



Deteksi Penyakit Padi Secara *Real-Time* pada Perangkat Edge dengan Algoritma YOLO

Supriyanto^{1*}, Nuris Dwi Setiawan²

^{1,2}Universitas Sains dan Teknologi Komputer, Indonesia

*karya.kg@gmail.com¹, setyawan_dw@stekom.ac.id²

Alamat: Jl. Majapahit no. 605, Semarang, Jawa Tengah, Indonesia

Korespondensi penulis: karya.kg@gmail.com

Abstract. Rice (*Oryza sativa*) is one of the world's main food crops, ranking third after maize and wheat. In Southeast Asia, particularly Indonesia, around 80% of the population relies on rice as their staple food. However, according to the International Rice Research Institute (IRRI), farmers suffer crop failures of up to 37% every year due to pest and disease attacks. This study aims to help farmers overcome diseases in rice plants by developing an automatic classification system using the YOLO (You Only Look Once) algorithm. The study classifies four types of rice leaf conditions: Bacterial leaf blight, leaf smut, brown spot, and healthy rice leaves. The dataset used consists of 661 images, divided into 70% for training data, 10% for validation data, and 20% for testing data. The results show that the best training accuracy was achieved at the 300th epoch with an accuracy of 77%. Testing using a confusion matrix also showed an average accuracy of 77%. The YOLO algorithm proved effective in classifying diseases on rice leaves, providing an accurate and efficient solution for farmers in managing their crops.

Keywords: *Oryza sativa*; Rice leaf disease; Automatic classification; YOLO algorithm.

Abstrak. Padi (*Oryza sativa*) adalah salah satu sumber pangan pokok dunia dan menduduki peringkat ketiga setelah jagung serta gandum. Di kawasan Asia Tenggara, terutama Indonesia, hampir 80% masyarakatnya mengonsumsi nasi sebagai makanan utama. Akan tetapi, menurut International Rice Research Institute (IRRI), setiap tahun para petani menghadapi gagal panen yang mencapai 37% karena serangan hama dan penyakit. Oleh sebab itu, penelitian ini dilakukan untuk membantu petani dalam menangani penyakit tanaman padi melalui pengembangan sistem klasifikasi otomatis berbasis algoritma YOLO (You Only Look Once). Sistem ini membedakan empat kondisi daun padi, yaitu Bacterial leaf blight, leaf smut, brown spot, dan daun padi sehat. Penelitian menggunakan 661 gambar yang dibagi menjadi 70% data pelatihan, 10% data validasi, dan 20% data pengujian. Hasilnya, akurasi pelatihan terbaik diperoleh pada epoch ke-300 sebesar 77%, dan pengujian dengan confusion matrix juga menghasilkan rata-rata akurasi 77%. Dengan demikian, algoritma YOLO dinilai efektif untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun padi sehingga dapat menjadi solusi yang akurat dan efisien bagi petani dalam mengelola tanamannya.

Kata kunci: *Oryza sativa*; Penyakit daun padi; Klasifikasi otomatis; Algoritma YOLO.

1. LATAR BELAKANG

Padi (*Oryza sativa*) termasuk salah satu tanaman pangan paling penting di dunia dan berada di posisi ketiga setelah jagung serta gandum dalam hal produksi biji-bijian. Beras, yang merupakan hasil utama dari tanaman padi, menjadi makanan pokok bagi banyak negara, termasuk Indonesia, salah satu produsen beras terbesar di dunia (Anggirati et al., 2021; Saputra et al., 2021). Sejalan dengan bertambahnya jumlah penduduk, kebutuhan dan permintaan terhadap beras terus meningkat, sehingga produksi beras perlu dinaikkan lebih dari 40% untuk mencukupi kebutuhan tersebut. Kondisi ini sangat krusial demi menjaga ketahanan pangan, stabilitas sosial, dan pembangunan nasional (Khoiruddin et al., 2022; Fatman, 2021).

Sebagai negara agraris, sekitar 80% masyarakat Indonesia menjadikan nasi sebagai makanan pokok. Hal ini menunjukkan betapa pentingnya produksi beras bagi ketahanan pangan nasional. Akan tetapi, produksi padi di Indonesia menghadapi berbagai kendala, terutama akibat hama dan penyakit tanaman. Menurut Food and Agriculture Organization (FAO), sekitar 20–40% produksi pangan dunia hilang karena serangan hama dan penyakit. International Rice Research Institute (IRRI) juga melaporkan bahwa petani padi mengalami kegagalan panen hingga 37% setiap tahunnya akibat hama dan penyakit (Zulkifli, 2021; Zulfa et al., 2023). Di Indonesia, banyak petani masih kesulitan mengidentifikasi jenis hama dan penyakit yang menyerang tanaman padi mereka, yang berdampak pada menurunnya kualitas dan kuantitas hasil panen. Berdasarkan wawancara dengan kepala Badan Penyuluh Pertanian (BPP) Kecamatan Cluwak, Kabupaten Pati, terungkap bahwa banyak petani kebingungan dalam menentukan jenis penyakit yang menyerang tanaman padi mereka (Zulkifli, 2021; Hawari et al., 2022).

Beberapa penelitian sebelumnya yang relevan dengan topik deteksi penyakit pada tanaman menggunakan teknologi kecerdasan buatan dan deep learning, termasuk model YOLOv5, telah dilakukan. Sebagai contoh, penelitian oleh Mokhtar Khoiruddin, Apri Junaidi, dan Wahyu Andi Saputra (2022) yang berjudul "Klasifikasi Penyakit Daun Padi dengan Menggunakan Algoritma Jaringan Saraf Konvolusi" bertujuan memberikan dukungan pengetahuan kepada petani dalam mengatasi penyakit yang menyerang daun tanaman padi. Daun padi yang diklasifikasikan dalam studi tersebut mencakup Bacterial leaf blight, Rice blast, dan Rice tungro virus, dengan hasil akurasi pelatihan terbaik pada epoch 100 sebesar 98% dan pengujian menggunakan confusion matrix dengan 600 data memperoleh nilai akurasi sebesar 98% (Khoiruddin et al., 2022). Selanjutnya, riset yang dilakukan oleh Anugrah Pramesta pada tahun 2023 mengkaji pembangunan aplikasi untuk mengidentifikasi penyakit kerdil dan leaf blight pada tanaman lada berbasis citra daun melalui website. Hasil penelitian tersebut sangat mendukung diagnosis secara sehat terhadap berbagai jenis daun yang terinfeksi, baik pada citra berbasis laboratorium maupun citra lapangan nyata, dengan tingkat akurasi rata-rata 94% untuk validasi, loss validasi 0,060 dengan 100 epoch dan batch_size 32 pada learning rate 0,001, serta berhasil melampaui penelitian sebelumnya (Pascasarjana et al., 2021).

Penelitian lain yang dilakukan oleh Fakhri Habib Hawari, Faslah Fadillah, Muhamad Rifqi Alviandi, dan Toni Arifin pada tahun 2022 membahas penggunaan algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) dalam mengklasifikasi penyakit pada tanaman padi. Algoritma CNN telah terbukti unggul dalam berbagai aplikasi dunia nyata. Tujuan penelitian ini adalah membantu petani mengidentifikasi dan mengklasifikasi penyakit pada tanaman padi

serta mengurangi risiko kegagalan panen akibat penyakit daun. Penelitian ini mencakup jenis penyakit seperti Brown Spot, Hawar, Leaf Brown, dan Daun Sehat. Proses penelitian meliputi studi literatur, pengumpulan dataset, preprocessing data, dan pengolahan data. Data yang digunakan untuk pelatihan, pengujian, dan validasi diperoleh dari berbagai sumber. Algoritma CNN diimplementasikan menggunakan layer konvolusi (Conv2D), layer pooling (MaxPooling2D), layer flatten (flatten), dan layer dense (Dense) untuk klasifikasi penyakit pada daun padi. Proses pelatihan data dilakukan sebanyak 10 epoch dan dihentikan ketika kondisi yang ditentukan terpenuhi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Deep Learning CNN dapat digunakan untuk mengidentifikasi citra daun padi yang terkena penyakit. Akurasi tertinggi dari data pelatihan mencapai 85%, data pengujian mencapai 86%, dan data validasi mencapai 95%. Oleh karena itu, metode ini dinilai cukup baik dalam identifikasi citra penyakit pada tanaman padi (Hawari et al., 2022).

Upaya untuk mengatasi masalah ini telah dilakukan melalui berbagai pendekatan, salah satunya dengan memanfaatkan teknologi deteksi penyakit berbasis komputer. Deteksi dini dan akurat terhadap penyakit tanaman dapat membantu petani mengambil tindakan pencegahan secara tepat waktu, sehingga dapat mengurangi kerugian hasil panen. Metode deteksi berbasis citra telah berkembang pesat seiring munculnya algoritma-algoritma baru yang mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan penyakit tanaman secara otomatis dan efisien (Pascasarjana et al., 2021). YOLO (*You Only Look Once*) merupakan salah satu algoritma deteksi objek yang terbukti sangat efektif dan efisien dalam pengolahan citra. Algoritma ini dirancang untuk melakukan deteksi objek dalam gambar secara real-time hanya dengan satu kali pemrosesan gambar untuk mendeteksi semua objek yang ada. YOLO telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi deteksi objek, termasuk di bidang pertanian untuk mendeteksi hama dan penyakit tanaman (Rahma et al., 2021). Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi otomatis menggunakan model YOLOv5 untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada daun padi. Empat jenis kondisi daun padi yang diklasifikasikan dalam penelitian ini meliputi Bacterial leaf blight, leaf smut, brown spot, dan daun padi sehat (Iskandar Mulyana & Rofik, 2022).

2. KAJIAN TEORITIS

2.1. Tanaman Padi (*Oryza sativa*)

Padi (*Oryza sativa* L.) merupakan tanaman pangan utama di Indonesia yang selalu menempati posisi teratas dalam produksi dan konsumsi dibandingkan komoditas pangan lainnya. Beras sebagai makanan pokok masyarakat Indonesia dikonsumsi oleh sekitar 90%

penduduk karena kontribusinya yang signifikan terhadap asupan kalori (40–80%) dan protein (45–55%). Tanaman padi tidak hanya berperan sebagai sumber pangan, tetapi juga menjadi tulang punggung ketahanan pangan nasional dan mata pencaharian sebagian besar petani di Indonesia.

2.2. Penyakit pada Daun Padi

Penyakit pada daun padi menjadi salah satu faktor utama yang menurunkan kualitas dan kuantitas hasil panen. Beberapa jenis penyakit yang umum menyerang daun padi antara lain:

- a. Bacterial leaf blight — penyakit yang disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas oryzae* dan dapat menyebabkan kerusakan serius hingga kegagalan panen.
- b. Leaf smut — penyakit yang disebabkan oleh jamur patogen dan ditandai dengan munculnya bercak-bercak kecil pada permukaan daun.
- c. Brown spot — penyakit yang ditandai dengan bercak coklat berbentuk oval yang tersebar merata di permukaan daun.
- d. Daun sehat — daun dengan warna hijau tua yang kaya klorofil, menandakan aktivitas fotosintesis yang optimal.

Deteksi dini terhadap penyakit-penyakit tersebut sangat penting agar petani dapat mengambil tindakan penanganan yang tepat sebelum penyakit menyebar lebih luas.

2.3. Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*)

Kecerdasan Buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) merujuk pada konsep atau inovasi di mana perangkat lunak komputer mampu melakukan tugas-tugas dengan kemampuan pemikiran atau penalaran seperti manusia. Dalam bidang pertanian, AI telah banyak dimanfaatkan untuk mendeteksi hama dan penyakit tanaman, memantau kondisi lahan, serta meningkatkan efisiensi produksi pangan. Pemanfaatan AI memungkinkan proses identifikasi penyakit tanaman dilakukan secara otomatis, cepat, dan akurat.

2.4. *Deep Learning* dan *Convolutional Neural Network* (CNN)

Deep learning merupakan cabang dari *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis banyak untuk mempelajari representasi data secara hierarkis. Salah satu arsitektur *deep learning* yang paling banyak digunakan dalam pengolahan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN terdiri dari beberapa lapisan utama, yaitu lapisan konvolusi (Conv2D), lapisan *pooling* (MaxPooling2D), lapisan *flatten*, dan lapisan *dense* yang berfungsi untuk klasifikasi. CNN telah terbukti unggul dalam berbagai aplikasi nyata, termasuk identifikasi citra penyakit pada daun tanaman padi.

2.5. Algoritma YOLO (*You Only Look Once*)

YOLO (*You Only Look Once*) merupakan salah satu algoritma deteksi objek yang menggabungkan proses deteksi dan klasifikasi ke dalam satu proses *end-to-end*. Berbeda dengan metode deteksi konvensional yang melakukan pemrosesan berulang, YOLO membagi

citra menjadi grid dan secara simultan memprediksi *bounding box* serta kelas objek yang terdapat dalam setiap grid. Pendekatan ini memungkinkan deteksi objek dilakukan secara *real-time* hanya dengan satu kali pemrosesan gambar. YOLO telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk pertanian, untuk mendeteksi hama dan penyakit tanaman secara efisien.

2.6. Perangkat Edge (*Edge Computing*)

Edge computing merupakan paradigma komputasi yang memindahkan proses pengolahan data dari pusat data terpusat (*cloud*) ke perangkat yang berada di dekat sumber data, atau yang disebut sebagai perangkat *edge*. Dalam konteks pertanian, perangkat *edge* seperti kamera pintar, *single-board computer* (misalnya Raspberry Pi atau Jetson Nano), dan perangkat *mobile* dapat digunakan untuk menjalankan model deteksi secara langsung di lapangan tanpa memerlukan koneksi internet yang stabil. Penerapan YOLO pada perangkat *edge* memungkinkan deteksi penyakit padi dilakukan secara *real-time*, hemat biaya, dan efisien, sehingga petani dapat memperoleh informasi secara langsung dan mengambil tindakan dengan cepat.

2.7. Confusion Matrix dan Metrik Evaluasi

Confusion matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dengan menyajikan jumlah prediksi benar dan salah. Dari *confusion matrix* dapat dihitung beberapa metrik evaluasi, antara lain:

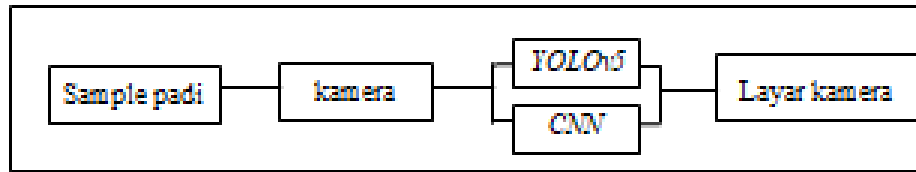
- a. **Precision** = $TP / (TP + FP)$
- b. **Recall** = $TP / (TP + FN)$
- c. **Accuracy** = $(TP + TN) / (TP + FP + FN + TN)$
- d. **F1 Score** = $2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$

Selain itu, dalam deteksi objek digunakan metrik mAP (*mean Average Precision*) untuk mengukur seberapa baik model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek pada berbagai kelas.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Diagram Blok Sistem

Penelitian ini dirancang melalui beberapa tahapan yang digambarkan dalam diagram blok berikut:



Gambar 1. Blok Diagram

Penjelasan Diagram Blok:

Berdasarkan diagram blok di atas, proses deteksi penyakit padi dilakukan melalui beberapa tahap:

- a. **Sample Padi** — Objek penelitian berupa sampel daun padi yang akan dideteksi.
- b. **Kamera** — Perangkat kamera digunakan untuk menangkap citra daun padi secara *real-time*.
- c. **YOLOv5 dan CNN** — Citra yang diperoleh kemudian diproses menggunakan model YOLOv5 yang terintegrasi dengan CNN. YOLO akan mendeteksi hasil pengolahan model data pada CNN.
- d. **Layar Kamera** — Hasil dari pencocokan kedua model tersebut ditampilkan pada layar kamera berupa gambar dengan kotak pembatas (*bounding box*), di mana di dalam kotak tersebut teridentifikasi jenis penyakit padi yang terdeteksi.

3.2. Alur Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

a. Studi Literatur

Tahap awal dilakukan dengan mengkaji berbagai referensi terkait tanaman padi, jenis-jenis penyakit daun padi, algoritma YOLO, CNN, serta penerapan *deep learning* dalam bidang pertanian.

b. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari citra daun padi yang mencakup empat kelas kondisi, yaitu:

- 1) *Bacterial leaf blight*
- 2) *Brown spot*
- 3) *Leaf smut*
- 4) Daun sehat

Dataset dibagi menjadi tiga bagian:

- a. **70%** untuk data pelatihan (*training*)
- b. **10%** untuk data validasi (*validation*)
- c. **20%** untuk data pengujian (*testing*)

c. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum proses pelatihan, meliputi proses *resizing*, normalisasi, dan augmentasi data agar model dapat belajar dengan lebih optimal.

d. Perancangan Model

Model yang digunakan adalah YOLOv5 yang dikombinasikan dengan CNN. Arsitektur YOLOv5 terdiri dari 182 layer dengan 7.254.609 parameter. Model ini dirancang untuk melakukan deteksi objek secara *end-to-end*, yaitu menggabungkan proses deteksi dan klasifikasi dalam satu kali pemrosesan citra.

e. Pelatihan Model

Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan dataset yang telah disiapkan. Pelatihan dilakukan pada beberapa konfigurasi *epoch*, yaitu:

- 1) Epoch 200
- 2) Epoch 250
- 3) Epoch 300

Setiap konfigurasi dievaluasi untuk melihat performa model berdasarkan metrik *precision*, *recall*, dan *mAP* (*mean Average Precision*).

f. Pengujian dan Evaluasi

Pengujian model dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat jumlah prediksi benar dan salah pada setiap kelas. Selain itu, dihitung pula nilai *precision*, *recall*, *accuracy*, dan *F1 Score* dengan rumus sebagai berikut:

- 1) **Precision** = $TP / (TP + FP)$
- 2) **Recall** = $TP / (TP + FN)$
- 3) **Accuracy** = $(TP + TN) / (TP + FP + FN + TN)$
- 4) **F1 Score** = $2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$

Nilai **mAP** dihitung dengan rumus:

$$mAP = \frac{mAP_{kelas1} + mAP_{kelas2} + mAP_{kelas3} + mAP_{kelas4}}{4}$$

3.3. Implementasi pada Perangkat Edge

Model YOLOv5 yang telah dilatih kemudian diimplementasikan pada perangkat *edge* untuk memungkinkan deteksi penyakit padi secara *real-time* di lapangan. Perangkat *edge* yang digunakan dapat berupa kamera pintar, *single-board computer* (seperti Raspberry Pi atau Jetson Nano), atau perangkat *mobile* yang memiliki kemampuan komputasi memadai. Implementasi ini bertujuan agar petani dapat memperoleh hasil deteksi secara langsung tanpa bergantung pada koneksi internet yang stabil.

3.4. Skenario Pengujian

Pengujian dilakukan dengan skenario sebagai berikut:

- Kamera menangkap citra daun padi secara *real-time*.
- Citra diproses oleh model YOLOv5 yang tertanam pada perangkat *edge*.
- Model melakukan deteksi dan klasifikasi terhadap empat kelas kondisi daun padi.
- Hasil deteksi ditampilkan pada layar berupa gambar dengan *bounding box* dan label kelas penyakit.
- Hasil pengujian dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dan metrik evaluasi lainnya.

3.5. Parameter Evaluasi

Parameter yang digunakan untuk mengevaluasi performa model meliputi:

Parameter	Keterangan
Precision	Tingkat ketepatan prediksi positif
Recall	Tingkat keberhasilan model menemukan objek positif
mAP	Rata-rata presisi pada semua kelas
Accuracy	Tingkat akurasi keseluruhan model
F1 Score	Keseimbangan antara precision dan recall

Bagian ini memuat rancangan penelitian meliputi disain penelitian, populasi/sampel penelitian, teknik dan instrumen pengumpulan data, alat analisis data, dan model penelitian yang digunakan. Metode yang sudah umum tidak perlu dituliskan secara rinci, tetapi cukup merujuk ke referensi acuan (misalnya: rumus uji-F, uji-t, dll). Pengujian validitas dan reliabilitas instrumen penelitian tidak perlu dituliskan secara rinci, tetapi

cukup dengan mengungkapkan hasil pengujian dan interpretasinya. Keterangan simbol pada model dituliskan dalam kalimat.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

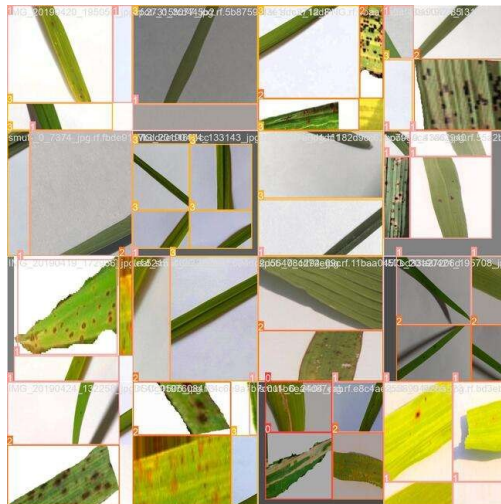
4.1. Pelatihan pada *epoch* 200

Pada pelatihan dan validasi dengan epoch 200 di peroleh hasil berikut.

custom_YOLOv5s summary: 182 layers, 7254609 parameters, 0 gradients							
Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95:	
all	55	62	0.689	0.695	0.726	0.653	
bacterial-blight	55	10	1	0.988	0.995	0.913	
brown spot	55	32	0.544	0.594	0.536	0.462	
leaaf-smut	55	10	0.587	0.3	0.462	0.403	
sehat	55	10	0.704	0.9	0.913	0.833	

Gambar 1. Hasil evaluasi model pada epoch 200

Didapat *mAP*(*mean Average Precission*) sebesar 72%, presisi 68%, dan recall sebesar 69% di semua kelas seperti yang terlihat pada gambar 2.



Gambar 2. Hasil dari pelatihan epoch 200

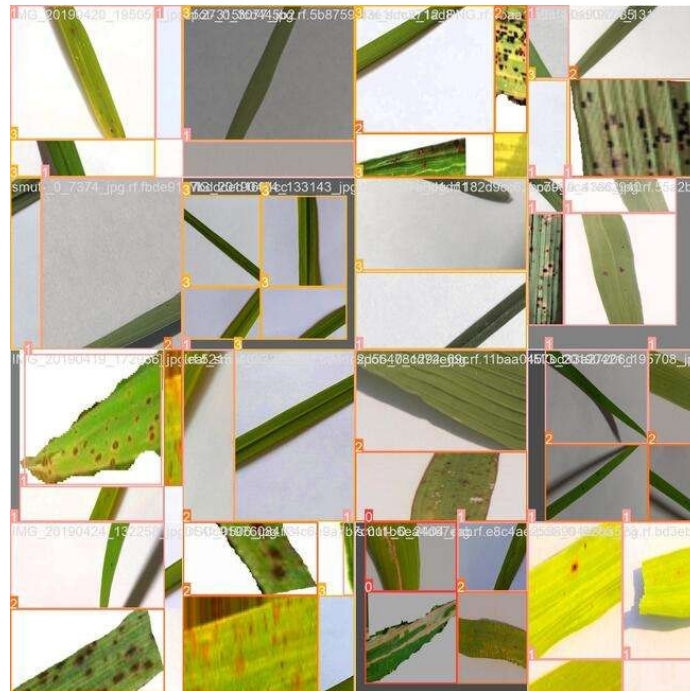
4.2. Pelatihan pada *epoch* 250

Pada pelatihan dan validasi dengan epoch 250 di peroleh hasil berikut.

custom_YOLOv5s summary: 182 layers, 7254609 parameters, 0 gradients							
Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95:	
all	55	62	0.689	0.695	0.726	0.653	
bacterial-blight	55	10	1	0.988	0.995	0.913	
brown spot	55	32	0.544	0.594	0.536	0.462	
leaaf-smut	55	10	0.587	0.3	0.462	0.403	
sehat	55	10	0.704	0.9	0.913	0.833	

Gambar 3. hasil evaluasi epoch 250

Dengan mAp sebesar 75%, presisi sebesar 63%, recall sebesar 79% seperti yang terlihat pada gambar 4.



Gambar 4. hasil pelatihan epoch 250

Gambar 5 merupakan hasil uji pelatihan yang telah di lakukan dengan menguji per-batch atau kelompok.

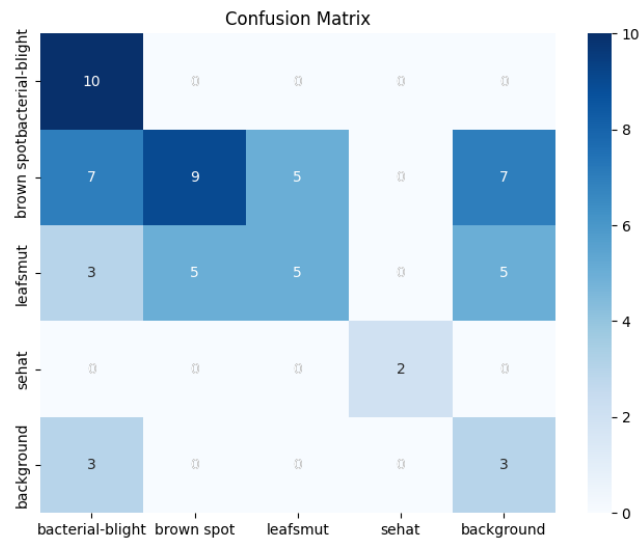
4.3. Pelatihan pada *epoch* 300

Di pelatihan dan validasi menggunakan 300 epoch didapatkan jasi sebagai berikut.

custom_YOLOv5s summary: 182 layers, 7254609 parameters, 0 gradients							
Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95:	
all	55	62	0.665	0.791	0.772	0.745	
bacterial-blight	55	10	0.856	1	0.995	0.983	
brown spot	55	32	0.546	0.562	0.573	0.513	
leaaf-smut	55	10	0.473	0.6	0.541	0.531	
sehat	55	10	0.786	1	0.978	0.953	

Gambar 5. hasil dari evaluasi model pada epoch 300

Didapatkan mAP untuk semua kelas seperti pada gambar 6 yaitu 77% dengan recall 79% dan prediksi 66%.



Gambar 6. confusion matrix epoch 300

Pada gambar 7 tersedia confusion matrix untuk menyajikan hasil berapa kali prediksi benar di lakukan dan prediksi salah di lakukan.

Di berikan rumus untuk mencari prediksi dan recall sebagai berikut

		ACTUAL VALUES	
		POSITIVE	NEGATIVE
	POSITIVE	TP	FN
	NEGATIVE	FP	TN

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Gambar 7. rumus perhitungan dari confusion matrix

mAP yang di peroleh adalah sebagai berikut berdasarkan gambar sebelumnya pada evaluasi

$$mAP = \frac{0.995 + 0.573 + 0.541 + 0.978}{4} = 0.772$$

Dari data yang sudah di dapat yaitu adalah 0.772 dalam normalisasi yang akan di konversi menjadi 77 %.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma YOLOv5 efektif untuk diimplementasikan dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada daun padi ke dalam empat kelas kondisi, yaitu Bacterial leaf blight, Brown spot, Leaf smut, dan daun sehat. Performa terbaik model diperoleh pada pelatihan dengan epoch ke-300, yang menghasilkan nilai mAP sebesar 77%, recall 79%, dan

precision 66%. Sementara itu, pelatihan pada epoch 200 menghasilkan mAP 72%, precision 68%, dan recall 69%, sedangkan epoch 250 menghasilkan mAP 75%, precision 63%, dan recall 79%. Variasi hasil pada setiap epoch menunjukkan bahwa jumlah epoch berpengaruh terhadap performa model dalam mendeteksi objek. Pengujian menggunakan confusion matrix pada epoch ke-300 juga menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 77%, yang mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan penyakit daun padi dengan cukup baik. Dengan penerapan model pada perangkat edge, proses deteksi dapat dilakukan secara real-time di lapangan, sehingga petani dapat memperoleh informasi secara langsung dan mengambil tindakan penanganan dengan lebih cepat. Secara keseluruhan, algoritma YOLO terbukti memberikan solusi yang akurat dan efisien dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun padi, sehingga dapat membantu petani dalam mengelola tanaman mereka dan mengurangi risiko kegagalan panen.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya. Pertama, disarankan untuk menggunakan konfigurasi hyperparameter yang lebih optimal, seperti pengaturan learning rate, batch size, dan optimizer yang lebih tepat, agar dapat meningkatkan nilai mAP dan akurasi model. Kedua, penelitian selanjutnya dapat melakukan eksperimen dengan mengonfigurasi variasi layer pada arsitektur YOLOv5, misalnya dengan menambah atau mengurangi jumlah layer tertentu, untuk melihat pengaruhnya terhadap performa model. Ketiga, penambahan jumlah dataset yang digunakan, baik dari segi kuantitas maupun variasi kondisi citra seperti pencahayaan dan latar belakang yang beragam, diharapkan dapat membuat model belajar lebih baik dan menghasilkan nilai mAP yang lebih tinggi. Keempat, disarankan untuk melakukan pengujian pada kondisi lapangan yang lebih beragam, seperti perbedaan intensitas cahaya, sudut pengambilan gambar, dan jenis latar belakang, guna menguji ketangguhan model dalam kondisi nyata. Kelima, penelitian selanjutnya dapat fokus pada optimasi performa model agar dapat berjalan lebih cepat dan efisien pada perangkat edge dengan sumber daya terbatas, misalnya melalui teknik quantization, pruning, atau penggunaan model yang lebih ringan. Keenam, disarankan untuk mengintegrasikan sistem deteksi ini dengan sistem peringatan dini (early warning system) yang dapat memberikan notifikasi kepada petani secara otomatis ketika penyakit terdeteksi, sehingga tindakan penanganan dapat dilakukan lebih cepat. Terakhir, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan aplikasi mobile yang mudah digunakan oleh petani, sehingga hasil deteksi dapat langsung diakses dan dipahami tanpa memerlukan pengetahuan teknis yang tinggi.

DAFTAR REFERENSI

- Padhi, J., Mishra, K., Ratha, A. K., Behera, S. K., Sethy, P. K., & Nanthaamornphong, A. (2025). Enhancing paddy leaf disease diagnosis: A hybrid CNN model using simulated thermal imaging. Elsevier.
- Petchiammal, A., & Murugan, D. (2025). Automated paddy leaf disease identification using visual leaf images based on nine pre-trained models approach. *Procedia Computer Science*.
- Palacio Betancur, S., & Bolaños Martinez, F. (2025). Tomato (*Solanum lycopersicum* L.) leaf disease detection using computer vision. *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, 78(3), 11203-11212.
- Simhadri, C. G., Kondaveeti, H. K., Vatsavayi, V. K., Mitra, A., & Ananthachari, P. (2025). Deep learning for rice leaf disease detection: A systematic literature review on emerging trends, methodologies and techniques. Elsevier.
- Redmon, J., et al. (2025). A decade of You Only Look Once (YOLO) for object detection: A review. *IEEE Xplore*.
- Simhadri, C. G., & Kondaveeti, H. K. (2025). Automatic recognition of rice leaf diseases using transfer learning. MDPI AG.
- Ritharson, P. I., Raimond, K., Mary, X. A., Robert, J. E., & Andrew, J. (2024). DeepRice: A deep learning and deep feature based classification of rice leaf disease subtypes. KeAi Communications Co., Ltd.
- Xiao, J., Kang, G., Wang, L., Lin, Y., Zeng, F., Zheng, J., Zhang, R., & Yue, X. (2024). Real-time lightweight detection of lychee diseases with enhanced YOLOv7 and edge computing. MDPI AG.
- Simhadri, C. G., et al. (2025). A systematic review of standalone and hybrid convolutional neural network models for rice leaf disease detection. Zenodo.
- Ahmad, H. M., et al. (2025). Development and evolution of YOLO in object detection: A survey. *Neurocomputing*.
- Zakzouk, S., Ehab, M., Atef, S., Yousri, R., Tawfik, R. M., & Darweesh, M. S. (2021). Rice leaf diseases detector based on AlexNet. In 2021 the 9th International Japan-Africa Conference on Electronics, Communications, and Computing (JAC-ECC) (pp. 170-174). IEEE.
- Ferentinos, K. P. (2018). Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 311-318.
- Jadhav, S. B., Udupi, V. R., & Patil, S. B. (2021). Identification of plant diseases using convolutional neural networks. *International Journal of Information Technology*, 13(6), 2461-2470.
- Wang, G., Sun, Y., & Wang, J. (2017). Automatic image-based plant disease severity estimation using deep learning. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2017, 2917536.
- Li, D., et al. (2024). An improved YOLO detection approach for pinpointing cucumber diseases and pests. *ScienceDirect*.