kinerja model. Citra daun durian diatur pada resolusi 640 x 640 piksel untuk menjaga keseimbangan antara akurasi dan efisiensi, dengan *batch size* 16 untuk proses komputasi yang stabil. Pelatihan dilakukan dalam 50 hingga 100 epoch untuk memastikan model mencapai konvergensi optimal. Dataset diimpor dari file “data.yaml”, diekspor dari *Roboflow*, dan model diinisialisasi dengan bobot YOLOv8s.pt untuk mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi.

## 2.4 Evaluasi Model Yolo

Evaluasi merupakan langkah krusial yang dilakukan setelah proses pelatihan model. Pada tahap ini, performa model dianalisis menggunakan metrik evaluasi seperti *confusion matrix*, yang kemudian digunakan untuk menghitung nilai precision, recall, mAP, serta akurasi[13]. Precision digunakan menghitung proporsi prediksi model yang benar, recall menggambarkan seberapa banyak objek yang patut terdeteksi telah berhasil diidentifikasi, sedangkan akurasi mencerminkan kinerja total model[24]. Rumus yang menjelaskan precision dan recall dapat ditemukan di persamaan (1) dan persamaan (2). Sementara itu, rumus untuk mAP (*mean average precision*) diuraikan dalam persamaan (3).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

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

Dalam rumus di atas, TP (*True Positive*) menunjukkan total prediksi yang benar, yaitu ketika objek yang ada berhasil terdeteksi oleh model. FP (*False Positive*) mengacu pada total prediksi salah, yaitu saat model mendeteksi adanya objek yang sebenarnya tidak ada, yang mengindikasikan potensi overfitting atau kesalahan deteksi. FN (*False Negative*) merujuk pada total prediksi salah di mana model gagal mendeteksi objek yang sebenarnya seharusnya terdeteksi tetapi tidak terdeteksi.

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{k=n} AP_k \quad (3)$$

$$mAP_{50} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{k=n} AP_{50}^k \quad (4)$$

$$mAP_{50-95} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{k=n} AP_{50-95}^k \quad (5)$$

Dalam rumus di atas, n digunakan merepresentasikan jumlah total kelas dalam dataset, sedangkan k adalah indeks yang menunjukkan setiap kelas individual dari 0 hingga n (dengan n sebagai kelas terakhir). Notasi  $AP_k$  mengacu pada nilai Average Precision untuk kelas ke-k, dan  $\sum_{k=0}^n$  digunakan untuk menjumlahkan Average Precision dari semua kelas. mAP adalah rata-rata precision pada berbagai tingkat recall, untuk mengevaluasi kinerja model deteksi objek secara keseluruhan. mAP dapat divariasikan berdasarkan threshold ambang batas nilai IoU yang diperoleh dari data input yang dimasukkan ke model. Variasi mAP50 dan mAP50-95 diterapkan dalam penelitian ini sebagai parameter untuk menilai kinerja model. mAP50 merupakan mAP yang diperoleh dengan threshold IoU ditetapkan sebesar 0,50 rumus untuk mean average precision 50 dapat dilihat pada persamaan (4), sedangkan mAP50-95 dihitung dengan rentang ambang IoU yang bervariasi, mulai dari 0,50 hingga 0,95 rumus untuk mean average precision 50-95 dapat dilihat pada persamaan (5).

## 2.5 Analisis Performa Yolo

Tahap analisis dilakukan untuk mengetahui hasil dan tingkat akurasi algoritma YOLOv8 dalam mendeteksi citra penyakit daun durian, termasuk *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, *Leaf Spot*, dan *No Disease*. Parameter yang dipakai untuk menilai performa model mencakup nilai presisi, recall, dan mAP. Metrik precision menilai rasio antara prediksi yang benar (*true positive*) dengan keseluruhan prediksi positif yang dihasilkan, di mana nilai precision yang tinggi mengindikasikan minimnya prediksi positif yang salah (*false positive*) dan penting untuk menjaga akurasi diagnosis penyakit. Di sisi lain, recall, yang juga dikenal sebagai sensitivitas, menggambarkan proporsi data yang sebenarnya positif dibandingkan dengan data yang diprediksi sebagai positif[10]. Metrik mAP (*mean Average Precision*) berfungsi untuk menilai tingkat akurasi deteksi objek dari model[13]. Peningkatan nilai mAP, menunjukkan adanya performa yang optimal dalam kinerja sistem deteksi dan waktu yang dicatat menunjukkan durasi pelatihan untuk setiap varian model yang diuji.

## 2.6 Deploy

Proses deployment model ke platform *Roboflow* menjadi tahap penting dalam penelitian ini, karena *Roboflow* berfungsi sebagai wadah efisien untuk mengelola dan mendistribusikan model. Platform ini tidak hanya menyediakan antarmuka intuitif yang memudahkan pengguna dalam mengunggah dan mengonfigurasi model, tetapi juga menawarkan alat analisis yang mendalam. *Roboflow* tidak hanya menyediakan antarmuka intuitif yang memudahkan pengguna dalam melakukan upload dan mengkonfigurasi model, tetapi juga menawarkan alat analisis yang mendalam[25]. Alat ini memungkinkan pengguna untuk melakukan evaluasi kinerja model dengan menggunakan metrik yang beragam, sehingga dapat dilakukan penyesuaian yang diperlukan. Integrasi dengan API *Roboflow* memudahkan pengambilan dataset dan hasil prediksi, sehingga mendukung pengembangan aplikasi yang lebih kompleks yang memanfaatkan kemampuan deteksi objek dari model yang telah dideploy.





## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil yang didapat dari evaluasi sistem deteksi penyakit pada daun durian dalam studi ini akan dianalisis untuk menilai seberapa efektif sistem yang telah dikembangkan. Sistem deteksi ini dirancang berdasarkan langkah-langkah yang diambil dalam metode penelitian.

### 3.1 Hasil Pengumpulan Data

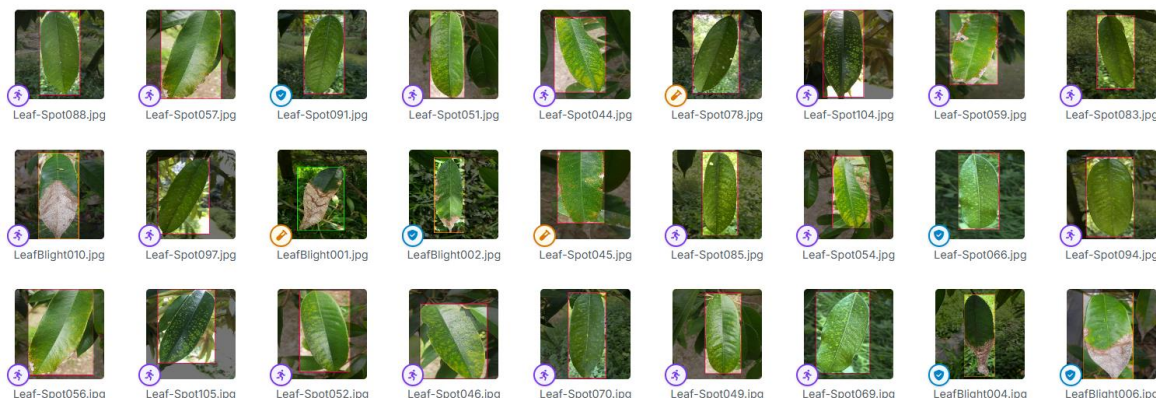
Data yang dikumpulkan bertujuan untuk membangun dataset penyakit daun durian, yang terdiri dari empat kelas penyakit, yaitu *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, *Leaf Spot*, dan *No Disease*. Setiap kelas memiliki jumlah citra yang seimbang, yaitu sebanyak 105 citra per kelas, dengan total 420 citra. Tabel 3 berikut menyajikan visualisasi dari contoh citra daun dan jumlah citra per kelas.

**Tabel 3.** Hasil Pengumpulan Data

Citra	Kelas Penyakit	Jumlah Kelas
	<i>Algal Leaf Spot</i>	105
	<i>Leaf Blight</i>	105
	<i>Leaf Spot</i>	105
	<i>No Disease</i>	105
Total		420

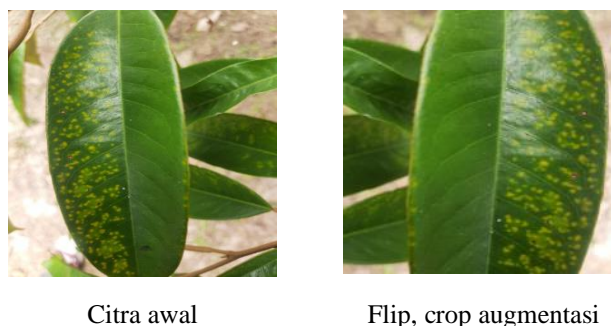
### 3.2 Hasil Pra-pemrosesan Data

Pada tahap pra-pemrosesan, pertama dilakukan anotasi terhadap citra daun durian untuk mendeteksi area yang terkena penyakit. Anotasi ini berguna untuk mempersiapkan dataset yang dapat digunakan dalam proses pelatihan model deteksi berbasis deep learning. Setiap citra daun diberi kotak pembatas (*bounding box*) yang menandai area penyakit pada daun. Proses ini tidak hanya meningkatkan akurasi model, tetapi juga memastikan bahwa dataset yang dihasilkan mencakup variasi yang diperlukan untuk pelatihan yang efektif sehingga model dapat belajar dari berbagai contoh dan situasi yang mungkin dihadapi di dunia nyata. Gambar 3 berikut menunjukkan contoh hasil anotasi pada kelas penyakit daun durian yang dilakukan dengan *Roboflow*.



Gambar 3. Hasil Anotasi Citra Daun Durian

Tahapan berikutnya, ukuran gambar diubah menjadi 640 x640 piksel sesuai dengan model YOLOv8 serta menggunakan *Auto-Orient* dan *filter null* digunakan untuk menghapus data tanpa label guna meningkatkan kualitas dataset. Seluruh proses ini diterapkan pada 420 citra agar dataset lebih terstruktur dan siap digunakan dalam pelatihan model secara optimal. Proses augmentasi pada penelitian ini meliputi *horizontal flip*, dan *cropping*. Proses augmentasi hanya diterapkan pada data pelatihan, sehingga jumlah gambar pada set pelatihan meningkat dua kali lipat, dari 294 menjadi 588 pada skenario pertama 70:20:10, dari 314 menjadi 628 pada skenario kedua 75:15:10, dan dari 334 menjadi 668 pada scenario 80:10:10. Gambar 4 menyajikan perbandingan antara citra asli dan hasil setelah augmentasi pada tahap *preprocessing*.



Gambar 4. Hasil Perbandingan Citra Sebelum dan Sesudah Augmentasi

### 3.3 Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model yang dirancang dibagi menjadi beberapa tahap berdasarkan konfigurasi training dan skala pembagian data yang telah ditetapkan sebelumnya. Adapun hasil pelatihan untuk setiap set data dapat ditemukan pada tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Hasil

Split Dataset	Epoch	Batch Size	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
70:20:10	50	16	0,996	0,960	0,987	0,924
70:20:10	100	16	0,994	0,989	0,990	0,927
75:15:10	50	16	0,951	0,954	0,967	0,834
75:15:10	100	16	0,953	0,958	0,979	0,878
80:10:10	50	16	0,977	0,728	0,781	0,708
80:10:10	100	16	0,888	0,834	0,868	0,777

Dari hasil perbandingan hasil training, kombinasi pembagian data 70:20:10 dengan 100 epoch dan batch size 16 menunjukkan performa terbaik, dengan nilai precision 0.994, recall 0.989, mAP50 mencapai 0.990, serta mAP50-95 mencapai 0.927. Hal ini menunjukkan bahwa konfigurasi tersebut memberikan hasil optimal dalam pelatihan model.

### 3.4 Evaluasi dan Analisis

Tabel 5 menunjukkan confusion matrix hasil pengujian model deteksi penyakit daun. Model ini berhasil mendeteksi kelas *Algal Leaf Spot*, *Leaf Blight*, *Leaf Spot*, dan *No Disease* dengan tingkat akurasi masing-masing 22, 22, dan 24 gambar yang benar. Adapun, kelas Leaf Spot hanya terdeteksi dengan benar sebanyak 16 gambar, dan terdapat sedikit

kesalahan di mana 1 gambar background salah dideteksi sebagai *Leaf Blight*. Secara umum, temuan ini mengindikasikan bahwa model memiliki performa yang optimal.

**Tabel 5.** Confusion Matrix Hasil Pengujian

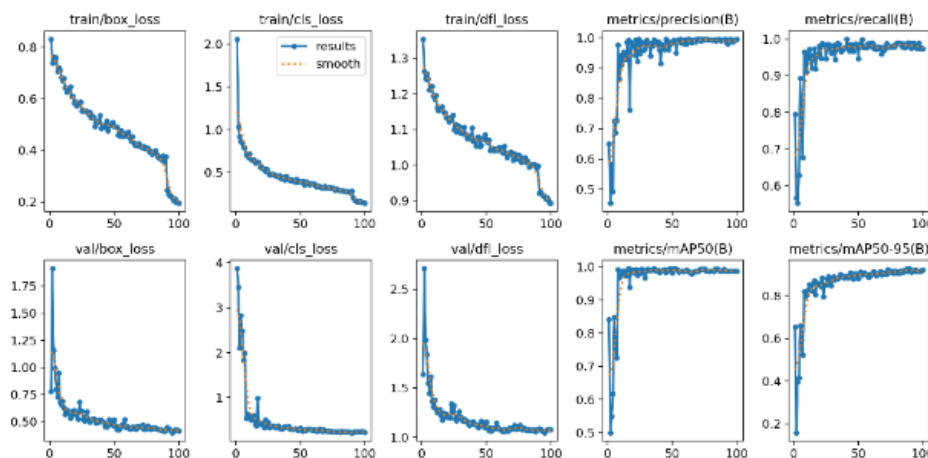
Nilai Sebenarnya		AlgalLeafSpot	LeafBlight	LeafSpot	NoDisease	Background
Nilai Prediksi	AlgalLeafSpot	22	0	0	0	0
	LeafBlight	0	22	0	0	0
	LeafSpot	0	0	16	0	0
	NoDisease	0	0	0	24	0
	Background	0	1	0	0	0

Hasil performa model menunjukkan bahwa model YOLOv8 mampu mendeteksi penyakit tanaman durian dengan akurasi yang sangat tinggi, terutama untuk kelas *Algal Leaf Spot*, *Leaf Spot*, dan *No Disease*. Hal ini mengindikasikan bahwa model dapat diandalkan untuk digunakan dalam deteksi penyakit tanaman durian. Hasil performa tiap kelasnya disajikan pada tabel 6.

**Tabel 6.** Performa Model Yolo V8

Kelas	Performa Model (%)			
	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
All	0,994	0,989	0,990	0,927
AlgalLeafSpot	0,993	1	0,995	0,963
LeafBlight	0,999	0,957	0,973	0,921
LeafSpot	0,989	1	0,995	0,889
NoDisease	0,994	1	0,995	0,936

Grafik pada gambar 5 menyajikan metrik kinerja model deteksi penyakit daun durian selama proses pelatihan dan validasi. Penurunan yang konsisten pada *box loss*, *classification loss*, dan *DFL loss* (*Distillation from Fine-grained Labels loss*), yang berfungsi sebagai fungsi kerugian dalam model deteksi objek, menunjukkan peningkatan kemampuan model dalam memprediksi lokasi serta klasifikasi objek secara akurat. Metrik precision dan recall yang stabil dan tinggi mengindikasikan bahwa model efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit daun dengan akurasi yang optimal. Nilai rata-rata presisi (*mean Average Precision*) yang dievaluasi pada ambang batas 50% (mAP50) dan rentang 50-95% (mAP50-95) memperlihatkan kinerja yang kuat pada berbagai tingkat kesulitan data. Hasil ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya efektif pada data pelatihan tetapi juga mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data validasi. Untuk mempermudah analisis, hasil penelitian ditampilkan dalam grafik pada gambar 5, yang memvisualisasikan performa optimal model dengan tren penurunan yang konsisten pada berbagai jenis kerugian (*loss*) untuk data pelatihan dan validasi.



**Gambar 5.** Hasil Grafik Terbaik

Dari grafik 5, dapat disimpulkan bahwa grafik precision dan recall menunjukkan kestabilan yang tinggi, menandakan model memiliki kemampuan untuk mendeteksi penyakit daun durian dengan tingkat akurasi yang baik serta kesalahan yang minimal. Peningkatan nilai mAP50 dan mAP50-95 menunjukkan efektivitas model dalam mendeteksi berbagai jenis penyakit, termasuk dalam kasus-kasus yang lebih kompleks, serta kemampuannya untuk beradaptasi dengan berbagai kondisi data. Kombinasi antara penurunan loss, kestabilan dalam precision dan recall, serta kinerja mAP yang optimal menjadikan grafik ini sebagai indikator yang kuat, mengindikasikan bahwa model memiliki performa yang optimal dan mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data baru. Hasil pengujian model deteksi penyakit daun durian yang menunjukkan deteksi berbagai jenis penyakit berdasarkan citra daun dengan

tingkat akurasi yang cukup tinggi. Gambar 6 menunjukkan contoh hasil deteksi dari model, di mana setiap citra dilengkapi dengan *bounding box* yang mengindikasikan kelas penyakit yang teridentifikasi serta tingkat kepercayaan dengan nilai *confidence* model terhadap deteksi tersebut.

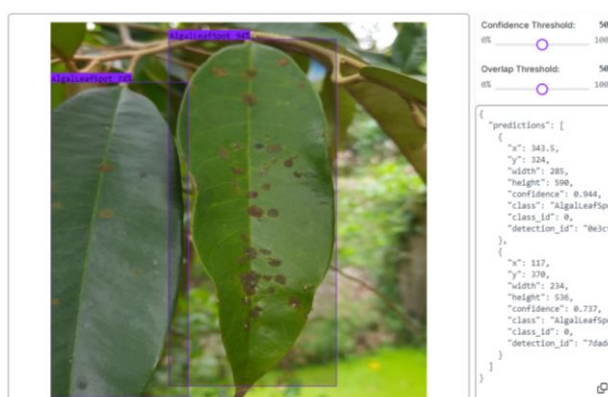


Gambar 6. Citra Hasil Pengujian

Hasil pada gambar 6 menunjukkan bahwa model YOLOv8 yang diterapkan dalam penelitian ini berhasil mendeteksi area daun yang terinfeksi berbagai penyakit daun durian dengan presisi yang baik. Hal ini dilihat dari *bounding box* yang akurat mengelilingi setiap kelas penyakit daun durian, disertai dengan nilai *confidence* dan deteksi penyakit yang ditampilkan pada bagian atas bounding box. Keberagaman bentuk dan tekstur daun yang terekam dalam kondisi lingkungan alami ini mencerminkan keragaman sampel yang digunakan dalam penelitian, sehingga hasil deteksi penyakit yang disajikan dapat diandalkan dan dapat diterapkan secara real-time. Hal ini menunjukkan kemampuan model YOLOv8 dalam melakukan deteksi penyakit daun durian secara akurat.

### 3.5 Deploy

Model terbaik yang dihasilkan dari penelitian ini diimplementasikan menggunakan platform *Roboflow* untuk mendeteksi penyakit pada daun durian. Gambar 7 menggambarkan kemampuan model dalam mengidentifikasi penyakit secara akurat, yang berperan penting dalam mendukung diagnosis dini serta upaya peningkatan kesehatan tanaman durian melalui deteksi yang lebih efisien dan tepat.



Gambar 7. Hasil Deteksi di Roboflow

Pada gambar tersebut, tampak bahwa model berhasil mendeteksi dua area pada daun yang diklasifikasikan sebagai penyakit *Algal Leaf Spot* dengan tingkat kepercayaan masing-masing sebesar 94% dan 74%, ditandai dengan kotak pembatas (*bounding box*) berwarna ungu yang menunjukkan area yang terdeteksi oleh model. Platform *Roboflow* memungkinkan pengaturan ambang batas deteksi (*confidence threshold*) dan tingkat overlap, sehingga dapat menyesuaikan sensitivitas model sesuai kebutuhan. Pada penelitian ini, model yang telah dilatih dengan dataset daun durian dan berhasil mendeteksi penyakit dengan akurasi yang baik. Tingginya nilai mAP dari model ini menunjukkan bahwa YOLOv8 mampu mendeteksi penyakit daun dengan presisi tinggi, mendukung penerapannya dalam situasi praktis. Dengan nilai mAP tinggi yang dihasilkan setelah pelatihan pada dataset daun durian, model YOLOv8 menunjukkan kemampuan deteksi yang andal dan akurat, mendukung penerapannya dalam skenario praktis. Fitur antarmuka yang mudah digunakan serta fleksibilitas pengaturan *threshold* pada *Roboflow* memberikan kemudahan untuk melakukan deteksi dini penyakit daun secara cepat dan efisien untuk meningkatkan produktivitas durian secara berkelanjutan.

#### 4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, proses implementasi dibagi menjadi beberapa tahap, termasuk implementasi sistem, pelatihan, pengujian, dan evaluasi. pelatihan dilakukan dengan membandingkan tiga skenario pembagian dataset, jumlah epoch, serta penggunaan batch size 16 untuk mendeteksi penyakit pada daun durian. Dari ketiga skenario tersebut, pembagian dataset 70:20:10 dengan 100 epoch dan batch size 16 menghasilkan kinerja terbaik, dengan precision mencapai 0,994%, recall 0,989%, mAP50 sebesar 0,990, dan mAP50-95 sebesar 0,927. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mendeteksi penyakit pada daun durian secara efektif, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan lebih lanjut dalam evaluasi kesalahan deteksi. Untuk meningkatkan akurasi dan ketahanan model, disarankan agar penelitian selanjutnya memperkaya dataset dengan menambahkan variasi citra yang mencakup berbagai jenis penyakit, kondisi pencahayaan, serta sudut pengambilan citra yang berbeda. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan generalisasi model dalam mendeteksi penyakit pada daun durian di berbagai kondisi lapangan, sehingga dapat memberikan manfaat lebih besar bagi petani dan pengelolaan tanaman durian secara keseluruhan.

#### REFERENCES

- [1] N. Najira, E. Selviyanti, Y. B. Tobing, K. Kasmawati, R. Sianturi, and A. B. Suwardi, "Diversitas Kultivar tanaman Durian (*Durio zabethinus* Murr.) Ditinjau dari Karakter Morfologi," *J. Biol. Trop.*, vol. 20, no. 2, pp. 185–193, 2020, doi: 10.29303/jbt.v20i2.1871.
- [2] & G. P. Sebastian Jody Elroy, Firman Nurdiansyah, "Klasifikasi Daun Durian Pada Citra Dalam Menentukan Jenis Menggunakan Convolutional Neural Network," *3Rd Mdp Student Conf. 2024*, pp. 56–62, 2024.
- [3] N. M. A. Nugraha, R. Rahardian, A. N. Kridabayu, F. D. Adhinata, and N. G. Ramadhan, "Expert System to Diagnose Diseases in Durian Plants using Naïve Bayes," *BUILD. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 346–352, 2021, doi: 10.47065/bits.v3i3.1077.
- [4] bps, "Produksi Tanaman Buah-buahan, 2021-2023," [www.bps.go.id](https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NjJjMg==/produksi-tanaman-buah-buahan.html), 2024. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NjJjMg==/produksi-tanaman-buah-buahan.html>
- [5] M. I. Mauladany, B. Fatkhurrozi, and R. A. Wibowo, "Deteksi Penyakit Daun Durian dengan Algoritma YOLO (You Only Look Once)," *Avitec*, vol. 6, no. 1, p. 73, 2024, doi: 10.28989/avitec.v6i1.2067.
- [6] J. Al Gallenero and J. Villaverde, "Identification of Durian Leaf Disease Using Convolutional Neural Network," *2023 15th Int. Conf. Comput. Autom. Eng. ICCAE 2023*, pp. 172–177, 2023, doi: 10.1109/ICCAE56788.2023.10111159.
- [7] H. Triwidodo, S. Wiyono, and P. B. Ayuwati, "Teknik Pembibitan dan Organisme Pengganggu Bibit Durian Menoreh Kuning di Kecamatan Kalibawang, Kulon Progo," *Agrovigor J. Agroekoteknologi*, vol. 13, no. 1, pp. 43–50, 2020, doi: 10.21107/agrovigor.v13i1.6061.
- [8] I. A. Silvi, E. Sudrajat, and A. Syaqui, "Sistem Pakar Diagnosis Hama Dan Penyakit Pada Pohon Buah Durian Montong Menggunakan Metode Forward Chaining Dengan Php Native," *J. Sist. Inf. dan Teknol. Perad.*, vol. 1, no. 1, pp. 6–11, 2020, [Online]. Available: <http://journal.peradaban.ac.id/index.php/jsitp>
- [9] M. R. S. Alfari, M. Z. Al-farish, M. Taufiqurrahman, G. Ardiansah, and M. Elgar, "Penerapan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning," *Karya Ilm. Mhs. Bertauhid (KARIMAH TAUHID)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2023.
- [10] B. K. Ekhsanto, B. A. Kusuma, A. P. Kuncoro, C. S. Faculty, and U. A. Purwokerto, "IMPLEMENTATION OF YOU ONLY LOOK ONCE V8 ALGORITHM IN POTATO IMPLEMENTASI ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE V8 PADA SISTEM," vol. 5, no. 4, pp. 125–132, 2024.
- [11] P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, Y. Cai, and B. Ma, "A Review of Yolo Algorithm Developments," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 199, pp. 1066–1073, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2022.01.135.
- [12] N. J. Hayati, D. Singasatia, and M. R. Muttaqin, "Object Tracking Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO)v8 untuk Menghitung Kendaraan," *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 91–99, 2023, doi: 10.34010/komputa.v12i2.10654.
- [13] D. G. Manurung *et al.*, "Deteksi Dan Klasifikasi Hama Potato Beetle Pada Tanaman Kentang Menggunakan YOLOV8," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 4, pp. 723–734, 2024, doi: 10.25126/jtiik.1148092.
- [14] M.B. Gigih Baskoro Ashari, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network untuk Meningkatkan Identifikasi Penyakit Tanaman Durian," *Jupiter Publ. Ilmu Keteknikan Ind. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 2, no. 4, pp. 162–172, 2024, [Online]. Available: <https://journal.aritekin.or.id/index.php/Jupiter/article/view/418>



- [15] M. NURFIRDAUS, M. Rafi, and ..., “Deteksi Penyakit Pembibitan Pada Tanaman Durian Berdasarkan Citra Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Ris. Inform. ...*, vol. 1, no. 1, pp. 1–5, 2023, [Online]. Available: <http://ejurnal.jejaringppm.org/index.php/jriti/article/view/63%0Ahttp://ejurnal.jejaringppm.org/index.php/jriti/article/download/63/50>
- [16] A. Ardiansyah and N. F. Hasan, “Deteksi dan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Yolov7,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 12, no. 1, pp. 30–35, 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i1.1545.
- [17] Muhammad Nur Ihsan Muhlashin and A. Stefanie, “Klasifikasi Penyakit Mata Berdasarkan Citra Fundus Menggunakan YOLO V8,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 2, pp. 1363–1368, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6927.
- [18] A. E. Farhan, A. Pambudi, T. Informatika, U. M. Sukabumi, and D. Indonesia, “PENDETEKSIAN KANDUNGAN GULA DAN KARBOHIDRAT PADA UMBI-UMBIAN DENGAN METODE YOLO ( YOU ONLY LOOK ONCE ) V8,” vol. 8, no. 5, pp. 10043–10050, 2024.
- [19] Y. Yanto, F. Aziz, and I. Irmawati, “Yolo-V8 Peningkatan Algoritma Untuk Deteksi Pemakaian Masker Wajah,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 3, pp. 1437–1444, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.7047.
- [20] Egga Naufal Daffa Tanadi, Dhian Satria Yudha Kartika, and Abdul Rezha Efrat Najaf, “Sistem Pendeteksi Penyakit Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur YOLOv8 Berbasis Website,” *Repeater Publ. Tek. Inform. dan Jar.*, vol. 2, no. 3, pp. 166–177, 2024, doi: 10.62951/repeater.v2i3.124.
- [21] L. Satya, M. R. D. Septian, M. W. Sarjono, M. Cahyanti, and E. R. Swedia, “Sistem Pendeteksi Plat Nomor Polisi Kendaraan Dengan Arsitektur YOLOv8,” *Sebatik*, vol. 27, no. 2, pp. 753–761, 2023, doi: 10.46984/sebatik.v27i2.2374.
- [22] I. Topan *et al.*, “Evaluasi Augmentasi Data Pada Deteksi Penyakit Daun Tebu Dengan YOLOv8,” vol. 8, no. 4, pp. 7547–7552, 2024.
- [23] I. R. Pramutighna and A. Hermawan, “Pengenalan Potensi Racun dan Peningkatan Keamanan Pangan Dalam Jamur Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 4, p. 1716, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i4.6372.
- [24] T. Abuzairi, Nurdina Widanti, Arie Kusumaningrum, and Yeni Rustina, “Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Nyeri Bayi Melalui Citra Wajah Dengan YOLO,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 624–630, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3184.
- [25] A. Salam and N. P. Pawidya, “Pengembangan Sistem Deployment Deteksi untuk Kista Ginjal pada Citra Ct Scan dengan Metode Yolo,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 396–407, 2024, doi: 10.35314/isi.v9i1.4232.