

Pemantauan dan Pencegahan Penyakit pada Tanaman Tomat (*Solanum lycopersicum*) dalam Pertanian Organik Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Alfaiz Arifin Setia Budi¹, Ichlasul Amal Al Ulil Haq², Rizqi Akbar Makarim³.

¹Program Studi Sains Data, Fakultas Teknologi Informasi Dan Sains Data, Universitas Sebelas Maret, Jl. Ir. Sutami No. 36A, Surakarta
e-mail: alfaiz.asb1204@student.uns.ac.id

²Program Studi Sains Data, Fakultas Teknologi Informasi Dan Sains Data, Universitas Sebelas Maret, Jl. Ir. Sutami No. 36A, Surakarta
e-mail: ichlasul2606@student.uns.ac.id

³Program Studi Sains Data, Fakultas Teknologi Informasi Dan Sains Data, Universitas Sebelas Maret, Jl. Ir. Sutami No. 36A, Surakarta
e-mail: Rizqimakarim@student.uns.ac.id

ABSTRACT

The agricultural sector plays a strategic role in Indonesia's economy, including the production of tomatoes (*Solanum lycopersicum*), a high-value horticultural commodity with significant economic potential for domestic and export markets. However, its sustainability faces serious challenges, particularly plant diseases such as Anthracnose, Bacterial Spot, and Botrytis, which can significantly reduce both the quality and quantity of yields. These challenges necessitate technological innovation for rapid and accurate disease detection to enhance efficiency and productivity in agriculture.

This study utilizes the YOLOv8 (You Only Look Once Version 8) algorithm for detecting tomato plant diseases based on digital images. The dataset used comprises 1,840 training images and 177 validation images, focusing on three main classes: Anthracnose, Bacterial Spot, and Botrytis. The initial model with a confidence threshold of 1 achieved an mAP50 score of 0.7709. After adjusting the confidence threshold to 0.5, the model's performance improved significantly, reaching an mAP50 of 0.79. These results demonstrate the model's capability to detect diseases effectively under varying conditions.

This YOLOv8-based technology provides real-time detection capabilities with high accuracy, making it an efficient alternative to traditional manual methods, which are time-consuming and require expert knowledge. Furthermore, this approach has the potential to reduce excessive pesticide usage, thereby supporting sustainable and environmentally friendly agricultural practices. The implementation of this system is expected to help farmers improve crop productivity, reduce operational costs, and strengthen national food security through more effective plant disease management.

Keywords: *Tomato, Plant Diseases, YOLOv8, Artificial Intelligence.*

ABSTRAK

Sektor pertanian memiliki peran strategis dalam perekonomian Indonesia, termasuk dalam produksi tomat (*Solanum lycopersicum*), yang merupakan salah satu komoditas hortikultura unggulan bernilai ekonomi tinggi. Meskipun tomat memiliki potensi besar untuk pasar domestik dan ekspor, keberlanjutan produksinya menghadapi tantangan serius, terutama serangan penyakit tanaman seperti *Anthracnose*, *Bacterial Spot*, dan *Botrytis*, yang dapat secara signifikan menurunkan kualitas dan kuantitas hasil panen. Tantangan ini mendorong perlunya inovasi teknologi dalam mendeteksi penyakit secara cepat dan akurat guna meningkatkan efisiensi serta produktivitas sektor pertanian.

Penelitian ini memanfaatkan algoritma YOLOv8 (You Only Look Once Version 8) untuk mendeteksi penyakit tanaman tomat berbasis citra digital. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.840 gambar pelatihan dan 177 gambar validasi, dengan fokus pada tiga kelas utama: *Anthracnose*, *Bacterial Spot*, dan *Botrytis*. Model awal dengan confidence threshold sebesar 1 menghasilkan nilai mAP50 sebesar 0,7709. Setelah dilakukan penyesuaian dengan menurunkan confidence threshold menjadi 0,5, performa model meningkat secara signifikan dengan mAP50 mencapai 0,79. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi penyakit dengan lebih baik dalam berbagai kondisi.

Teknologi berbasis YOLOv8 ini memberikan kemampuan deteksi secara real-time dengan akurasi tinggi, menjadikannya alternatif yang efisien dibandingkan metode manual tradisional yang memakan waktu dan memerlukan tenaga ahli. Selain itu, pendekatan ini berpotensi mengurangi penggunaan pestisida yang berlebihan, sehingga mendukung prinsip pertanian berkelanjutan dan ramah lingkungan. Implementasi sistem ini diharapkan dapat membantu petani dalam meningkatkan produktivitas hasil panen, menekan biaya operasional, dan memperkuat ketahanan pangan nasional melalui pengelolaan penyakit tanaman yang lebih efektif.

Kata Kunci: *Tomat, Penyakit Tanaman, YOLOv8, Kecerdasan Buatan.*

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sektor pertanian memainkan peranan penting dalam perekonomian Indonesia, berkontribusi secara signifikan terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) nasional. Salah satu komoditas yang memiliki potensi besar adalah tomat (*Solanum lycopersicum*). Tomat merupakan salah satu tanaman hortikultura unggulan yang memiliki nilai ekonomi tinggi, baik untuk pasar domestik maupun ekspor. Namun, keberlanjutan produksinya menghadapi tantangan serius, terutama serangan penyakit yang dapat menurunkan kualitas dan kuantitas hasil panen.

Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS), produksi tomat di Indonesia pada tahun 2022 mencapai 1,12 juta ton. Kendati demikian, gangguan penyakit tanaman, seperti layu bakteri, bercak daun, dan virus kuning, terus menjadi ancaman utama yang menghambat produktivitas. Penyakit ini tidak hanya menurunkan hasil panen, tetapi juga berdampak langsung pada pendapatan petani serta ketahanan pangan nasional.

Upaya manual dalam mendeteksi penyakit tanaman sering kali kurang efektif, memakan waktu, dan bergantung pada keahlian individu. Oleh karena itu, penggunaan teknologi modern seperti kecerdasan buatan menjadi solusi yang menjanjikan. Salah satu teknologi yang telah terbukti efektif adalah algoritma deteksi objek berbasis deep learning. YOLOv8 (You Only Look Once Version 8), algoritma deteksi objek terbaru, mampu mengidentifikasi berbagai gejala penyakit pada tanaman tomat secara real-time dengan akurasi tinggi.

Dengan kemampuan YOLOv8 untuk mendeteksi gejala penyakit dari citra digital secara efisien, teknologi ini menawarkan pendekatan yang revolusioner untuk mendukung keberlanjutan pertanian. Penerapan YOLOv8 tidak hanya membantu meningkatkan produktivitas petani, tetapi juga berkontribusi dalam pengurangan penggunaan pestisida yang berlebihan, sejalan dengan visi pertanian yang ramah lingkungan di Indonesia.

1.2 State Of The Art

Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi deteksi penyakit tanaman berbasis kecerdasan buatan telah berkembang pesat. Salah satu pendekatan yang menonjol adalah penerapan algoritma deteksi objek, seperti YOLO (**You Only Look Once**). YOLOv8 merupakan versi terbaru yang menawarkan peningkatan kecepatan dan akurasi dalam mendeteksi objek dibandingkan

pendahulunya. Algoritma ini mampu mengenali gejala penyakit tanaman melalui gambar dengan keakuratan tinggi bahkan dalam kondisi lapangan yang kompleks.

Penelitian terdahulu menunjukkan efektivitas YOLO dalam berbagai aplikasi pertanian. Sebagai contoh:

1. YOLOv5 telah digunakan untuk mendeteksi penyakit daun pada tanaman seperti jagung dan padi, dengan akurasi hingga 95%.
2. YOLOv8 menghadirkan peningkatan dalam arsitektur model dan pengoptimalan deteksi objek, memungkinkan deteksi gejala penyakit secara real-time dengan efisiensi komputasi yang lebih baik.

Dalam konteks tanaman tomat, penerapan YOLOv8 dapat digunakan untuk mengidentifikasi gejala penyakit seperti Anthracnose, Bacterial Spot, Botrytis, Fruitworm Bore, dan Tomato Cracking melalui analisis citra daun dan buah tanaman. Teknologi ini berpotensi menggantikan metode tradisional yang memakan waktu, seperti inspeksi manual atau analisis laboratorium, yang sering kali tidak efisien untuk diterapkan pada pertanian skala besar. Dengan kemampuan deteksi real-time yang dimiliki, YOLOv8 menawarkan solusi modern yang lebih cepat, akurat, dan praktis untuk mendukung pengelolaan kesehatan tanaman secara presisi.

1.3 Rumusan Masalah

1. Bagaimana merancang sistem deteksi penyakit tanaman tomat berbasis YOLOv8 yang dapat dioperasikan secara real-time dengan akurasi tinggi?
2. Apa kendala dalam membangun dataset citra tomat yang representatif untuk berbagai jenis penyakit pada kondisi lapangan di Indonesia?
3. Bagaimana efektivitas YOLOv8 dalam mendeteksi penyakit tanaman tomat?
4. Bagaimana solusi ini dapat diintegrasikan ke dalam praktik pertanian organik untuk meningkatkan efisiensi dan keberlanjutan produksi?

1.4 Tujuan

1. Merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi penyakit tanaman tomat berbasis YOLOv8 yang cepat, akurat, dan dapat digunakan secara real-time.

2. Mengembangkan dataset citra daun tomat yang mencakup berbagai kondisi lapangan dan gejala penyakit untuk pelatihan model YOLOv8.
3. Mengevaluasi performa YOLOv8 dalam mendeteksi penyakit tanaman tomat.
4. Memberikan solusi teknologi yang dapat membantu petani organik mencegah dan mengendalikan penyebaran penyakit tanaman secara efektif.

Gambar 2.2.1. Arsitektur YOLOv8

Gambar 2.1.1. Arsitektur YOLOv8

Gambar 2.2.1. Arsitektur YOLOv8

YOLOv8 adalah kerangka kerja yang mendukung berbagai tugas visi komputer. Framework tersebut dapat digunakan untuk melakukan deteksi, segmentasi, objek berorientasi, klasifikasi, dan estimasi pose. Masing-masing tugas ini memiliki tujuan dan kasus penggunaan yang berbeda.

Kelebihan YOLOv8 memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan model YOLO sebelumnya. Implementasi YOLOv8 hadir dengan banyak fitur baru, terutama repository CLI (Command Line Interface) dan GitHub yang mudah digunakan. Pelatihan YOLOv8 mungkin akan lebih cepat dibandingkan model deteksi objek dua tahap lainnya. Hanya saja saat ini YOLOv8 tidak mendukung model yang dilatih dalam resolusi 1280 (dalam piksel), jadi dalam menjalankan inferensi pada resolusi tinggi, tidak disarankan untuk menggunakan YOLOv8.

2.3. Tanaman Tomat

Tomat (*Solanum lycopersicum*) adalah salah satu tanaman hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi. Struktur tanaman tomat terdiri dari akar, batang, daun, bunga, dan buah. Tanaman ini menjadi salah satu komoditas penting di Indonesia karena hasil panennya dapat dikonsumsi langsung atau diolah menjadi berbagai produk makanan. Namun, seperti tanaman lainnya, budidaya tomat sering menghadapi berbagai tantangan, salah satunya adalah serangan penyakit yang dapat mengurangi kuantitas dan kualitas hasil panen.

Penyakit pada tomat dapat disebabkan oleh faktor biotik, seperti jamur, bakteri, dan serangga, yang menyerang berbagai bagian tanaman. Beberapa penyakit yang sering menyerang tomat adalah:

2.3.1. Anthracnose

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Colletotrichum* spp. Dan biasanya menyerang buah tomat yang hampir matang. Gejalanya berupa bercak melingkar kecil berwarna coklat gelap atau hitam pada permukaan buah. Seiring waktu, bercak ini dapat membesar dan menyebabkan buah membusuk. Penyakit ini sangat merugikan karena mengurangi kualitas dan nilai jual buah tomat.

2.3.2. Bacterial Spot

Penyakit ini disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas campestris* pv. *Vesicatoria*. Gejalanya meliputi munculnya bercak kecil berwarna coklat kehitaman pada daun, batang, dan buah tomat. Pada daun, penyakit ini dapat menyebabkan nekrosis dan gugurnya daun, sedangkan pada buah, bercak dapat berkembang

menjadi kerusakan yang mendalam. Penyakit ini menyebar melalui air hujan atau irigasi, terutama dalam kondisi kelembapan tinggi.

2.3.3. Botrytis

Juga dikenal sebagai grey mold, penyakit ini disebabkan oleh jamur *Botrytis cinerea*. Penyakit ini sering menyerang tomat yang ditanam di lingkungan dengan kelembapan tinggi. Gejala utamanya adalah bercak coklat yang berkembang menjadi lapisan abu-abu berbulu pada daun, batang, bunga, dan buah. Jika tidak ditangani, penyakit ini dapat menyebabkan kerusakan yang signifikan pada hasil panen.

2.3.4. Fruitworm Bore

Penyakit ini disebabkan oleh serangan larva *Helicoverpa zea*. Serangga ini menembus buah tomat untuk memakan jaringan di dalamnya, yang mengakibatkan buah berlubang dan busuk. Kerusakan ini tidak hanya menurunkan kualitas buah, tetapi juga menciptakan pintu masuk bagi patogen lain.

2.3.5. Tomato Cracking

Tomato cracking atau keretakan pada buah disebabkan oleh fluktuasi kadar air yang tidak stabil, terutama setelah hujan deras atau irigasi berlebihan. Gejalanya berupa retakan pada kulit buah tomat, yang dapat terjadi secara melingkar atau radial. Keretakan ini tidak hanya mengurangi nilai estetika buah, tetapi juga meningkatkan risiko infeksi patogen lain.

Penyakit-penyakit ini memiliki dampak signifikan terhadap produktivitas tomat di Indonesia. Upaya pengendalian yang efektif mencakup penggunaan varietas tahan penyakit, penerapan sanitasi kebun, pengelolaan irigasi, serta pemanfaatan teknologi modern seperti deteksi penyakit berbasis kecerdasan buatan. Salah satunya adalah penggunaan YOLOv8 untuk mendeteksi penyakit secara real-time melalui analisis citra daun dan buah tomat, yang berpotensi menggantikan metode tradisional yang kurang efisien.

3. METODE

3.1. Pengumpulan Dataset Penyakit Tomat

Langkah pertama penelitian yaitu mengumpulkan dataset. proses pengumpulan dataset diambil melalui <https://universe.roboflow.com/letspro-uvmg/tomato-w4fvj>.

Dataset yang diperoleh adalah 1840 imges train yang terbagi menjadi 5 kelas dan 177 images valid.

3.2. Training YOLOv8

Langkah kedua yaitu menentukan *bact*, *epochs* dan *imgsize*. Semakin banyak *epochs* yang ditentukan, maka semakin tinggi Tingkat akurasi deteksi objeknya.

3.3. Hasil Train YOLOv8

Langkah ketiga, setelah proses training berhasil dilakukan. Selanjutnya menyimpan data hasil training berupa file *best.pt*. File Tersebut berisi dataset yang telah ditraining.

4. PEMBAHASAN HASIL PENELITIAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem yang mampu mendeteksi lima jenis penyakit pada tanaman tomat, yaitu Anthracnose, Bacterial Spot, Botrytis, Fruitworm Bore, dan Tomato Cracking. Sistem ini dirancang menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan framework YOLOv8. Dalam pengembangannya, penelitian ini melalui beberapa tahapan utama, yakni pengumpulan data, pembuatan file COCO, pelatihan model, evaluasi model, dan analisis model. Berikut penjabaran tiap tahapan serta hasil analisisnya:

4.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 2.017 citra tanaman tomat yang diambil dari berbagai sumber terpercaya. Citra-citra tersebut dikelompokkan menjadi:

- **Train:** 1.840 citra
- **Validation:** 177 citra

Setiap citra telah melalui proses anotasi manual untuk memberi label pada lima kategori penyakit. Penyusunan dataset mengikuti struktur yang sesuai dengan format YOLOv8, di mana data gambar dimasukkan ke dalam folder *train* dan *val*.

Penyusunan dataset yang baik bertujuan untuk memastikan sistem mampu belajar pola karakteristik masing-masing penyakit secara optimal berbeda.

4.2. Membuat file COCO

File COCO dibuat dalam format YAML, yang menjadi salah satu komponen penting dalam proses pelatihan model. YAML ini memuat parameter penting sebagai berikut:

- **nc:** Jumlah kelas objek yang terdeteksi, yaitu 5.
- **names:** Nama-nama penyakit yang terdeteksi, yakni *Anthracnose*, *Bacterial Spot*, *Botrytis*, *Fruitworm Bore*, dan *Tomato Cracking*.

- **Direktori data:** Berisi alamat folder *train* dan *val*.

File YAML ini digunakan dalam proses pelatihan model.

4.3. Training Model

Proses pelatihan model dilakukan dengan mengatur beberapa parameter berikut:

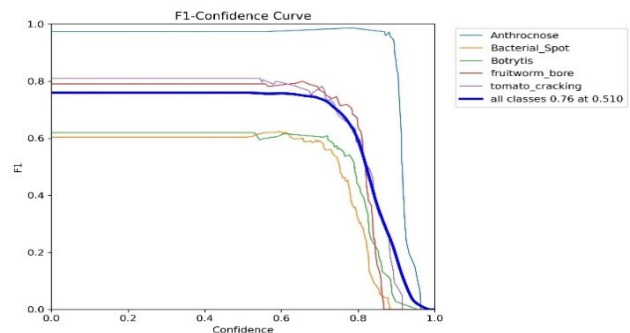
- **Jumlah epochs:** 523
- **Batch size:** 16
- **Ukuran gambar (imgsize):** 640
- **Optimizer:** Adam optimizer dengan *learning rate* yang disesuaikan secara dinamis.

Pelatihan dilakukan pada software Visual Studio Code menggunakan CPU.

4.4. Evaluasi Hasil Pelatihan

Berikut adalah hasil evaluasi pelatihan model deteksi penyakit tanaman tomat:

4.4.1. Kurva F1 dan Precision



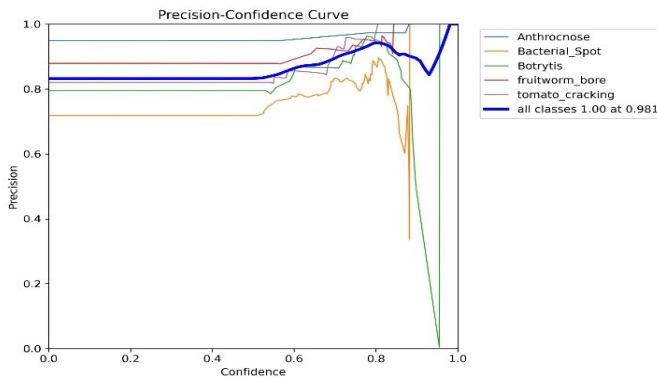
Gambar 4.4.1.1. F1-Confidence Curve

Gambar **F1-Confidence Curve** menunjukkan performa model dalam menyeimbangkan presisi dan recall di berbagai tingkat kepercayaan (confidence). Sumbu X merepresentasikan confidence (0-1), sementara sumbu Y menunjukkan nilai F1-score.

Kurva warna berbeda menggambarkan performa masing-masing kelas:

- **Anthracnose** mempertahankan F1-score tertinggi dan stabil hingga confidence mendekati 1.
- **Bacterial_Spot** dan **Botrytis** memiliki performa lebih rendah dengan F1-score menurun tajam setelah confidence melebihi 0.6.
- **fruitworm_bore** dan **tomato_cracking** menunjukkan pola serupa dengan penurunan cepat pada confidence tinggi.

Garis biru tebal, yang mewakili rata-rata semua kelas, mencapai performa optimal pada confidence **0.51** dengan F1-score **0.76**. Ini menunjukkan bahwa model bekerja paling baik di titik ini, memberikan keseimbangan optimal antara presisi dan recall untuk semua kelas. Perbaikan mungkin diperlukan pada kelas dengan F1-score rendah agar lebih konsisten di seluruh tingkat confidence.



Gambar 4.4.1.2. Precision-Confidence Curve

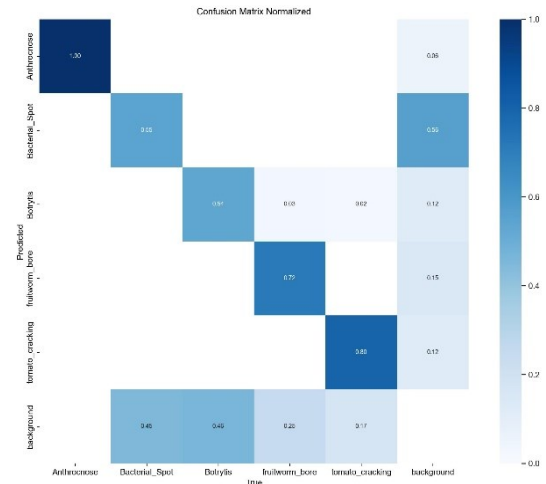
Gambar **Precision-Confidence Curve** menggambarkan hubungan antara tingkat kepercayaan (confidence) dan presisi untuk setiap kelas. Sumbu X menunjukkan confidence (0-1), sedangkan sumbu Y menunjukkan nilai presisi.

Kurva warna menunjukkan performa tiap kelas:

- **Anthraco**se memiliki presisi yang stabil dan tinggi mendekati 1 di seluruh tingkat confidence.
- **Bacterial Spot** menunjukkan presisi lebih rendah dibandingkan kelas lain, dengan penurunan tajam pada confidence tinggi.
- **Botrytis**, **fruitworm_bore**, dan **tomato_cracking** cenderung stabil hingga confidence sekitar 0.8, lalu turun signifikan.

Garis biru tebal, yang mewakili rata-rata semua kelas, mencapai presisi **1.00** pada confidence **0.981**. Ini menunjukkan bahwa model memberikan prediksi yang sangat akurat pada tingkat kepercayaan tinggi, meskipun trade-off dengan recall perlu dipertimbangkan. Kelas dengan presisi rendah seperti **Bacterial_Spot** membutuhkan peningkatan untuk meningkatkan akurasi secara keseluruhan.

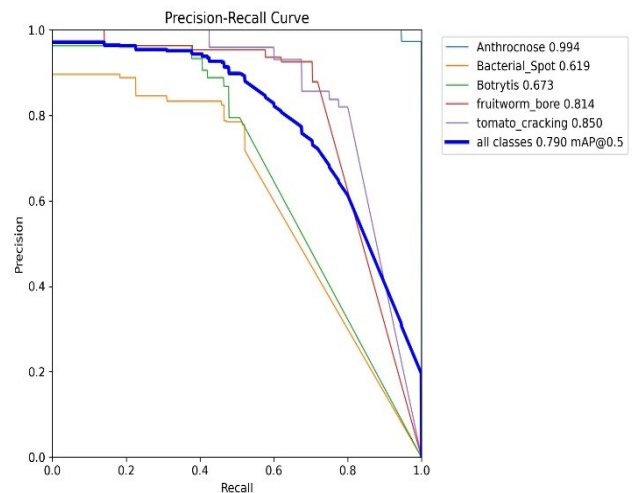
4.4.2. Confusion Matrix



Gambar 2.2.1. Confusion Matrix Normalized

Dari hasil *confusion matrix*, model mampu membedakan dengan akurat lima kategori penyakit tanaman tomat. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menghindari kesalahan seperti *false positives* dan *false negatives*.

4.4.3. mAP (Mean Average Precision)



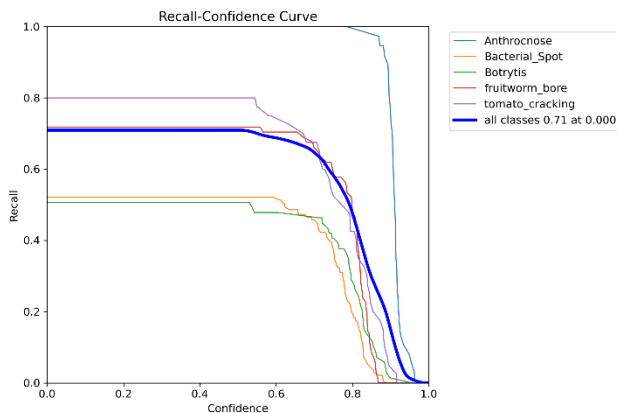
Gambar 4.4.3.1 Preccision-Recall Curve

Grafik ini adalah kurva Precision-Recall (PR) untuk evaluasi performa model multi-class classification. Sumbu X menunjukkan Recall (proporsi sampel positif yang berhasil dideteksi), dan sumbu Y menunjukkan Precision (proporsi prediksi positif yang benar). Setiap garis mewakili performa satu kelas, dengan garis biru tebal menunjukkan rata-rata seluruh kelas (mAP@0.5).

Dari grafik, terlihat bahwa kelas Anthracnose memiliki performa terbaik dengan nilai precision rata-rata 0.994, sementara

Bacterial_Spot adalah yang terendah dengan precision 0.619. Kelas lain seperti Botrytis (0.673), Fruitworm_Bore (0.814), dan Tomato_Cracking (0.850) memiliki performa yang bervariasi, namun lebih baik dibandingkan Bacterial_Spot. Nilai mAP@0.5 untuk seluruh kelas adalah 0.790, yang menunjukkan model cukup andal secara keseluruhan.

Namun, perbedaan signifikan antar kelas menunjukkan potensi masalah ketidakseimbangan data atau tingkat kesulitan model dalam mengenali kelas tertentu seperti Bacterial_Spot. Untuk meningkatkan performa, dapat dilakukan augmentasi data pada kelas dengan performa rendah, tuning hyperparameter, atau eksplorasi metrik tambahan seperti F1-score untuk evaluasi lebih mendalam.



Gambar 4.4.3.2 Recall-Confidence Curve

Grafik ini menggambarkan hubungan antara recall (kemampuan model mendeteksi sampel positif) dengan confidence threshold (tingkat keyakinan prediksi model). Sumbu X menunjukkan confidence (0 hingga 1), dan sumbu Y menunjukkan recall (0 hingga 1). Garis per kelas mewakili performa recall setiap kelas, sementara garis biru tebal menunjukkan rata-rata seluruh kelas.

Pada kelas Anthracnose, recall tetap tinggi dan stabil hingga confidence mendekati 0.8, menunjukkan performa deteksi yang sangat baik bahkan pada prediksi dengan keyakinan tinggi. Sebaliknya, Bacterial_Spot memiliki performa recall yang rendah, dengan penurunan tajam saat confidence meningkat, yang mengindikasikan model kesulitan mengenali kelas ini. Botrytis menunjukkan pola serupa, meski dengan recall sedikit lebih baik dibanding Bacterial_Spot. Fruitworm_Bore dan Tomato_Cracking

memiliki performa yang cukup baik, meski recall mulai menurun pada confidence di atas 0.6.

Rata-rata recall seluruh kelas (all classes) adalah 0.71 pada confidence threshold 0.0, yang menunjukkan bahwa model menangkap banyak sampel positif saat tidak ada batasan confidence. Namun, recall rata-rata ini menurun drastis pada confidence tinggi, menandakan model menjadi lebih selektif.

Kesimpulannya, model bekerja sangat baik pada kelas Anthracnose namun kurang andal untuk kelas seperti Bacterial_Spot. Disarankan untuk menambah data pelatihan pada kelas dengan performa rendah, menyesuaikan confidence threshold agar sesuai dengan aplikasi, dan melakukan analisis mendalam pada kesalahan prediksi untuk memperbaiki performa model secara keseluruhan.

4.4.4. Akurasi Sistem

Akurasi akhir dari model ini adalah **79%**, yang menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali pola penyakit dengan tingkat keakuratan yang memadai.

4.5. Analisis Performa

Sistem deteksi berbasis YOLOv8 menawarkan kecepatan dan akurasi yang signifikan dibandingkan metode tradisional, seperti inspeksi manual. Dengan kemampuan deteksi real-time, teknologi ini dapat digunakan sebagai alat bantu bagi petani untuk mengidentifikasi penyakit tanaman tomat lebih cepat dan efisien. Selain itu, sistem ini dapat membantu meningkatkan hasil panen dengan mengurangi potensi kerugian akibat penyebaran penyakit.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan keberhasilan dalam mengembangkan sistem deteksi penyakit tanaman tomat berbasis YOLOv8 dengan performa yang menjanjikan. Sistem ini dirancang untuk mengenali lima jenis penyakit utama yang sering menyerang tanaman tomat, yaitu Anthracnose, Bacterial Spot, Botrytis, Fruitworm Bore, dan Tomato Cracking. Berdasarkan hasil evaluasi, sistem berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 79%, yang menunjukkan kemampuan deteksi dan klasifikasi penyakit dengan presisi yang tinggi.

Sistem ini tidak hanya efektif dalam mendeteksi penyakit dari citra buah tomat, tetapi juga mampu bekerja dengan baik pada berbagai kondisi lingkungan seperti pencahayaan, rotasi gambar,

dan variasi sudut pandang. Teknologi berbasis YOLOv8 ini menawarkan solusi cepat, akurat, dan efisien dibandingkan metode tradisional seperti inspeksi manual atau uji laboratorium yang memakan waktu.

Selain itu, penerapan sistem ini dapat memberikan dampak positif yang signifikan di sektor pertanian, terutama dalam konteks pertanian modern dan skala besar. Sistem ini memiliki potensi untuk:

Mengurangi risiko kerugian hasil panen: Dengan deteksi dini, petani dapat mengambil langkah preventif sebelum penyakit menyebar luas.

Meningkatkan efisiensi waktu dan biaya: Sistem ini memungkinkan identifikasi penyakit secara real-time, sehingga mengurangi ketergantungan pada tenaga ahli dan uji laboratorium.

Mendukung keberlanjutan pertanian: Teknologi ini dapat menjadi bagian dari pengelolaan tanaman berbasis data (precision agriculture), yang membantu petani meningkatkan produktivitas dengan pendekatan berbasis teknologi.

Penelitian ini juga membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut. Sistem dapat ditingkatkan dengan menambahkan lebih banyak data pelatihan dari berbagai sumber, termasuk citra dari berbagai varietas tomat dan lingkungan. Selain itu, integrasi teknologi ini ke dalam perangkat keras, seperti drone atau kamera pintar, dapat memperluas cakupan aplikasi sistem deteksi, sehingga mempermudah penggunaannya di lapangan.

Secara keseluruhan, sistem ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam mendukung revolusi teknologi pertanian di Indonesia, khususnya dalam upaya meningkatkan kualitas dan kuantitas produksi tomat. Dengan adopsi teknologi seperti ini, petani dapat beradaptasi lebih baik terhadap tantangan agronomi modern dan memastikan keberlanjutan pasokan pangan nasional.

REFERENSI

- [1] Prayudi, Y., Saidah, S., & Magdalena, R., 2024. 'ANALISIS DAN KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN PADI DENGAN MENGGUNAKAN METODE YOLOv8', *Telkom University Open Library*, dilihat 15 Desember 2024, dari: https://openlibrary.telkomuniversity.ac.id/analisis_dan_klasifikasi_penyakit_pada_daun_padi_dengan_menggunakan_metode_yolov8
- [2] I. T. A. Amrulloh, B. N. Sari, and T. N. Padilah, 2024. 'EVALUASI AUGMENTASI DATA PADA DETEKSI PENYAKIT DAUN TEBU DENGAN YOLOv8', *Jati Jurnal Mahasiswa*, dilihat 15 Desember 2024, dari: <https://ejournal.itn.ac.id>
- [3] H. Hidayat, F. Riana, and G. F. Laxmi, 2022. 'IDENTIFIKASI KUALITAS BENIH JAHE MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)', *SemanticScholar*, 4(4), pp. 287-298. dari: https://www.semanticscholar.org/paper/IDENTIFIKASI_KUALITAS_BENIH_JAHE_MENGGUNAKAN_NEURAL_Hidayat, diakses 15 Desember. 2024].
- [4] D. N. Alwan, D. H. H. Handayani, and S. Faisal, 2024.. 'Implementasi YOLOv8 Untuk Deteksi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)', *Scientific Student Journal*, vol. V, no. 2, ISSN:2715-2766, dari: https://www.bing.com/search/implementasi_yolov8_untuk_deteksi_penyakit_daun_jagung_menggunakan_algoritma_convolutional_neural_network di akses :15 Desember. 2024].
- [5] M. Bitra, C. Dewi, 2024.. 'Penggunaan YOLOv8 untuk Deteksi Penyakit Daun Kopi', *Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen)*, vol. 5, no. 4, Okt. 2024, pp.18051813, dari: https://www.bing.com/search/penggunaan_yolov8_untuk_deteksi_penyakit_daun_kopi, diakses:15 Desember. 2024].
- [6] M. S. Tawa'qi, S. A. Adha, I. A. Wardhana, M. A. Riyadi, and I. Setiawan, 2024.. 'PERANCANGAN SISTEM PEMBACA QR CODE DAN SISTEM DETEKSI PLAT NOMOR KENDARAAN MENGGUNAKAN YOLOv8 DALAM PROTOTYPE SMART PARKING SYSTEM', *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, VOL.13, NO.3, ISSN:2685-206, dari: https://www.bing.com/search/PERANCANGAN_SISTEM_PEMBACA_QR_CODE_DAN_SISTEM_DETEKSI_PLAT_NOMOR_KENDARAAN_MENGGUNAKAN_YOLOV8_DALAM_PROTOTYPE_SMART_PARKING_SYSTEM diakses :15 Desember. 2024].