JURNAL ILMIAH SISTEM INFORMASI (JUSI)
VOL 5, No. 2, Mei 2026, pp. 664 - 673
p-ISSN : 2803-1507 (media cetak) | e-ISSN : 2803-1531 (media online)
Link Publikasi: https://ejurnal.provisi.ac.id/index.php/JUISI/issue/view/171

Deteksi Penyakit Daun Padi Menggunakan Model Deteksi Objek YOLO

Herman Purwoko Putro*[1], Benelekser Tumanggor[2], Dahlan Supriatna[3]
[1,2] Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Ichsan Satya
Jl. Jombang Raya No. 41, 15414, Jombang, Kec. Ciputat, Kota Tangerang Selatan, Banten
[3] Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang
Jl. Raya Puspitek No. 46, Serpong, Kota Tangerang Selatan, Banten, Indonesia
e-mail: hermanpurwoko1163@gmail.com*[1], beneleksert@gmail.com[2], dosen03477@unpam.ac.id[3]

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 18-03-2026
Revised: 23-04-2026
Accepted: 11-05-2026
Published: 21-05-2026

ABSTRACT

Rice is one of the world's major food commodities and plays a vital role in ensuring global food security. However, rice productivity is often compromised by various leaf diseases that can significantly reduce crop quality and yield. Early disease detection is a crucial step in controlling the spread of these diseases. Conventional methods relying on manual observation have limitations in speed, accuracy, and reliance on human expertise. Therefore, an automated detection system capable of quickly and accurately identifying diseases is needed. This study aims to develop a rice leaf disease detection model using the YOLO (You Only Look Once) deep learning method. The dataset used was obtained from Kaggle and consists of rice leaf images with bounding box annotations. The research process includes data collection, preprocessing, model training, and performance evaluation. The model was trained using the Stochastic Gradient Descent (SGD) optimizer with specific parameters to achieve optimal results. Model performance was evaluated using the metrics mean Average Precision (mAP), precision, and recall. The results of the study indicate that the YOLO model can detect rice leaf diseases with high accuracy and relatively short detection times. This demonstrates that the YOLO method is effective for application in smart farming systems. This study is expected to contribute to the development of artificial intelligence-based plant disease detection technology.

Keywords: *YOLO, Object Detection, Rice Leaf Disease, Deep Learning, Computer Vision.*

Abstrak

Tanaman padi merupakan salah satu komoditas pangan utama di dunia yang memiliki peran penting dalam menjaga ketahanan pangan global. Namun, produktivitas tanaman padi seringkali terganggu oleh berbagai penyakit daun yang dapat menurunkan kualitas dan hasil panen secara signifikan. Deteksi penyakit secara dini menjadi langkah penting untuk mengendalikan penyebaran penyakit tersebut. Metode konvensional yang mengandalkan pengamatan manual memiliki keterbatasan dalam hal kecepatan, akurasi, serta ketergantungan terhadap keahlian manusia. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem deteksi otomatis yang mampu mengidentifikasi penyakit secara cepat dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model deteksi penyakit daun padi menggunakan metode YOLO (*You Only Look Once*) berbasis *Deep Learning*. *Dataset* yang digunakan diperoleh dari Kaggle yang terdiri dari citra daun padi dengan anotasi *bounding box*.

DOI: https://doi.org/10.51903/hn9qqt19

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Proses penelitian meliputi tahap pengumpulan data, preprocessing, pelatihan model, serta evaluasi performa. Model dilatih menggunakan optimizer *Stochastic Gradient Descent* (SGD) dengan parameter tertentu untuk memperoleh hasil yang optimal. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik *mean Average Precision* (mAP), *precision*, dan *recall*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLO mampu mendeteksi penyakit daun padi dengan tingkat akurasi yang tinggi serta waktu deteksi yang relatif cepat. Hal ini menunjukkan bahwa metode YOLO efektif untuk diterapkan dalam sistem pertanian cerdas. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi deteksi penyakit tanaman berbasis kecerdasan buatan.

Kata Kunci: *YOLO, Deteksi Objek, Penyakit Tanaman Padi, Deep Learning, Computer Vision.*

1. PENDAHULUAN

Tanaman padi merupakan salah satu komoditas pangan utama di dunia yang berperan penting dalam menjaga ketahanan pangan global. Peningkatan kebutuhan produksi padi menuntut adanya pengelolaan pertanian yang efektif, khususnya dalam menangani penyakit tanaman yang dapat menurunkan hasil dan kualitas panen [1]. Berbagai penyakit daun seperti karat daun, hawar daun, dan embun tepung dapat menyerang tanaman padi dan menyebar dengan cepat apabila tidak terdeteksi sejak dini. Oleh karena itu, deteksi penyakit yang cepat dan akurat menjadi sangat penting untuk meminimalkan kerugian serta menjaga produktivitas pertanian. Metode konvensional untuk mendeteksi penyakit tanaman umumnya dilakukan melalui pengamatan langsung oleh tenaga ahli. Meskipun metode ini dapat memberikan hasil yang cukup akurat, prosesnya memerlukan waktu yang lama, biaya yang tinggi, serta sangat bergantung pada pengalaman dan keahlian manusia. Dalam skala pertanian yang luas, metode ini menjadi kurang efisien dan sulit diterapkan secara konsisten. Seiring dengan perkembangan teknologi, penerapan kecerdasan buatan, khususnya deep learning, telah menjadi solusi yang menjanjikan dalam otomatisasi deteksi penyakit tanaman berbasis citra digital [2].

Deteksi objek merupakan salah satu pendekatan dalam bidang computer vision yang memungkinkan identifikasi sekaligus pelokalan objek dalam suatu citra. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah YOLO (You Only Look Once), yang dikenal memiliki kemampuan deteksi secara real-time dengan tingkat akurasi yang tinggi. YOLO bekerja dengan pendekatan satu tahap (*single-stage detection*), sehingga lebih cepat dibandingkan metode deteksi lainnya [3]. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa YOLO efektif dalam mendeteksi berbagai jenis penyakit tanaman. Namun, penelitian yang secara khusus membahas deteksi penyakit daun padi menggunakan dataset publik seperti Kaggle masih terbatas. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model deteksi penyakit daun padi menggunakan metode YOLO. Dataset yang digunakan diperoleh dari Kaggle yang terdiri dari citra daun padi dengan anotasi bounding box. Model dilatih dan dievaluasi menggunakan metrik performa seperti *precision*, *recall*, dan *mean Average Precision* (mAP). Kontribusi utama dari penelitian ini adalah menghasilkan model deteksi yang efektif dan efisien untuk mendukung sistem pertanian cerdas serta membantu petani dalam melakukan deteksi penyakit secara lebih cepat dan akurat [4].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *Deep Learning dalam Deteksi Penyakit Tanaman*

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan telah mendorong penggunaan *Deep Learning* dalam berbagai bidang, termasuk pertanian. Kemampuan *Deep Learning* dalam mengekstraksi pola kompleks dari data citra berskala besar memungkinkan analisis yang lebih mendalam dibandingkan arsitektur *Machine Learning* tradisional. Dalam konteks pertanian, teknologi ini banyak digunakan untuk mendeteksi penyakit tanaman secara otomatis melalui analisis gambar daun. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *Deep Learning* mampu memberikan tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan metode konvensional. Hal ini menjadikan *Deep Learning* sebagai solusi yang efektif dalam mendukung sistem pertanian cerdas dan berkelanjutan [5], [6].

2.2. *Deteksi Objek pada Citra Digital*

Implementasi deteksi objek dalam lingkup *computer vision* memfasilitasi identifikasi sekaligus penentuan lokasi objek secara spesifik di dalam sebuah citra. Berbeda dengan klasifikasi citra yang hanya menentukan label objek, deteksi objek mengintegrasikan informasi posisi berupa *bounding box* untuk lokalisasi yang lebih presisi. Pendekatan ini sangat penting dalam aplikasi pertanian, terutama untuk mendeteksi area yang terinfeksi penyakit pada daun tanaman. Berbagai metode deteksi objek telah dikembangkan, mulai dari

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

metode berbasis region proposal hingga metode satu tahap (*single-stage detection*) yang lebih cepat dan efisien [7], [8].

2.3. *Metode YOLO (You Only Look Once)*

Algoritma YOLO (*You Only Look Once*) mengadopsi pendekatan *single-stage detection* berbasis *deep learning* untuk mengoptimalkan proses identifikasi objek. Metode ini mengeksekusi pemrosesan seluruh gambar dalam satu iterasi tunggal guna menghasilkan prediksi *bounding box* dan klasifikasi objek secara simultan. Keunggulan utama YOLO terletak pada kecepatannya yang tinggi sehingga mampu melakukan deteksi secara real-time tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan. Seiring perkembangannya, YOLO telah mengalami berbagai peningkatan, seperti YOLOv5, YOLOv7, hingga YOLOv8 yang menawarkan performa lebih baik dalam hal akurasi dan efisiensi komputasi [9], [10].

2.4. *Penerapan YOLO dalam Deteksi Penyakit Tanaman*

Berbagai penelitian telah menerapkan metode YOLO dalam mendeteksi penyakit tanaman dan menunjukkan hasil yang cukup menjanjikan. YOLO mampu mengidentifikasi berbagai jenis penyakit daun dengan tingkat akurasi yang tinggi serta waktu deteksi yang cepat. Beberapa studi [11], [12] menunjukkan bahwa penggunaan YOLO pada dataset tanaman dapat meningkatkan efisiensi dalam proses identifikasi penyakit dibandingkan metode tradisional. Selain itu, YOLO juga dapat digunakan dalam sistem berbasis real-time yang dapat membantu petani dalam memantau kondisi tanaman secara langsung.

2.5. *Penelitian Terkait*

Sejumlah penelitian sebelumnya telah mengkaji penggunaan deep learning untuk deteksi penyakit tanaman. Penelitian oleh [12] menunjukkan bahwa model YOLOv5 mampu mendeteksi penyakit tanaman dengan akurasi tinggi pada berbagai kondisi lingkungan. Penelitian lain oleh [13] mengungkapkan bahwa pendekatan berbasis YOLO efektif digunakan untuk deteksi penyakit pada tanaman di lapangan dengan latar belakang yang kompleks. Selain itu, penelitian oleh [14] membandingkan beberapa varian YOLO dan menemukan bahwa model terbaru memberikan peningkatan performa yang signifikan. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus membahas deteksi penyakit daun padi menggunakan dataset publik seperti Kaggle masih terbatas, sehingga penelitian ini memiliki kontribusi dalam mengisi kekosongan tersebut.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. *Jenis dan Pendekatan Penelitian*

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen. Pendekatan ini dipilih untuk menguji performa model deep learning dalam mendeteksi penyakit daun padi berdasarkan data citra digital. Metode eksperimen dilakukan dengan melatih model menggunakan dataset tertentu, kemudian mengevaluasi hasil prediksi menggunakan metrik yang telah ditentukan.

3.2. *Dataset Penelitian*

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle dengan format anotasi YOLO. Dataset terdiri dari citra daun padi yang terbagi ke dalam beberapa kelas penyakit, yaitu Rice_BacterialLeafBlight, Rice_BrownSpot, Rice_Healthy, Rice_Hispa, Rice_LeafBlast, Rice_LeafScald, Rice_LeafSmut, Rice_NarrowBrownLeafSpot, dan Rice_NeckBlast.

Total dataset yang digunakan sebanyak 10.000 citra, yang terdiri dari data latih (*training*) sebanyak 75% dan data validasi sebanyak 25%. Seluruh citra telah dilengkapi dengan anotasi bounding box untuk menandai area penyakit pada daun padi. Distribusi data pada masing-masing kelas dibuat seimbang untuk mengurangi bias pada proses pelatihan model.

3.3. *Tahapan Penelitian*

Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model. Berikut adalah tahapan utama dalam penelitian ini:

1. Pengumpulan Data
   Dataset diambil dari Kaggle dan telah memiliki anotasi dalam format YOLO.
2. *Preprocessing Data*
   Data citra dilakukan penyesuaian ukuran (*resize*), normalisasi, serta augmentasi data untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi overfitting.
3. Pelatihan Model

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Model YOLO digunakan untuk melatih data citra dengan parameter tertentu seperti jumlah *epoch*, ukuran *batch*, dan *learning rate.*

4. Evaluasi Model
   Model yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data validasi untuk mengukur performa.
5. Analisis Hasil
   Hasil evaluasi dianalisis untuk mengetahui tingkat akurasi dan efektivitas model dalam mendeteksi penyakit.

3.4. *Arsitektur Model YOLO*

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah YOLO (*You Only Look Once*), yang merupakan algoritma deteksi objek berbasis *Deep Learning*. YOLO bekerja dengan cara membagi citra menjadi beberapa *grid* dan memprediksi *bounding box* serta probabilitas kelas secara langsung dalam satu tahap. Model ini memiliki keunggulan dalam kecepatan dan efisiensi sehingga cocok digunakan untuk deteksi secara *real-time*.

Dalam penelitian ini digunakan YOLOv8 dengan peningkatan performa dibandingkan versi sebelumnya. Model dilatih menggunakan *framework* Ultralytics dengan memanfaatkan pretrained model untuk mempercepat proses pelatihan.

3.5. *Parameter Pelatihan*

Parameter yang digunakan dalam proses pelatihan model antara lain:

1	*Epoch*	: 50
2	*Batch size*	: 16
3	*Image size*	: 640 × 640
4	*Optimizer*	: *Stochastic Gradient Descent* (SGD)
5	*Learning rate*	: 0.01
6	*Momentum*	: 0.937
7	*Weight decay*	: 0.0005

Parameter tersebut dipilih untuk menghasilkan performa model yang optimal selama proses pelatihan.

3.6. *Lingkungan Pengujian*

Pelatihan model dilakukan menggunakan perangkat dengan spesifikasi:

1.	CPU	: Intel IrisX
2.	RAM	: 16Gb
3.	*Processor*	: Intel Core i7 vPro
4.	*Framework*	: Ultralytic YoloV8
5.	Bahasa Pemrograman	: Python 3.10
6.	Sistem Operasi	: Windows 11

3.7. *Evaluasi Model*

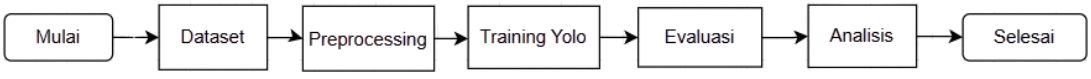
Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja model dalam mendeteksi penyakit daun padi. Metrik yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

1. *Precision*
   Mengukur tingkat ketepatan prediksi model terhadap objek yang terdeteksi.
2. *Recall*
   Mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh objek yang ada.
3. *mean Average Precision* (mAP)
   Digunakan untuk mengevaluasi akurasi deteksi objek secara keseluruhan.

Nilai dari metrik tersebut diperoleh dari hasil pengujian model menggunakan data validasi.

3.8. *Alur Penelitian*

Alur penelitian menggambarkan proses secara keseluruhan dari awal hingga akhir penelitian. Secara umum alur penelitian dapat dijelaskan pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Gambar 1 menggambarkan tahapan dalam pengembangan model deteksi objek, mulai dari persiapan hingga pengambilan kesimpulan:

1. Mulai: Titik awal dimulainya seluruh rangkaian proses pengembangan proyek.
2. Dataset: Tahap pengumpulan data mentah yang berupa gambar beserta label (anotasi) yang diperlukan untuk melatih kecerdasan buatan.
3. Preprocessing: Proses penyiapan data agar sesuai dengan kebutuhan model, seperti *resizing* (penyesuaian ukuran), normalisasi, atau data augmentation untuk meningkatkan kualitas data latih.
4. Training YOLO: Tahap inti di mana model YOLO (*You Only Look Once*) versi 8 mempelajari pola dari dataset yang telah diproses untuk dapat mengenali objek.
5. Evaluasi: Tahap pengujian performa model yang telah dilatih menggunakan data uji untuk mengukur tingkat akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.
6. Analisis: Proses interpretasi terhadap hasil evaluasi, mencari tahu apakah model sudah optimal atau masih perlu perbaikan (seperti penyesuaian parameter).
7. Selesai: Tahap akhir di mana model dinyatakan siap digunakan atau siklus pengembangan proyek telah selesai

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

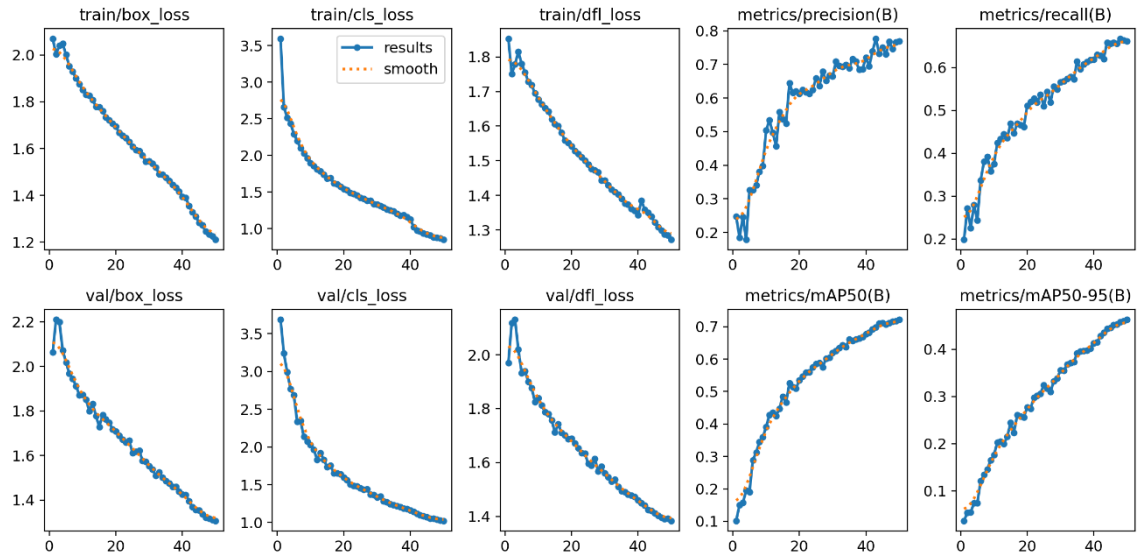
4.1. *Pengujian Model*

Pengujian model dilakukan menggunakan data validasi untuk mengukur performa deteksi penyakit daun menggunakan algoritma YOLO. Hasil pengujian ditampilkan dalam bentuk *confusion matrix* yang telah dinormalisasi, yang menunjukkan tingkat akurasi prediksi untuk masing-masing kelas.

Berdasarkan hasil *confusion matrix*, model menunjukkan performa yang cukup baik dalam mendeteksi beberapa kelas penyakit. Kelas Rice_LeafSmut memiliki nilai akurasi tertinggi sebesar 0.94, diikuti oleh Rice_NeckBlast sebesar 0.90, serta Rice_BacterialLeafBlight sebesar 0.87. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola penyakit tertentu dengan sangat baik.

Namun demikian, terdapat beberapa kelas yang memiliki performa lebih rendah, seperti Rice_Healthy dengan nilai sebesar 0.43 dan Rice_NarrowBrownLeafSpot sebesar 0.44. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan antara daun sehat dan beberapa jenis penyakit yang memiliki karakteristik visual yang mirip.

Selain itu, terdapat kesalahan klasifikasi yang cukup signifikan pada beberapa kelas, misalnya pada kelas Rice_BrownSpot yang sebagian terklasifikasi sebagai kelas lain dengan nilai kesalahan mencapai 0.45. Hal ini mengindikasikan adanya kemiripan fitur visual antarkelas yang menyebabkan model mengalami kebingungan dalam proses deteksi. Tren proses pengujian model sesuai Gambar 2.



Gambar 2. Hasil Pengujian Model YOLO

Pada Gambar 2. Hasil pengujian model YOLO menunjukan bahwa:

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

4.1.1. *Penurunan Loss*

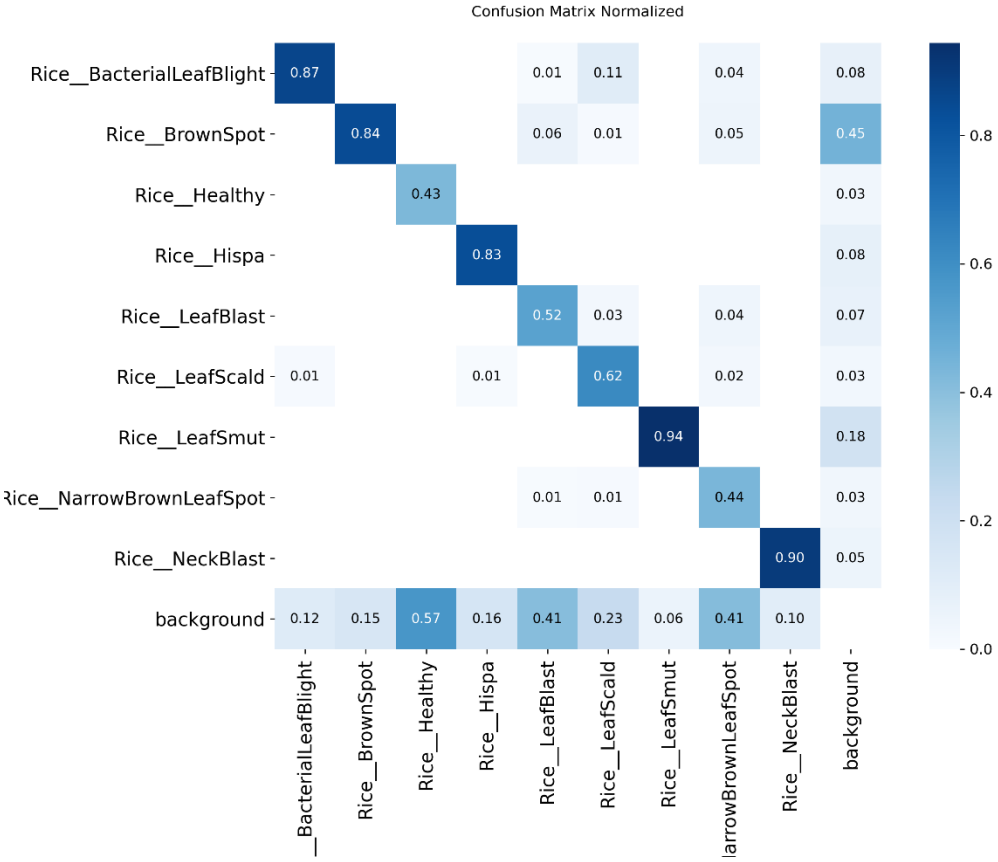
1. Grafik train/box_loss, train/cls_loss, train/dfl_loss: Ketiga metrik *loss* pada data latih menurun secara konsisten dan stabil seiring bertambahnya epoch. Ini menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola objek dengan baik.
2. Grafik val/box_loss, val/cls_loss, val/dfl_loss: Pada data validasi, nilai *loss* juga menunjukkan penurunan yang stabil dan sinkron dengan data latih. Tidak terlihat adanya lonjakan (*spike*) atau divergensi, yang menandakan model tidak mengalami *overfitting* hingga epoch ke-50.

4.1.2. *Peningkatan Metrik Akurasi*

1. Precision & Recall: Kedua metrik ini meningkat secara konsisten. Pada akhir *epoch*, nilai *precision* mendekati 0.8 dan recall mendekati 0.7, yang menunjukkan kemampuan model yang semakin baik dalam mengenali objek dengan tepat dan cakupan yang luas.
2. mAP50 & mAP50-95: Ini adalah indikator terpenting.
   a. mAP50 mencapai angka di atas 0.7, yang merupakan hasil yang sangat baik untuk deteksi objek.
   b. mAP50-95 (pengukuran akurasi yang lebih ketat) terus menanjak dan belum mencapai titik jenuh (plateau), yang mengindikasikan bahwa model masih memiliki potensi untuk meningkat jika dilatih dengan jumlah epoch yang lebih banyak.

4.2. *Pembahasan*

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLO memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi penyakit daun dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi pada beberapa kelas tertentu. Keunggulan utama model ini terletak pada kemampuannya dalam melakukan deteksi secara cepat dan efisien, sehingga sangat cocok untuk aplikasi *real-time* dalam bidang pertanian, bisa dilihat pada *confusion matrix* dibawah ini:



Gambar 3. Confusion Matrix

Gambar 3 menunjukan tentang evaluasi seberapa akurat model deteksi objek dalam mengklasifikasikan setiap jenis penyakit tanaman padi.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

1. Kelas dengan Performa Terbaik:
   a. Rice_NeckBlast (0.90) dan Rice_LeafSmut (0.94) adalah kelas yang paling baik dikenali oleh model. Ini menunjukkan model sangat andal dalam membedakan kedua penyakit ini.
   b. Rice_BacterialLeafBlight (0.87) dan Rice_Hispa (0.83) juga memiliki performa yang cukup solid.
2. Kelas dengan Masalah (Performa Rendah):
   a. Rice_Healthy (0.43): Model sering kesulitan mengidentifikasi tanaman yang sehat. Angka 0.43 menunjukkan akurasi yang rendah.
   b. Rice_NarrowBrownLeafSpot (0.44) dan Rice_LeafBlast (0.52): Keduanya memiliki akurasi di bawah 60%, yang berarti model sering salah menebak penyakit ini sebagai penyakit lain atau dianggap sebagai latar belakang.
3. Masalah Signifikan, *Confusion* dengan *Background*
   a. Baris *background* di bagian bawah menunjukkan angka-angka yang cukup tinggi (misalnya 0.57 untuk Rice_Healthy). Ini berarti model sering kali gagal membedakan objek penyakit dari latar belakangnya (*background*).
   b. Ini adalah indikasi bahwa kualitas data gambar atau teknik anotasi (kotak pembatas/*bounding box*) mungkin kurang presisi, sehingga model sering "bingung" antara objek dan latar belakang.

Namun, performa model yang tidak merata pada seluruh kelas menunjukkan adanya beberapa faktor yang mempengaruhi hasil deteksi. Salah satu faktor utama adalah ketidakseimbangan jumlah data pada masing-masing kelas, yang dapat menyebabkan model lebih dominan dalam mengenali kelas tertentu dibandingkan kelas lainnya. Selain itu, kemiripan visual antar jenis penyakit juga menjadi tantangan dalam proses klasifikasi, terutama pada daun sehat dan penyakit dengan gejala ringan.

Kesalahan deteksi pada kelas tertentu juga dapat disebabkan oleh kualitas dataset, seperti variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta tingkat resolusi citra. Hal ini mempengaruhi kemampuan model dalam mengekstraksi fitur secara optimal. Oleh karena itu, diperlukan teknik augmentasi data dan peningkatan kualitas dataset untuk meningkatkan performa model.

Berdasarkan *confusion matrix*, beberapa kelas seperti Rice_LeafSmut dan Rice_NeckBlast memiliki tingkat deteksi yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa karakteristik visual pada kelas tersebut cukup berbeda dibandingkan kelas lainnya sehingga model dapat mengenali pola penyakit dengan baik.

Sebaliknya, kelas Rice_Healthy dan Rice_NarrowBrownLeafSpot menunjukkan performa yang lebih rendah. Kondisi ini diduga disebabkan oleh kemiripan warna dan tekstur antar kelas yang menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan objek secara akurat. Selain itu, variasi pencahayaan dan kualitas citra juga mempengaruhi kemampuan model dalam melakukan ekstraksi fitur. Secara keseluruhan, metode YOLOv8 menunjukkan performa yang cukup baik untuk deteksi penyakit daun padi dan memiliki potensi untuk diterapkan pada sistem pertanian cerdas berbasis real-time.

5. DISKUSI

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLOv8 mampu mendeteksi penyakit daun padi dengan performa yang cukup baik pada beberapa kelas penyakit tertentu. Nilai *precision*, *recall*, dan *mean Average Precision* (*mAP*) yang diperoleh menunjukkan bahwa metode deteksi objek berbasis *deep learning* dapat digunakan secara efektif dalam proses identifikasi penyakit tanaman secara otomatis. Temuan ini memperkuat penelitian [15] yang menyatakan bahwa model YOLOv5 memiliki kemampuan deteksi penyakit tanaman dengan tingkat akurasi yang tinggi pada berbagai kondisi citra. Selain itu, hasil penelitian ini juga sejalan dengan penelitian [16] yang menjelaskan bahwa kerangka kerja YOLO mampu melakukan deteksi penyakit tanaman secara *real-time* dengan performa yang stabil.

Berdasarkan hasil *confusion matrix*, beberapa kelas seperti Rice_LeafSmut dan Rice_NeckBlast menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan kelas lainnya. Kondisi ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali karakteristik visual tertentu dengan cukup baik, terutama pada penyakit yang memiliki pola warna dan tekstur yang lebih jelas. Temuan ini mendukung penelitian [17] yang menyatakan bahwa model YOLO efektif digunakan pada lingkungan pertanian dengan objek penyakit yang memiliki karakteristik visual yang kuat. Hasil penelitian ini juga memperkuat penelitian [18] yang menunjukkan bahwa pengembangan model YOLO mampu meningkatkan kemampuan deteksi penyakit tanaman melalui optimalisasi proses ekstraksi fitur pada citra digital.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Namun demikian, penelitian ini juga menemukan bahwa beberapa kelas seperti *Rice_Healthy* dan *Rice_NarrowBrownLeafSpot* memiliki tingkat akurasi yang relatif rendah. Hal tersebut menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan daun sehat dengan daun yang memiliki gejala penyakit ringan atau pola visual yang hampir serupa. Kondisi ini sejalan dengan penelitian [19] yang menjelaskan bahwa kemiripan fitur visual antar kelas sering menjadi tantangan utama dalam proses klasifikasi penyakit tanaman berbasis *deep learning*. Selain itu, [20] juga menjelaskan bahwa kualitas pencahayaan, resolusi citra, dan latar belakang gambar dapat memengaruhi kemampuan model dalam melakukan deteksi objek secara optimal.

Peningkatan performa model selama proses pelatihan menunjukkan bahwa YOLOv8 memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik terhadap dataset penelitian. Grafik penurunan nilai *loss* pada data pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola objek secara stabil tanpa mengalami *overfitting* yang signifikan. Hasil ini mendukung penelitian [21] yang menyatakan bahwa pengembangan YOLOv7 dan YOLOv8 memberikan peningkatan performa dalam proses deteksi objek secara *real-time*. Selain itu, [22] juga menjelaskan bahwa model deteksi objek berbasis *deep learning* mampu meningkatkan akurasi identifikasi penyakit tanaman pada berbagai jenis komoditas pertanian.

Secara umum, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan YOLOv8 memiliki potensi yang besar dalam mendukung implementasi sistem pertanian cerdas berbasis *computer vision*. Kemampuan model dalam melakukan deteksi secara cepat dan otomatis dapat membantu petani dalam mengidentifikasi penyakit tanaman sejak dini sehingga risiko penurunan hasil panen dapat diminimalkan. Temuan ini memperkuat penelitian [23] yang menyatakan bahwa YOLOv8 memiliki efisiensi dan akurasi yang lebih baik dibandingkan beberapa versi sebelumnya dalam proses deteksi penyakit daun tanaman. Penelitian [24] juga menunjukkan bahwa model YOLO terbaru mampu memberikan performa yang lebih optimal pada dataset pertanian dengan kondisi lingkungan yang kompleks.

Implementasi metode deteksi objek berbasis YOLO pada penelitian ini juga menunjukkan potensi yang besar dalam mendukung sistem pertanian cerdas berbasis otomatisasi. [25] menjelaskan bahwa teknologi *object detection* berbasis YOLO mampu meningkatkan efisiensi proses monitoring tanaman pada lingkungan pertanian modern. Selain itu, [26] menyatakan bahwa pendekatan *deep learning* memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan akurasi identifikasi penyakit tanaman dibandingkan metode konvensional. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan model berbasis *computer vision* dapat membantu proses pengambilan keputusan secara lebih cepat dan efisien dalam pengendalian penyakit tanaman padi.

Penggunaan YOLOv8 pada penelitian ini juga memperlihatkan kemampuan yang cukup baik dalam proses ekstraksi fitur pada citra daun padi. Temuan ini sejalan dengan penelitian [27] yang menyatakan bahwa kombinasi YOLO dan *transfer learning* mampu meningkatkan performa deteksi penyakit tanaman secara signifikan. Selain itu, [28] menjelaskan bahwa pengembangan YOLOv8 menghasilkan peningkatan performa deteksi objek secara *real-time* dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan versi sebelumnya. [29] juga menjelaskan bahwa teknologi berbasis *deep learning* memiliki potensi besar dalam mendukung sistem monitoring pertanian modern melalui proses deteksi otomatis pada citra digital. Penelitian [30] turut menunjukkan bahwa model deteksi objek yang robust mampu meningkatkan ketepatan identifikasi penyakit tanaman pada berbagai kondisi lingkungan dan variasi citra yang kompleks.

Meskipun penelitian ini menunjukkan hasil yang cukup baik, terdapat beberapa keterbatasan yang dapat memengaruhi performa model. Salah satu keterbatasan utama adalah kualitas dan variasi dataset yang digunakan, terutama pada kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan kemiripan visual antar kelas penyakit. Selain itu, distribusi data yang belum sepenuhnya seimbang pada beberapa kelas dapat menyebabkan model lebih dominan dalam mengenali kelas tertentu dibandingkan kelas lainnya. Keterbatasan lain terdapat pada lingkungan pengujian yang masih menggunakan perangkat dengan spesifikasi terbatas sehingga proses pelatihan dan optimasi model belum dapat dilakukan secara maksimal.

6. KESIMPULAN DAN SARAN

6.1. *Kesimpulan*

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode YOLO (*You Only Look Once*) mampu digunakan secara efektif dalam mendeteksi penyakit daun padi berbasis citra digital. Model yang dikembangkan menunjukkan performa yang cukup baik, dengan beberapa kelas penyakit seperti

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Rice_LeafSmut dan Rice_NeckBlast memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa YOLO mampu mengenali pola visual tertentu dengan baik.

Namun, hasil pengujian juga menunjukkan bahwa performa model belum merata pada seluruh kelas. Beberapa kelas seperti Rice_Healthy dan Rice_NarrowBrownLeafSpot memiliki tingkat akurasi yang lebih rendah, yang disebabkan oleh kemiripan karakteristik visual antar kelas serta kemungkinan ketidakseimbangan jumlah data. Selain itu, faktor kualitas dataset seperti variasi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar juga mempengaruhi hasil deteksi.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa YOLO merupakan metode yang efektif dan efisien untuk deteksi penyakit tanaman, terutama dalam aplikasi real-time. Model ini dapat menjadi solusi dalam mendukung sistem pertanian cerdas untuk membantu petani dalam melakukan deteksi penyakit secara lebih cepat dan akurat.

6.2. *Saran*

Berdasarkan hasil penelitian, terdapat beberapa saran yang dapat dilakukan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Pertama, disarankan untuk menambahkan jumlah dataset agar model dapat belajar lebih baik dan menghasilkan performa yang lebih stabil pada seluruh kelas. Kedua, penggunaan teknik augmentasi data yang lebih variatif dapat membantu meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Ketiga, penelitian selanjutnya dapat membandingkan metode YOLO dengan algoritma lain seperti Faster R-CNN atau RT-DETR untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal. Keempat, optimasi parameter model seperti learning rate, batch size, dan pemilihan optimizer juga dapat dilakukan untuk meningkatkan performa deteksi. Terakhir, implementasi model pada sistem berbasis mobile atau IoT dapat menjadi pengembangan lebih lanjut agar dapat digunakan secara langsung di lapangan oleh petani.

DAFTAR PUSTAKA

[1] S. Hayaza, N. Farida, and I. K. Ngawit, "Pengaruh Kombinasi Dosis Pupuk Urea dan Pupuk Kandang terhadap Pertumbuhan Tanaman Padi (Triticum aestivum L.)," *J. Ilm. Mhs. Agrokomplek*, vol. 1, no. 2, pp. 155–163, 2022, doi: 10.29303/jima.v1i2.1432.

[2] F. Mashuri, "Implementasi Transfer Learning dalam Mendeteksi Penyakit pada Daun Padi," *Nuansa Inform.*, vol. 16, no. 1, pp. 66–77, 2022, doi: 10.25134/nuansa.v16i1.4702.

[3] R. P. Ponnusamy, T. Nagarathinam, and K. Arulmozhi, "Deep Learning with YOLO for Smart Agriculture: A Review of Plant Leaf Disease Detection," *Int. J. Comput. Tech.*, vol. 12, no. 4, pp. 1–7, 2025, doi: 10.5281/zenodo.11204891.

[4] S. Wiyono, W. Soekarno, and B. Poernomo, "Deteksi dan Karakterisasi Penyakit Bunt pada Biji Padi Konsumsi Impor," *J. Fitopatol. Indones.*, vol. 18, no. 4, pp. 153–162, 2022, doi: 10.14692/jfi.18.4.153-162.

[5] K. Sharifani and M. Amini, "Machine Learning and Deep Learning: A Review of Methods and Applications," *World Inf. Technol. Eng. J.*, vol. 10, no. 07, pp. 3897–3904, 2023 [Online]. Available: https://witej.com/index.php/witej/article/view/178

[6] C. M. Bishop and H. Bishop, *Deep Learning: Foundations and Concepts*. Springer Nature, 2023, doi: 10.1007/978-3-031-45468-4.

[7] D. I. Mulyana and R. F. Putra, "Optimasi Deteksi Objek dengan Segmentasi dan Data Augmentasi pada Hewan Siput Beracun menggunakan Algoritma YOLO," *J. JTIK (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 124–131, 2024, doi: 10.35870/jtik.v8i1.1342.

[8] A. Ramdan and A. Asriyanik, "Implementasi Deteksi Objek Real-Time sebagai Media Edukasi dengan Algoritma YOLOv8 pada Objek Sampah," *J. Saintekom Sains, Teknol. Komput. dan Manaj.*, vol. 14, no. 2, pp. 142–153, 2024, doi: 10.33020/saintekom.v14i2.492.

[9] M. Hussain, "YOLOv1 to v8: Unveiling Each Variant-A Comprehensive Review of YOLO," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 42816–42833, 2024, doi: 10.1109/access.2024.3378568.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[10] M. Hussain, "YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection," *Machines*, vol. 11, no. 7, p. 677, 2023, doi: 10.3390/machines11070677.

[11] B. Erwanto, A. I. Pradana, and D. Hartanti, "Pengembangan Sistem Deteksi Penyakit Tanaman Tomat melalui Citra Daun dengan Metode You Only Look Once (YOLO) Berbasis Android," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 8, no. 3, pp. 1453–1463, 2024, doi: 10.33379/gtech.v8i3.4327.

[12] 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.20241147982.

[13] A. P. Pranjaya, F. Rizki, R. Kurniawan, and N. K. Daulay, "Klasifikasi Penyakit pada Daun Tanaman Padi Berbasis YOLOv5 (You Only Look Once)," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 6, pp. 3127–3136, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i6.1954.

[14] L. S. Riva and J. Jayanta, "Deteksi Penyakit Tanaman Cabai menggunakan Algoritma YOLOv5 dengan Variasi Pembagian Data," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, pp. 248–254, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5412.

[15] A. Kumar et al., "Deep Learning-Based Plant Disease Detection Using YOLOv5," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 198, p. 107094, 2022, doi: 10.1016/j.compag.2022.107094.

[16] M. A. Khan et al., "Real-Time Plant Disease Detection Using YOLO Framework," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 99876–99888, 2022, doi: 10.1109/access.2022.3206412.

[17] S. Zhang et al., "YOLO-Based Detection of Crop Diseases in Field Conditions," *Agriculture*, vol. 12, no. 8, p. 1201, 2022, doi: 10.3390/agriculture12081201.

[18] J. Liu et al., "Plant Disease Detection Using Improved YOLOv4 Model," *Sensors*, vol. 22, no. 4, p. 1356, 2022, doi: 10.3390/s22041356.

[19] R. Patel and S. Shah, "Automated Detection of Leaf Diseases Using Deep Learning," *Expert Syst. Appl.*, vol. 202, p. 117234, 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.117234.

[20] H. Wang et al., "Lightweight YOLO Model for Plant Disease Detection," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 22345–22356, 2023, doi: 10.1109/access.2023.3252417.

[21] P. Priyadi, M. Migunani, and D. Sasmoko, "Enhancing Big Data Processing Efficiency in AI-Based Healthcare Systems: A Comparative Analysis of Random Forest and Deep Learning," *J. Technol. Informatics Eng.*, vol. 3, no. 3, pp. 263–278, 2024, doi: 10.51903/jtie.v3i3.205.

[22] K. Naseer and H. N. Ahmed, "Effectiveness and Reliability of Artificial Intelligence in Fraud Detection: A Mixed-Method Study on Financial Audit," *J. Manage. Informatics*, vol. 4, no. 1, pp. 706–722, 2025, doi: 10.51903/jmi.v4i1.168.

[23] L. Lahuddin, P. Larasati, and A. Hasbi, "Detection of Vaping Activity Using YOLOv8 on Images and Videos via a Deep Learning Approach," *J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 480–488, 2026, doi: 10.51903/av3vr043.

[24] T. Nguyen et al., "Comparative Study of YOLO Models for Agricultural Disease Detection," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 55678–55690, 2023, doi: 10.1109/access.2023.3281245.

[25] A. Rahman et al., "Object Detection in Smart Agriculture Using YOLO," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 5, p. 2901, 2023, doi: 10.3390/app13052901.

[26] S. K. Verma et al., "Deep Learning Approaches for Plant Disease Detection: A Review," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, pp. 879–912, 2023, doi: 10.1007/s10462-022-10214-y.

[27] D. Kim et al., "Efficient Detection of Plant Diseases Using YOLO and Transfer Learning," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 11234–11245, 2024, doi: 10.1109/access.2024.3354321.

[28] M. Ali et al., "Improved YOLOv8 for Crop Disease Detection in Real-Time," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 210, p. 107800, 2024, doi: 10.1016/j.compag.2023.107800.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[29] R. Gupta et al., "Smart Agriculture Monitoring Using Deep Learning-Based Detection," *Sensors*, vol. 24, no. 3, p. 1450, 2024, doi: 10.3390/s24031450.

[30] B. Chen et al., "Robust Plant Disease Detection Using Object Detection Models," *Agriculture*, vol. 14, no. 1, p. 56, 2024, doi: 10.3390/agriculture14010056.