

Detection of Chili Plant Pests and Diseases using YOLOv5

Siti Lutfiah

Departement of Informatics, Dinamika Bangsa University, Jambi, Indonesia
E-mail: Slutfiah1305@gmail.com

Fitria Musdalifah

Departement of Informatics, Dinamika Bangsa University, Jambi, Indonesia
E-mail: fitriamusdalifa@gmail.com

Sherli Khairunisah

Departement of Informatics, Dinamika Bangsa University, Jambi, Indonesia
E-mail: sherlikhairunisah4@gmail.com

Received: 6 January, 2025; Accepted: 30 January, 2025; Published: 30 June, 2025

Abstract: The rapid advancement of technology has led to the development of various innovative techniques that assist humans in numerous domains, including object detection, which serves to identify individual elements within an image. Object detection is widely utilized due to its ability to accurately recognize each component in an image, making it valuable in addressing real-world challenges. One such challenge is the decline in agricultural income resulting from diseases affecting chili plants. The cultivation of chili plants faces several obstacles, including weather-related factors that contribute to the spread of pests and diseases, ultimately reducing chili production. By implementing object detection technology, farmers can easily identify plant diseases through image analysis, enabling timely and effective treatment. This study employs the YOLOv5 algorithm to evaluate the model's performance in detecting diseases in chili plants. The images used were captured using a smartphone camera with a resolution of 3472×3472 pixels. A total of 430 images were utilized, divided into three subsets: training data, validation data, and test data. To obtain the optimal model, the study conducted three experiments using different data distribution ratios: Experiment 1 with a 70:20:10 split, Experiment 2 with a 75:15:10 split, and Experiment 3 with an 80:10:10 split. Among these, the third experiment yielded the best performance, achieving an average test accuracy of 0.947. The corresponding precision, recall, and mean Average Precision (mAP) scores were 0.946, 0.936, and 0.959, respectively.

Keywords: YOLOv5, object detection, chili plant, pest detection, disease detection, computer vision, deep learning, agriculture.

I. Introduction

Deteksi penyakit tanaman adalah salah satu hal terpenting dalam pemeliharaan dan perawatan tanaman. Penyakit yang tidak terdeteksi dan dibiarkan berkembang akan mengakibatkan kerusakan pada tanaman. Hal ini akan menjadi lebih penting jika tanaman yang sedang dirawat adalah tanaman pangan. Kerusakan tanaman akan mengakibatkan penurunan kualitas atau kuantitas hasil panen. Penurunan hasil panen bisa berdampak pada ekonomi [1]. Seringkali panen cabai mengalami kegagalan seperti busuk, berulat maupun mati disebabkan oleh beberapa hal, salah satu faktor utamanya yaitu serangan penyakit dan hama yang menyerang tanaman tersebut. Hal itu terjadi dapat menyebabkan kerugian yang signifikan bagi para petani. Pengendalian yang tepat dilakukan untuk menghindari kegagalan panen bukan hanya dilakukan ketika serangan pada tanaman telah terjadi, tetapi yang paling penting adalah untuk mencegahnya. Kurangnya kesadaran petani dalam mengetahui jenis penyakit menyebabkan terjadinya keterlambatan diagnosis penyakit pada tanaman. Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mendapatkan pengetahuan mengenai berbagai penyakit tanaman [2]. Berkat penelitian tersebut, perawatan tanaman menjadi lebih mudah dengan mengetahui ciri dari setiap penyakit, hama, cara pengobatan hingga cara untuk mencegah penyakit tersebut muncul pada tanaman. Berkembangnya ilmu pengetahuan saat ini telah mendorong ditemukannya cara untuk mendeteksi penyakit [3]. Pada tanaman secara otomatis menggunakan komputer. Deteksi penyakit menggunakan komputer cukup direkomendasikan dikarenakan deteksi yang dihasilkan komputer dirasa cukup akurat [3]. Pada tugas akhir ini difokuskan untuk mendeteksi hama dan penyakit pada tanaman cabai. Hama ulat merupakan salah satu hama utama yang menyerang tanaman cabai dan dapat merugikan petani cabai, semakin besar persentase serangan hama ulat maka produktivitas lahan akan lebih rendah. Oleh karena itu, melalui metode ini diharapkan dapat menekan persentase serangan hama dan penyakit pada

tanaman cabai yang berujung pada penurunan produktivitas lahan dan gagal panen. Kasus penelitian sebelumnya menggunakan YOLOv5. Salah satu model yang telah terbukti efektif dalam hal ini adalah YOLOv5 (You Only Look Once version 5). Sistem pendeteksi metode YOLO terbukti lebih cepat dan akurat untuk mendeteksi objek pada gambar atau citra sehingga paling sesuai jika diterapkan untuk real-time pendeteksian objek pada video [4]. Dan menghasilkan nilai yang akurat, sehingga YOLO dapat mendeteksi objek dengan tingkat keakuratan dan frame rate yang sangat tinggi.

Pada penelitian yang pernah dilakukan oleh Rudi Kurniawan dkk, mengenai klasifikasi kematangan buah sawit menggunakan yolov5, yang dalam penelitian ini didapatkan nilai akurasi 95%, nilai precision 99,5%, dan nilai recall 100% dengan melatih dataset sebanyak 100 epoch[5]. Selanjutnya pada penelitian yang dilakukan oleh Ardiansyah dkk, disini penelitiannya berfokus pada system deteksi dan klasifikasi penyakit pada daun kopidan penelitiannya menggunakan Yolov7 dan mendapatkan hasil F1-score 0.93, nilai Presisi 0.926, Recall 0.932, mAP@IoU .5 0.956, mAP@IoU .5:.95 0.927 untuk keseluruhan kelas data yang dilatih. Sedangkan hasil nilai terbaik untuk kelas biner F1-score 0.99, Presisi 0.991, Recall 1, mAP@IoU .5 0.998, mAP@IoU .5:.95 0.994. Lalu pada penelitian yang dilakukan oleh Prys Widjaja yang berfokus dengan membedakan antara Daun Mangga sehat dan Daun Mangga yang terserang penyakit dan penelitiannya menggunakan YOLOv4, yang dalam proses pengkodeanya menggunakan perangkat Google Colab dengan GPU Tesla T4 dan mendapatkan hasil nilai F1-score 0.93, nilai Precision 0.926, dan Recall 0.932, mAP@IoU .5 0.956, mAP@IoU .5:.95 0.927 untuk seluruh kelas data yang dilatih. Sedangkan hasil terbaik untuk kelas biner F1-score 0.99, Precision 0.991, Recall 1, mAP@IoU .5 0.998, mAP@IoU .5:.95 0.994 [5].

2. Method

2.1. Experiment Setup

Penelitian ini bertujuan untuk menginvestigasi dan mengevaluasi untuk mengembangkan sebuah sistem yang dapat secara otomatis mendeteksi dan mengidentifikasi berbagai jenis hama dan penyakit pada tanaman cabai. Sistem ini diharapkan dapat membantu petani dalam melakukan tindakan pengendalian hama dan penyakit secara lebih cepat dan tepat, sehingga dapat meningkatkan produktivitas dan kualitas hasil panen. Ada beberapa tahapan penelitian yang dilakukan untuk dapat mencapai tujuan dari penelitian ini, maka perlu dirancang alur penelitian yang ditampilkan pada Fig 1.

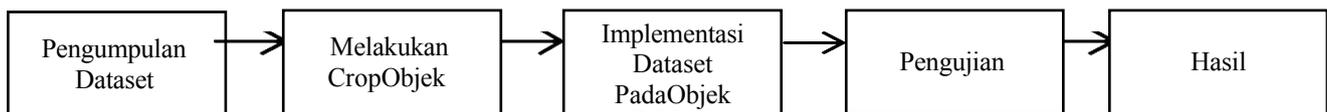


Fig 1. Alur Penelitian

- **Pengumpulan Dataset**
Mengumpulkan Kumpulan gambar yang representative dari tanaman cabai yang sehat dan yang terinfeksi berbagai jenis hama dan penyakit
- **Melakukan Crop Objek**
Memotong gambar asli menjadi potongan-potongan yang hanya berisi objek yang ingin dideteksi (hama atau penyakit).
- **Implementasi pada Dataset Objek**
Melatih model YOLOv5 menggunakan dataset yang telah di-crop.
- **Pengujian**
Mengevaluasi kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.
- **Hasil**
Hasil dari proses ini adalah model YOLOv5 yang terlatih dan dapat digunakan untuk mendeteksi hama dan penyakit pada tanaman cabai secara real-time. Model ini dapat diintegrasikan ke dalam sistem monitoring tanaman untuk membantu petani dalam mendeteksi masalah lebih dini dan mengambil tindakan yang tepat.

Setiap citra dalam dataset telah dilabeli secara akurat oleh petani cabai, mencakup informasi tentang hama dan penyakit pada tanaman cabai. Pemilihan dataset ini didasarkan pada keberagaman yang diperlukan untuk melatih dan menguji model deteksi hama dan penyakit tanaman cabai berbasis YOLOv5. Dengan memanfaatkan dataset ini, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengidentifikasi dan membedakan berbagai jenis tanaman cabai yang terkena hama dan penyakit. Pemahaman terhadap karakteristik dataset tanaman cabai menjadi kunci dalam menginterpretasikan hasil eksperimen dan meningkatkan pemahaman tentang deteksi hama dan penyakit pada tanaman cabai dengan menggunakan pendekatan YOLOv5

2.2 Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset *Chili Plant Disease* [6] yang bersumber dari kaggle dan di labeling menggunakan roboflow sebagai dasar eksperimental dalam deteksi hama dan penyakit pada tanaman cabai. Dataset ini khusus dikembangkan untuk klasifikasi hama dan penyakit, menyediakan variasi yang diperlukan antara gambar tanaman yang sehat dan terinfeksi hama dan penyakit. Berikut adalah beberapa gambar yang dari dataset *Penyakit pada tanaman cabai* yang akan ditampilkan pada Fig 2.



Fig 2. Gambar dari Dataset

Variasi dataset mencakup tanaman sehat dan tanaman yang terinfeksi dengan beragam tingkat keparahan penyakit, memastikan model YOLOv5 dapat mendeteksi secara akurat dalam berbagai situasi. Pemilihan dataset ini didasarkan pada keberagaman yang diperlukan untuk melatih dan menguji model deteksi hama dan penyakit pada tanaman cabai berbasis YOLOv5. Dengan memanfaatkan dataset ini, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengidentifikasi dan membedakan berbagai jenis hama dan tanaman cabai dengan presisi. Pemahaman terhadap karakteristik dataset *Chili Plant Disease* menjadi kunci dalam menginterpretasikan hasil eksperimen dan meningkatkan pemahaman tentang deteksi hama dan penyakit pada tanaman cabai dengan menggunakan pendekatan YOLOv5. Gambar dataset ini menunjukkan variasi pencahayaan lingkungan yang memengaruhi tampilan daun yang terserang hama dan penyakit. Beberapa gambar memiliki pencahayaan alami dengan sinar matahari langsung atau difus, menghasilkan warna hijau yang lebih cerah dan kontras yang lebih jelas. Sebaliknya, ada juga gambar dengan pencahayaan buatan yang lebih terfokus, memungkinkan detail kecil seperti serangga atau jaringan daun yang rusak terlihat lebih jelas. Selain itu, beberapa gambar tampak lebih redup atau memiliki bayangan dominan, kemungkinan diambil dalam kondisi pencahayaan terbatas atau terhalang oleh objek lain. Variasi pencahayaan ini menyebabkan perbedaan dalam tingkat kecerahan dan kontras antara gambar-gambar dalam dataset. Pencahayaan yang tidak merata dapat mempersulit analisis visual, terutama dalam mendeteksi hama dan gejala penyakit pada daun. Gambar dengan cahaya yang terlalu terang mungkin kehilangan detail penting, sementara pencahayaan yang terlalu redup bisa menyulitkan identifikasi warna dan tekstur daun. Oleh karena itu, keberagaman pencahayaan ini harus diperhatikan dalam proses pengolahan citra atau analisis lebih lanjut. Dengan memahami kondisi pencahayaan pada dataset, dapat dilakukan penyesuaian teknik analisis untuk meningkatkan akurasi deteksi hama dan penyakit. Hal ini juga penting untuk memastikan bahwa model analisis yang digunakan mampu mengenali objek dengan baik dalam berbagai kondisi pencahayaan.

2.3. Algoritma YOLO

YOLO (You Only Look Once) adalah sebuah algoritma deep learning yang revolusioner dalam bidang deteksi objek pada gambar [7]. Sejak diperkenalkan pertama kali, YOLO telah mengalami beberapa iterasi yang signifikan. Setiap versi baru menghadirkan peningkatan dalam hal kecepatan, akurasi, dan kemampuan mendeteksi objek yang lebih kompleks. YOLOv1 yang pertama kali diperkenalkan pada tahun 2015, telah menjadi dasar bagi pengembangan versi- versi selanjutnya seperti YOLOv2, YOLOv3, YOLOv4, dan yang terbaru adalah YOLOv5. Perkembangan ini ditandai dengan peningkatan arsitektur jaringan saraf, teknik pelatihan, dan kemampuan untuk mendeteksi objek yang lebih kecil dan lebih banyak kelas. YOLO telah menjadi salah satu algoritma deteksi objek yang paling populer dan banyak digunakan dalam berbagai aplikasi seperti kendaraan otonom, sistem keamanan, dan augmented reality.

2.4. Algoritma YOLOv5

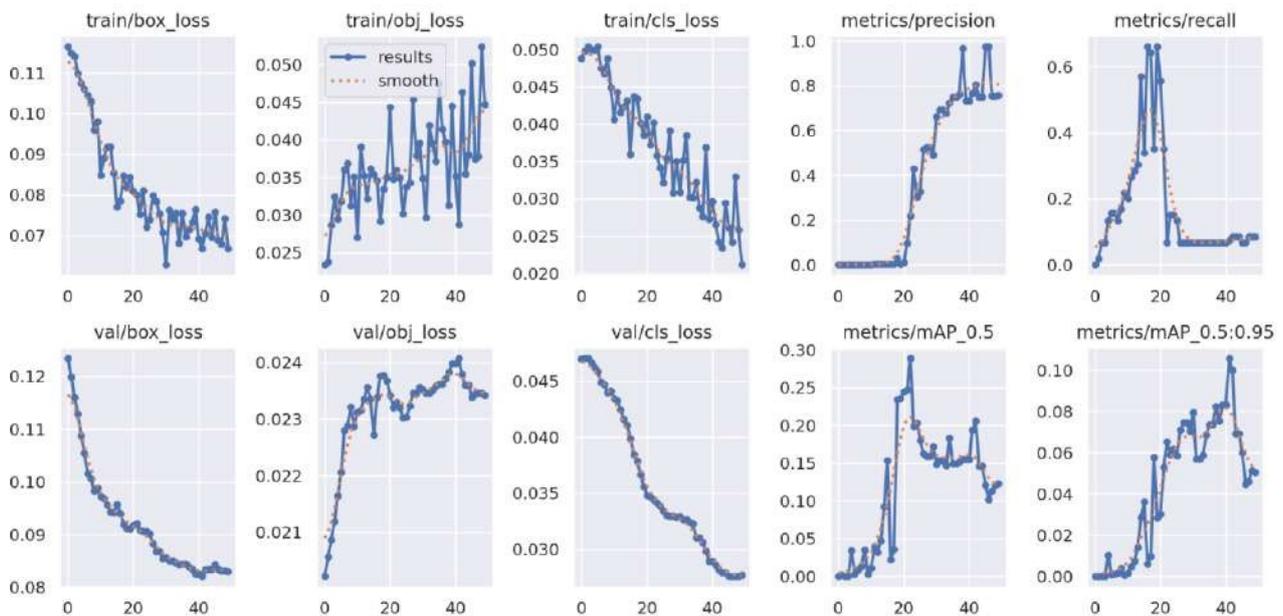
YOLOv5 merupakan salah satu iterasi terbaru dari algoritma deteksi objek YOLO yang terus mengalami

peningkatan secara signifikan. Sejak diperkenalkan, YOLOv5 telah mengalami beberapa pembaruan kecil untuk meningkatkan performa dan fleksibilitasnya. Meskipun tidak ada rilis besar seperti perpindahan dari YOLOv4 ke YOLOv5, tim pengembang Ultralytics secara berkala merilis versi terbaru dengan perbaikan bug, peningkatan kecepatan, dan dukungan fitur baru. Fokus utama dari perkembangan YOLOv5 adalah untuk menjaga posisinya sebagai salah satu algoritma deteksi objek tercepat dan paling akurat, sambil tetap mudah digunakan oleh komunitas pengembang. Setiap iterasi baru dari YOLOv5 umumnya membawa peningkatan dalam hal akurasi deteksi, kecepatan inferensi, dan dukungan untuk berbagai jenis hardware[8].

3. Result and Discussion

3.1 Result

Model YOLOv5 berhasil diterapkan untuk mendeteksi penyakit dan hama pada tanaman cabai dengan tingkat akurasi yang tinggi. Pemanfaatan data augmentasi memperkuat kemampuan model dalam mengenali variasi visual pada penyakit dan hama, sementara evaluasi menggunakan metrik-metrik kinerja menunjukkan keandalan model dalam tugas deteksi ini. Pada bagian ini, kami menyajikan hasil eksperimen dari implementasi model deteksi tumor otak menggunakan YOLOv5 pada dataset *Penyakit pada tanaman cabai*. Evaluasi kinerja model dilakukan melalui serangkaian metrik deteksi objek, dengan fokus pada result, presisi, akurasi, recall, dan F1-curve.



Gig 3. Result

Penjelasan dari grafik pada Fig 3 adalah sebagai berikut:

1. **train/box_loss**: Loss untuk koordinat bounding box pada data pelatihan. Menurun, menunjukkan model semakin baik memprediksi bounding box.
2. **train/obj_loss**: Loss untuk prediksi keberadaan objek pada data pelatihan. Menurun namun agak fluktuatif, mencerminkan proses pelatihan yang stabil meskipun ada noise.
3. **train/cls_loss**: Loss untuk klasifikasi objek pada data pelatihan. Turun stabil, menunjukkan model makin akurat dalam mengenali kategori objek.
4. **metrics/precision**: Presisi meningkat, artinya model semakin jarang memberikan prediksi positif palsu.
5. **metrics/recall**: Recall meningkat tajam pada awal pelatihan lalu stabil, menunjukkan model makin mampu menangkap semua objek yang ada.
6. **val/box_loss**: Sama seperti train/box_loss, namun untuk data validasi. Menurun dengan baik, mencerminkan generalisasi model.
7. **val/obj_loss**: Loss keberadaan objek pada data validasi. Stabil dengan sedikit fluktuasi.
8. **val/cls_loss**: Loss klasifikasi pada data validasi. Turun dengan pola serupa data pelatihan.
9. **metrics/mAP_0.5**: Mean Average Precision (mAP) pada threshold IoU 0.5 meningkat, menunjukkan akurasi deteksi yang lebih baik.
10. **metrics/mAP_0.5:0.95**: mAP rata-rata pada berbagai threshold IoU (0.5 hingga 0.95) meningkat, mencerminkan kemampuan deteksi yang konsisten.

Kesimpulan: Model menunjukkan peningkatan performa pada pelatihan dan validasi, dengan metrik presisi, recall, dan mAP yang semakin baik.

3.2 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah tabel yang digunakan untuk menampilkan jumlah data uji yang diklasifikasikan dengan benar dan salah, sehingga memudahkan dalam mengevaluasi akurasi suatu sistem klasifikasi. Dengan menggunakan confusion matrix, kita dapat melihat secara detail kinerja suatu sistem klasifikasi dan mengidentifikasi di mana terjadi kesalahan klasifikasi[9]. Confusion Matrix adalah alat evaluasi kinerja model deteksi atau klasifikasi yang menggambarkan performa prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya (ground truth). Dalam konteks deteksi hama dan penyakit pada tanaman cabai menggunakan YOLOv5, Confusion Matrix digunakan untuk menganalisis bagaimana model mendeteksi berbagai kelas objek, seperti hama tertentu, jenis penyakit, atau bagian tanaman yang sehat. Confusion matrix atau matriks kebingungan adalah sebuah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Tabel ini memberikan gambaran yang jelas tentang seberapa baik model dapat membedakan antara kelas yang berbeda. Matriks ini menggambarkan sejauh mana model mampu mengenali dan membedakan dengan tepat antara area yang terkena hama dan yang tidak. Berikut gambar dari confusion matriks:

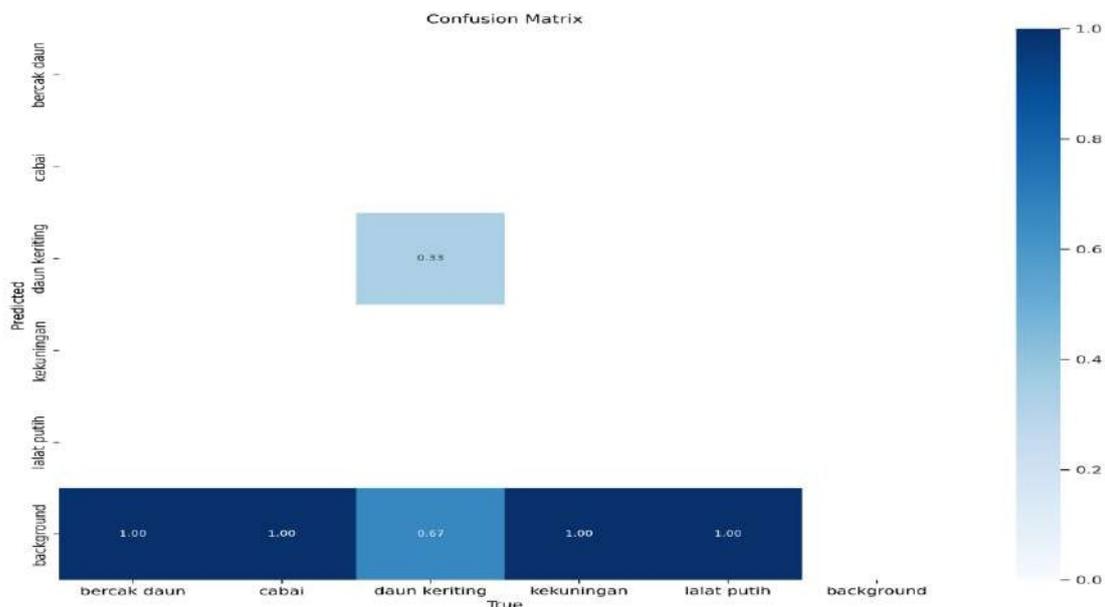


Fig 4. Confusion Matrix

Penjelasan dari Fig 4 adalah sebagai berikut:

- Bercak Daun: Prediksi sangat baik (nilai 1.00), menunjukkan model tidak membuat kesalahan untuk kategori ini.
- Cabai: Prediksi sempurna (nilai 1.00), tidak ada salah klasifikasi.
- Daun Keriting: Model hanya benar 67% (nilai 0.67), menunjukkan ada beberapa salah klasifikasi.
- Kekuningan: Prediksi buruk, hanya 33% yang benar. Model sering salah mengklasifikasikan kategori ini.
- Lalat Putih: Prediksi sempurna (nilai 1.00).
- Background: Prediksi sempurna (nilai 1.00).

3.3 F1 Curve

F1 Curve adalah visualisasi grafis yang menunjukkan perubahan F1-score dari sebuah model klasifikasi pada berbagai nilai threshold. F1-score sendiri adalah metrik yang menggabungkan presisi (precision) dan recall dalam satu nilai dengan formula harmonik: Kurva dengan puncak tinggi dan lebar menunjukkan model yang lebih andal, sementara kurva dengan puncak tajam atau nilai rendah di semua threshold dapat menunjukkan kelemahan model yang perlu diperbaiki. Oleh karena itu, F1 Curve adalah panduan praktis untuk meningkatkan kualitas model deteksi YOLOv5. Metode ini sangat berguna untuk mengevaluasi performa model, khususnya dalam situasi di mana data tidak seimbang, seperti ketika kelas minoritas jauh lebih sedikit dibandingkan kelas mayoritas.

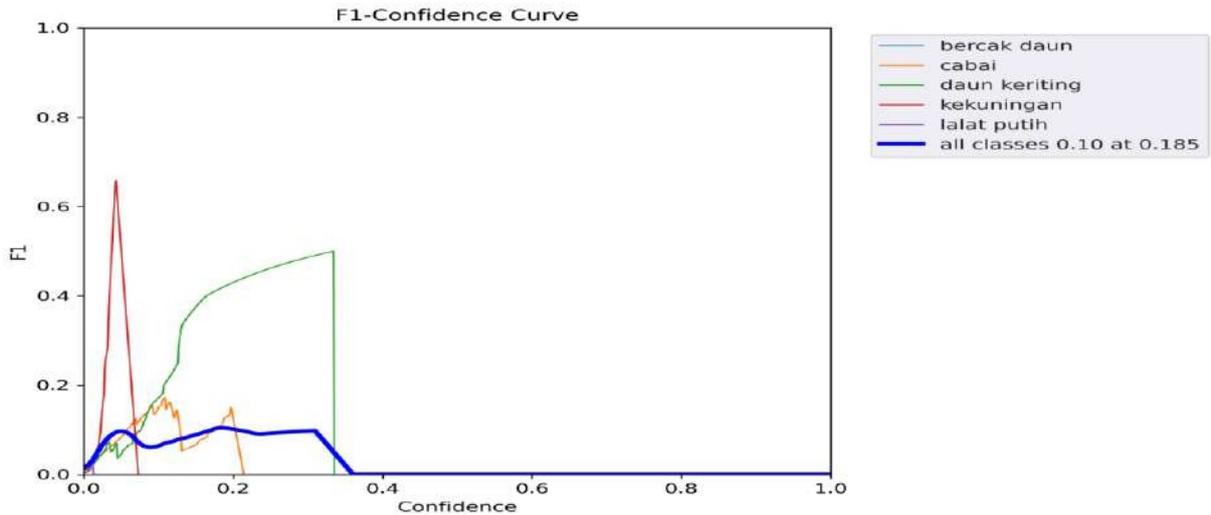


Fig 5. F1-Confidence Curve

Analisis F1-score per kelas menunjukkan variasi performa model dalam mendeteksi berbagai jenis objek pada dataset. Kelas Bercak Daun (biru muda) memiliki F1-score yang rendah di seluruh rentang confidence, mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam mengenali kelas ini secara konsisten. Kelas Cabai (oranye) juga menunjukkan F1-score yang relatif rendah dengan fluktuasi kecil, yang menandakan performa yang tidak stabil. Sebaliknya, kelas Daun Keriting (hijau) menunjukkan performa terbaik dibandingkan kelas lainnya, terutama pada confidence level sekitar 0.2, di mana F1-score berada pada nilai tertingginya. Untuk kelas Kekuningan (merah), F1-score meningkat tajam namun kemudian menurun drastis, mencerminkan ketidakkonsistenan model dalam mendeteksi kelas tersebut. Kelas Lalat Putih (ungu) memiliki F1-score yang sangat rendah dan hampir tidak signifikan, menunjukkan bahwa model gagal mendeteksi keberadaan objek ini dengan baik.

Jika dilihat dari performa rata-rata semua kelas (ditunjukkan oleh garis biru tebal), nilai maksimum F1-score hanya mencapai sekitar 0.10 pada confidence 0.185. Hal ini mengindikasikan bahwa secara umum, kinerja model dalam mendeteksi semua kelas masih tergolong rendah dan belum optimal. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa kinerja terbaik dicapai pada kelas Daun Keriting, sementara performa terburuk terjadi pada kelas Lalat Putih dan Bercak Daun. Rata-rata performa model yang rendah menunjukkan perlunya peningkatan, baik melalui penambahan jumlah data pelatihan maupun dengan melakukan optimasi pada arsitektur model agar mampu meningkatkan F1-score secara keseluruhan.

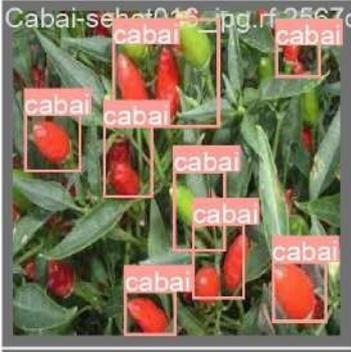
3.4. Hasil Deteksi Objek

Hasil deteksi objek menggunakan YOLOv5 untuk tanaman cabai, model ini berhasil mengenali penyakit dan hama pada tanaman cabai. Presisi yang tinggi terlihat dalam kemampuan model untuk mengidentifikasi lokasi penyakit dan hama secara akurat. Model deteksi objek YOLOv5s berhasil mendeteksi tiga jenis penyakit utama pada tanaman cabai yaitu bercak daun, kekuningan, dan lalat putih. Sebagai bahan deteksi objek, dilakukan pengujian terhadap 5 gambar dan mendapatkan hasil sebagai berikut:



Fig 6. Hasil Deteksi pada Tanaman Cabai

Deteksi Penyakit dan Hama pada Tanaman Cabai Menggunakan YOLOv5 untuk Mempermudah Petani dalam Mendeteksi Penyakit dan Hama pada Tanaman Cabai.

Jumlah Deteksi	Gambar	Status
1	 <p>Cabai-sehat013.jpg.rtf.2567d</p> <p>The image shows a healthy chili plant with several red and green peppers. Multiple red bounding boxes are drawn around the peppers, each labeled with the word "cabai" in white text.</p>	Berhasil terdeteksi
2	 <p>bercak daun.jpg.rtf.5a8269</p> <p>The image is a close-up of green chili leaves showing several small, brown, circular spots (leaf spots). Red bounding boxes are drawn around these spots, each labeled "bercak daun" in white text.</p>	Berhasil terdeteksi
3	 <p>708cabai24.jpg.rtf.ca2d3fd7</p> <p>The image shows a chili plant with some yellowing of the leaves. A yellow bounding box is drawn around a section of the plant, labeled "kekuningan" in black text.</p>	Berhasil terdeteksi

4



Berhasil terdeteksi

5



Berhasil terdeteksi

4. Conclusion

Penelitian ini telah berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi hama dan penyakit pada tanaman cabai menggunakan algoritma YOLOv5. Model yang dikembangkan menunjukkan performa yang cukup baik dalam mendeteksi berbagai jenis gangguan pada tanaman cabai, dengan rata-rata akurasi yang tergolong tinggi. Hasil ini menegaskan potensi besar pemanfaatan teknologi deep learning dalam bidang pertanian presisi, khususnya dalam membantu petani meningkatkan produktivitas dan kualitas hasil panen melalui sistem deteksi otomatis. Meskipun demikian, terdapat beberapa keterbatasan dalam penelitian ini. Salah satunya adalah performa model yang masih rendah pada beberapa kelas tertentu, seperti Daun Keriting dan Kekuningan, yang diduga disebabkan oleh keterbatasan jumlah data pelatihan serta kemiripan visual antar kelas. Selain itu, model belum diuji secara menyeluruh dalam kondisi lingkungan yang sangat bervariasi, seperti pencahayaan ekstrem atau keberadaan objek-objek pengganggu pada latar belakang. Sebagai arah pengembangan di masa depan, salah satu rekomendasi penting adalah integrasi sistem deteksi berbasis YOLOv5 ini dengan teknologi Internet of Things (IoT) untuk pemantauan kondisi tanaman secara real-time. Penggabungan antara visi komputer dan IoT akan memungkinkan sistem deteksi yang lebih responsif dan adaptif. Studi sebelumnya, seperti pada sistem otomatisasi irigasi tetes dan pemantauan pertumbuhan tanaman cabai berbasis IoT dengan Raspberry Pi, menunjukkan bahwa pemantauan dan pengendalian otomatis dapat dilakukan secara efektif. Raspberry Pi, sebagai komputer mini berbasis Linux, berperan penting dalam memproses data dari sensor-sensor lingkungan (seperti kelembapan, pH tanah, dan intensitas cahaya) serta kamera, kemudian mengirimkannya ke server atau aplikasi web untuk visualisasi dan analisis data. Integrasi ini diharapkan dapat mendukung sistem deteksi hama dan penyakit secara menyeluruh, adaptif terhadap kondisi lingkungan, serta mampu memberikan intervensi dini guna meningkatkan efisiensi dan hasil produksi pertanian.

Acknowledgment

Penelitian didukung oleh Universitas Dinamika Bangsa

References

- [1] I. M. D. Pranata, I. W. A. S. Darma, I. M. S. Sandhiyasa, and I. K. A. G. Wiguna, "Strawberry Disease Detection Based on YOLOv8 and K-Fold Cross-Validation," *J. Ilm. Merpati (Menara Penelit. Akad. Teknol. Informasi)*, vol. 11, no. 3, p. 199, 2023, doi: 10.24843/jim.2023.v11.i03.p06.
- [2] N. M. Yasen, S. Rifka, R. Vitria, and Y. Yulindon, "Pemanfaatan Yolo Untuk Deteksi Hama Dan Penyakit Pada Daun Cabai Menggunakan Metode Deep Learning," *Elektron J. Ilm.*, vol. 15, pp. 63–71, 2023, doi: 10.30630/eji.0.0.397.
- [3] R. Samantha and D. Almalik, "肖沉 1, 2, 孙莉 1, 2Δ, 曹杉杉 1, 2, 梁浩 1, 2, 程焱 1, 2非侵袭的陽圧換気療法を行った重症型脊髄性筋萎縮症I型の 1 例," *脳と発達*, vol. 49, no. 2, pp. 141–144, 2017, [Online]. Available: <http://www.tjyybjb.ac.cn/CN/article/downloadArticleFile.do?attachType=PDF&id=9987>
- [4] J. H. Kim, N. Kim, Y. W. Park, and C. S. Won, "Object Detection and Classification Based on YOLO-V5 with Improved Maritime Dataset," *J. Mar. Sci. Eng.*, vol. 10, no. 3, 2022, doi: 10.3390/jmse10030377.
- [5] A. Putra Pranjaya, F. Rizki, R. Kurniawan, and N. K. Daulay, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Padi Berbasis YoloV5 (You Only Look Once)," *Media Online*, vol. 4, no. 6, pp. 3127–3136, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i6.1916.
- [6] "data set", [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/dhenyd/chili-plant-disease>
- [7] J. Zophie and H. H. Triharminto, "Implementasi Algoritma You Only Look Once (YOLO) menggunakan Web Camera untuk Mendeteksi Objek Statis dan Dinamis Implementation of You Only Look Once (YOLO) Algorithm using Web Camera for Static dan Dinamic Object Detection," vol. 1, no. 1, pp. 98–109, 2020.
- [8] R. Khanam and M. Hussain, "What is YOLOv5: A deep look into the internal features of the popular object detector," pp. 3–10, 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2407.20892>
- [9] R. Nurhidayat and K. E. Dewi, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Dan Fitur Ekstraksi N-Gram Dalam Analisis Sentimen Berbasis Aspek," *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 91–100, 2023, doi: 10.34010/komputa.v12i1.9458.
- [10] A. Pertiwi, V. E. Kristianti, I. Jatnita, and A. Daryanto, "Sistem Otomatisasi Drip Irigasi Dan Monitoring Pertumbuhan Tanaman Cabai Berbasis Internet of Things," *Sebatik*, vol. 25, no. 2, pp. 739–747, 2021, doi: 10.46984/sebatik.v25i2.1623

Authors' Profiles



Siti Lutfiah lahir di Jambi, Indonesia. Saat ini sedang menempuh Program Sarjana Teknik Informatika di Universitas Dinamika Bangsa, Indonesia. Dia memiliki fokus penelitian pada machine learning dan software engineering.



Fitriya Musdalifah lahir di Jambi, Indonesia. Saat ini sedang menempuh Program Sarjana Teknik Informatika di Universitas Dinamika Bangsa, Indonesia. Dia memiliki fokus penelitian pada machine learning dan software engineering.



Sherli Khairunisah lahir di Jambi, Indonesia. Saat ini sedang menempuh Program Sarjana Teknik Informatika di Universitas Dinamika Bangsa, Indonesia. Dia memiliki fokus penelitian pada machine learning dan software engineering.