



IMPLEMENTASI ALGORITMA YOLOV8 DALAM DETEKSI TANAMAN HERBAL BERBASIS DEEP LEARNING

Fadli Husein Wattiheluw¹⁾, Lukman Saleh²⁾

^{1,2}Fakultas Teknik Informatika, Institut Teknologi Informasi dan Bisnis Stikom Ambon

Corresponding Author: ¹ fadliwattiheluw1994@gmail.com

Article Info

Article history:

Received: 25/09/2025

Revised: 1/10/2025

Accepted: 10/10/2025

Published: 15/10/2025

Keywords:

YOLOv8, herbal plants, non-herbal plants, image detection, deep learning.

ABSTRACT

Automatic detection of herbal and non-herbal plants is an important challenge in natural resource management and sustainable agriculture, due to visual similarities and morphological variations between plant types. This research aims to develop a real-time herbal and non-herbal plant detection and classification system using the YOLOv8 algorithm, one of the latest deep learning models that excels in detection speed and accuracy. The dataset used consists of 42 plant images, 21 each for herbal and non-herbal classes, which have been manually labeled and processed through the Roboflow platform. The model was trained with several configuration scenarios to obtain optimal performance. The evaluation results showed that the model achieved a mean average precision (mAP) value of 96.6%, precision of 89.3%, and recall of 88.8%. The system is able to detect plant species accurately and efficiently, and can be implemented directly through Roboflow. This research contributes to the application of deep learning technology in the field of smart agriculture in Indonesia

1. INTRODUCTION

Indonesia merupakan negara yang kaya akan keanekaragaman hayati, termasuk berbagai jenis tanaman herbal yang telah lama dimanfaatkan sebagai obat tradisional[1]. Pemanfaatan tanaman herbal sebagai alternatif pengobatan modern terus meningkat seiring kesadaran masyarakat terhadap pengobatan alami yang minim efek samping. Namun, masih banyak masyarakat yang kesulitan dalam mengenali jenis tanaman herbal secara akurat karena keterbatasan pengetahuan dan kemiripan visual dengan tanaman non-herbal. Oleh karena itu, penting untuk mengadakan edukasi dan penyuluhan mengenai identifikasi tanaman herbal yang aman dan tepat agar masyarakat dapat memanfaatkan sumber daya alam ini secara optimal[2].

Seiring Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) khususnya dalam bidang pengolahan citra digital telah membuka peluang besar untuk aplikasi dalam sektor pertanian. Salah satu algoritma deteksi objek yang populer dan efektif adalah You Only Look Once (YOLO) versi 8, yang mampu melakukan deteksi secara real-time dengan tingkat akurasi tinggi[3]. Penerapan algoritma YOLOV8 dalam mendeteksi tanaman herbal memiliki potensi besar mengingat keberadaan tanaman herbal yang sangat penting dalam bidang kesehatan tradisional dan pengobatan alami[4].

Permasalahan utama yang melatarbelakangi penelitian ini adalah minimnya sistem otomatis yang

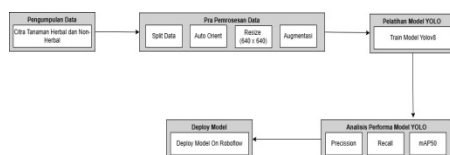
dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan tanaman herbal secara efisien. Identifikasi manual tanaman herbal memerlukan keahlian khusus dan waktu yang cukup lama, sehingga berpotensi menghambat pemanfaatan tanaman herbal secara optimal. Selain itu, variasi bentuk dan warna tanaman herbal yang beragam juga menjadi tantangan dalam proses identifikasi menggunakan metode konvensional[5].

YOLO merupakan suatu algoritma yang telah merevolusi cara deteksian objek dalam analisis citra dan footage. Fokus utamanya untuk melakukan deteksi entitas secara langsung dan dalam waktu nyata dengan tempo yang sangat tinggi[6]. YOLO telah mengalami beberapa versi, di mana setiap versi menunjukkan kecepatan membaca dan mendeteksi gambar dan video yang lebih baik[7]. Salah satu versi terbarunya, YOLOv8, yang dirilis pada tahun 2023, menghadirkan peningkatan signifikan dalam akurasi dan efisiensi melalui berbagai fitur dan optimalisasi baru, menjadikannya pilihan unggul untuk berbagai tugas deteksi objek. Fitur utama dari YOLOv8 adalah "State of the Art" yang dirancang sebagai kerangka kerja fleksibel untuk mendukung seluruh versi YOLO sebelumnya, memungkinkan peningkatan kinerja dan akurasi yang lebih baik dalam berbagai skenario deteksi objek[8], serta memiliki tiga versi arsitektur yang dibedakan berdasarkan ukuran model, nano untuk (YOLOv8-n), small untuk (YOLOv8-s), dan medium untuk (YOLOv8-m)[9].

Dengan mempertimbangkan permasalahan yang ada, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma YOLOv8 dalam deteksi tanaman herbal dan non-herbal, dengan menggunakan versi YOLOv8-l sebagai arsitektur model. Kelas tanaman yang akan dideteksi terdiri dari dua kategori, yaitu Herbal dan Non-Herbal, dengan total 42 citra. Dengan memanfaatkan keunggulan YOLOv8, diharapkan penelitian ini dapat meningkatkan efektivitas identifikasi tanaman herbal secara cepat dan akurat, sehingga berkontribusi dalam upaya peningkatan produktivitas tanaman herbal melalui deteksi dini dan pengenalan tanaman herbal yang lebih optimal. Selain itu, diharapkan penelitian ini berkontribusi pada pengembangan teknologi pertanian berbasis deep learning yang semakin relevan dalam konteks modernisasi sektor pertanian di Indonesia.

2. MATERIALS AND METHODS

Dalam studi ini, penulis bertujuan untuk mendeteksi tanaman herbal dan non-herbal menggunakan Roboflow sebagai pengolah data dan dikombinasikan dengan model YOLOV8 sebagai base model alur untuk sistem deteksi. Pemilihan metode ini didasarkan pada kemampuannya untuk melakukan pendeteksian secara cepat, sekaligus memberikan tingkat akurasi yang tinggi[10]. Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan tahapan tahapan, yang ditunjukkan dalam gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

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

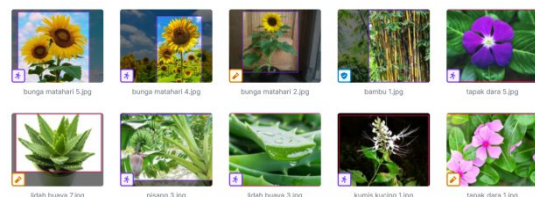
2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan secara manual dengan memanfaatkan layanan pencarian gambar Google sebagai sumber utama. Tujuannya adalah untuk memperoleh citra digital dari dua kategori tanaman, yaitu tanaman herbal dan non-herbal, yang akan digunakan sebagai data latih dan uji coba dalam proses pengolahan citra dan klasifikasi.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dapat diakses melalui tautan berikut: <https://drive.google.com/drive/folders/1De0eBkUj2zOXi6FoYb9aHdwQmDd9SPLN?usp=sharing>

Kategori tanaman herbal yang digunakan dalam penelitian ini mencakup tiga jenis tanaman yang dikenal memiliki manfaat pengobatan, yaitu lidah

buaya (*Aloe vera*), tapak dara (*Hemigraphis alternata*), dan kumis kucing (*Orthosiphon aristatus*). Sementara itu, kategori tanaman non-herbal juga terdiri atas tiga jenis tanaman, yaitu bunga matahari (*Helianthus annuus*), bambu (*Bambusoideae*), dan pisang (*Musa paradisiaca*), yang tidak memiliki karakteristik herbal atau tidak umum digunakan sebagai tanaman obat secara tradisional. Untuk setiap jenis tanaman, dikumpulkan sebanyak 7 gambar dengan kualitas visual yang baik dan resolusi yang memadai. Pemilihan gambar didasarkan pada beberapa kriteria, seperti ketajaman objek, keberagaman latar belakang, pencahayaan, dan variasi sudut pandang untuk mendukung model dalam mengenali berbagai kemungkinan kondisi gambar di dunia nyata. Secara keseluruhan, diperoleh 42 gambar tanaman, yang terdiri dari 21 gambar tanaman herbal dan 21 gambar tanaman non-herbal. Seluruh data kemudian disimpan dan dikelompokkan berdasarkan kelasnya masing-masing sebelum memasuki tahap pelabelan dan pelatihan model deteksi objek.



Gambar 2. Pengumpulan dataset

2.2 Pra Pemrosesan Data

Setelah data gambar dikumpulkan, tahap selanjutnya adalah pra-pemrosesan data. Proses ini bertujuan untuk menyiapkan data agar dapat digunakan secara optimal oleh model deteksi objek. Dalam penelitian ini, proses pra-pemrosesan dilakukan menggunakan platform Roboflow.

Gambar-gambar yang telah dikumpulkan diunggah ke Roboflow dan diklasifikasikan ke dalam dua kelas, yaitu herbal dan non-herbal. Setiap gambar kemudian melalui proses anotasi, yaitu memberi label pada area objek tanaman sesuai dengan kelasnya. Roboflow menyediakan antarmuka yang memudahkan pengguna melakukan anotasi secara manual. Setelah anotasi selesai, Roboflow juga digunakan untuk melakukan augmentasi data secara otomatis, seperti rotasi, pemotongan (cropping), flipping, dan penyesuaian ukuran gambar. Salah satu teknik yang digunakan adalah Auto-Orient, yang berguna untuk menyamakan arah tampilan gambar dalam dataset agar konsisten. Selain itu, informasi EXIF dari gambar dihapus agar tidak mengganggu proses pelatihan model [12]. Agar ukuran gambar seragam, semua citra diubah menjadi 640 x 640 piksel. Proses ini membantu mempercepat pelatihan dan memastikan input gambar sesuai dengan standar model YOLOv8[12]. Dengan adanya augmentasi, variasi data menjadi lebih banyak, sehingga model lebih tahan terhadap kondisi nyata yang beragam.

Selanjutnya, dataset yang telah diproses diekspor ke dalam format yang kompatibel dengan YOLOv8, yang terdiri dari file gambar dan file label dalam format teks berisi informasi kelas dan koordinat bounding box. Setelah diekspor, dataset dibagi secara otomatis menjadi tiga bagian, yaitu training set sebanyak 66 gambar (84%), validation set sebanyak 7 gambar (9%), dan testing set sebanyak 6 gambar (8%). Pembagian ini penting untuk memastikan bahwa proses pelatihan, evaluasi, dan pengujian model dilakukan secara adil dan menyeluruh.

2.3 Pelatihan Model Yolo

Model YOLOv8 yang digunakan dalam penelitian ini merupakan varian YOLOv8l (large), yaitu versi ukuran model besar, kecepatan agak lambat dan akurasi (mAP) lebih tinggi, cocok untuk komputer dengan GPU cukup. Pelatihan model dilakukan menggunakan dataset yang telah diproses di Roboflow, dengan parameter seperti learning rate, jumlah epoch, dan batch size yang disesuaikan secara iteratif.

Selain itu, model juga dilatih dengan fitur auto-learning augmentation dari Roboflow, yang membantu model belajar dari variasi gambar secara lebih luas [10]. Hasil pelatihan mencakup model terlatih dalam format .pt yang kemudian digunakan untuk proses inferensi pada data uji.

2.4 Analisis Performa Yolo

Tahap analisis dilakukan untuk mengetahui hasil dan tingkat akurasi algoritma YOLOv8 dalam mendeteksi citra tanaman herbal dan non-herbal. Analisis performa model dilakukan menggunakan 3 metrik utama, yaitu:

a. Precision

Mengukur rasio antara true positive dan seluruh prediksi positif, mencerminkan seberapa tepat model dalam mengklasifikasikan objek [11].

b. Recall

Menunjukkan seberapa banyak objek yang benar-benar ada berhasil dikenali oleh model [11].

c. mAP (mean Average Precision)

Digunakan untuk mengukur akurasi keseluruhan model dalam berbagai ambang IoU (Intersection over Union), terutama mAP@0.5 dan mAP@[0.5:0.95] [9].

2.5 Deploy

Proses deployment model ke platform Roboflow menjadi tahap penting dalam penelitian ini, karena Roboflow berfungsi sebagai wadah efisien untuk mengelola dan mendistribusikan model. Platform ini

tidak hanya menyediakan antarmuka intuitif yang memudahkan pengguna dalam mengunggah dan mengonfigurasi model, tetapi juga menawarkan alat analisis yang mendalam. Roboflow tidak hanya menyediakan antarmuka intuitif yang memudahkan pengguna dalam melakukan upload dan mengkonfigurasi model, tetapi juga menawarkan alat analisis yang mendalam[12]. Alat ini memungkinkan pengguna untuk melakukan evaluasi kinerja model dengan menggunakan metrik yang beragam, sehingga dapat dilakukan penyesuaian yang diperlukan. Integrasi dengan API Roboflow memudahkan pengambilan dataset dan hasil prediksi, sehingga mendukung pengembangan aplikasi yang lebih kompleks yang memanfaatkan kemampuan deteksi objek dari model yang telah dideploy.

3. RESULTS AND DISCUSSION

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

3.1 Hasil Pengumpulan Data

Pada proses pengumpulan data, gambar tanaman diperoleh secara manual dengan memanfaatkan pencarian gambar melalui Google. Setelah dikumpulkan, gambar-gambar tersebut dibagi menjadi dua kelompok, yaitu tanaman herbal dan tanaman non-herbal. Setiap kelompok terdiri dari 3 jenis tanaman, dan masing-masing jenis memiliki 7 gambar, sehingga total gambar yang dikumpulkan adalah 42 gambar, dengan 21 gambar tanaman herbal dan 21 gambar tanaman non-herbal.

Data yang telah dikumpulkan kemudian disiapkan untuk tahap pelabelan dan pelatihan model klasifikasi. Diharapkan, dengan data ini, model mampu membedakan antara tanaman herbal dan non-herbal secara tepat. Tabel 1 berikut menyajikan visualisasi dari contoh citra tanaman herbal dan non-herbal beserta nama tanaman yang digunakan dan jumlah citra per kelas.

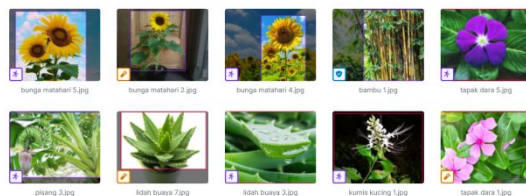
Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data

Citra	Jenis Tanaman	Nama tanaman	Jumlah Kelas
	Herbal	Kumis kucing	7

	Herbal	Lidah buaya	7
	Herbal	Tapak dara	7
	Non-Herbal	Bambu	7
	Non-Herbal	Bunga matahari	7
	Non-Herbal	Pisang	7
Total			42

3.2 Hasil Pra-pemrosesan Data

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



Gambar 3. Hasil Anotasi Citra Tanaman Herbal dan Non-Herbal

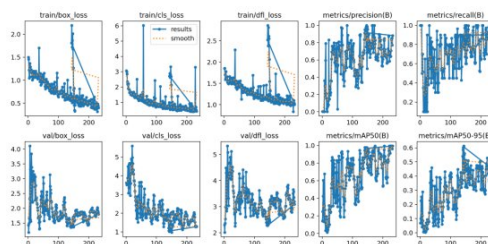
Setelah itu, semua gambar diubah ukurannya menjadi 640x640 piksel. Ukuran ini dipilih karena sesuai dengan standar input model YOLOv8. Gambar akan ditarik atau dipadatkan agar pas dalam ukuran tersebut, meskipun bentuk aslinya bisa sedikit berubah. Untuk memperkaya data, dilakukan juga proses augmentasi atau penambahan variasi gambar. Caranya adalah dengan membalik gambar ke kiri-kanan dan atas-bawah (flip horizontal dan vertikal). Teknik augmentasi membuat model lebih terbiasa mengenali objek dari berbagai arah. Gambar 4 menyajikan perbandingan antara citra asli dan hasil setelah augmentasi pada tahap preprocessing.



Gambar 4. Hasil Perbandingan Citra Sebelum dan Sesudah Augmentasi

3.3 Hasil Pelatihan Model

Pada tahap ini, peneliti akan membangun dan melatih model deteksi menggunakan algoritma YOLOv8 dengan dataset yang telah disiapkan. Proses ini mencakup pemilihan parameter model, inisialisasi bobot, dan iterasi pelatihan untuk mengoptimalkan kinerja model.



Gambar 5. Diagram Matriks Hasil Pelatihan Model YOLOv8

Berdasarkan grafik loss, terlihat bahwa nilai **train box_loss**, **cls_loss**, dan **dfl_loss** mengalami

penurunan secara bertahap seiring bertambahnya jumlah epoch. Pola penurunan ini juga terlihat pada data validasi, yaitu pada **val box_loss**, **val cls_loss**, dan **val dfl_loss**. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola data dengan baik tanpa mengalami overfitting yang signifikan.

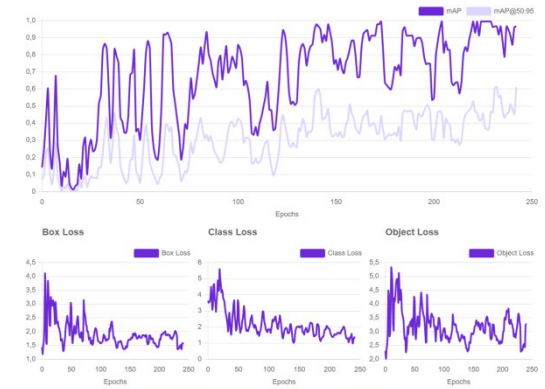
Pada grafik metrik evaluasi, nilai **precision** dan **recall** meningkat secara konsisten dan mendekati nilai maksimum, yaitu 1. Nilai precision yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan objek dengan tepat, sedangkan nilai recall yang tinggi menandakan kemampuan model dalam mengenali sebagian besar objek yang relevan dalam data uji.

Selanjutnya, nilai mean Average Precision (mAP) pada ambang IoU 0.5 (mAP50) dan rentang 0.5 hingga 0.95 (mAP50-95) juga mengalami peningkatan yang stabil. Nilai mAP50 yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model memiliki performa deteksi yang baik, sedangkan mAP50-95 yang cukup tinggi mengindikasikan bahwa model tetap akurat meskipun diuji pada berbagai tingkat kesulitan.

Secara keseluruhan, hasil pelatihan menunjukkan bahwa model YOLOv8 yang digunakan mampu melakukan klasifikasi dan deteksi objek tanaman dengan akurasi yang baik. Kinerja model yang ditunjukkan melalui penurunan nilai loss dan peningkatan metrik evaluasi membuktikan bahwa pendekatan ini dapat diterapkan dalam sistem klasifikasi otomatis tanaman herbal dan non-herbal.

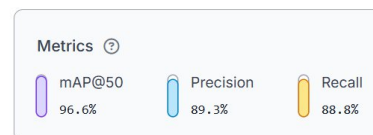
3.4 Evaluasi dan Analisis

Model YOLOv8 yang digunakan dalam penelitian ini telah dilatih untuk mengenali tanaman herbal dan non-herbal. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan 250 epoch. Berdasarkan hasil pelatihan, model menunjukkan peningkatan performa yang cukup baik. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6, nilai mAP dan mAP@50:95 terus meningkat seiring bertambahnya jumlah epoch. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan model dalam mengenali objek meningkat dari waktu ke waktu. Selain itu, nilai box loss, class loss, dan object loss cenderung menurun, yang berarti kesalahan prediksi model semakin kecil.



Gambar 6. Grafik pelatihan model YOLOv8 yang menunjukkan perkembangan nilai mAP dan penurunan loss seiring bertambahnya epoch.

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji yang telah disiapkan. Berdasarkan hasil pengujian, model menghasilkan nilai mAP@50 sebesar 96,6%, Precision sebesar 89,3%, dan Recall sebesar 88,8%. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang tinggi dalam membedakan antara gambar tanaman herbal dan non-herbal, dengan kemampuan mendeteksi dan mengklasifikasikan objek yang cukup baik dan konsisten.

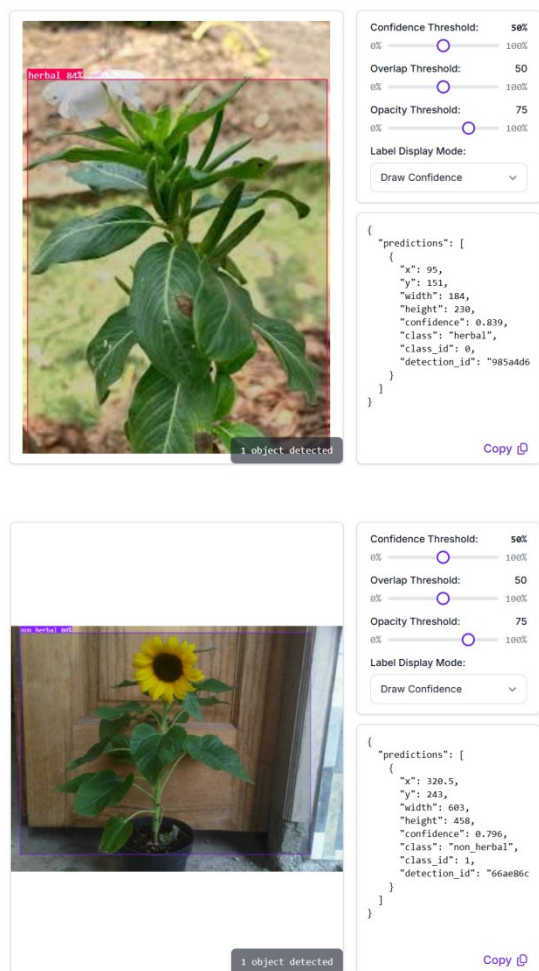


Gambar 7. Hasil evaluasi model pada data uji yang menunjukkan nilai mAP@50, Precision, dan Recall.

Dengan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model YOLOv8 yang dilatih dapat diandalkan untuk mengklasifikasikan gambar tanaman herbal dan non-herbal secara otomatis dan akurat.

3.5 Deploy

Model terbaik yang dihasilkan dari penelitian ini diimplementasikan menggunakan platform Roboflow untuk mendeteksi tanaman herbal dan non-herbal. Gambar 8 menggambarkan kemampuan model dalam mengidentifikasi jenis tanaman secara akurat, yang berperan penting dalam mendukung mengidentifikasi jenis tanaman melalui deteksi yang lebih efisien dan tepat.



Gambar 8. Hasil Deteksi di Roboflow

4. CONCLUSION

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi otomatis untuk membedakan tanaman herbal dan non-herbal menggunakan algoritma YOLOv8. Dataset yang digunakan terdiri dari 42 citra tanaman, yang telah dilabeli secara manual dan diproses melalui platform Roboflow. Model dilatih dengan konfigurasi yang dioptimalkan dan dievaluasi secara menyeluruh. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu memberikan performa deteksi yang sangat baik, dengan nilai mAP sebesar 96,6%, precision sebesar 89,3%, dan recall sebesar 88,8%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model dapat mendeteksi dan membedakan jenis tanaman dengan tingkat akurasi yang tinggi dan dapat bekerja secara real-time.

Dengan kemampuan tersebut, sistem ini dapat digunakan sebagai alat bantu dalam identifikasi tanaman di bidang pertanian dan pengelolaan tanaman obat secara lebih efisien. Penelitian ini juga menunjukkan potensi penggunaan teknologi deep learning dalam mendukung pertanian berbasis digital di Indonesia.

REFERENCES

- [1] Arisanti, Y.Y., 2021. Mengenali Jenis Tanaman Obat Berbasis Pola Citra Daun dengan Algoritma K-Nearest Neighbors. *Jurnal Ilmu Komputer dan Aplikasi (JINACS)*, 3(2), pp.95–103. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v3n02.p95-103>.
- [2] Pinel, A.T.D. et al., 2023. Literasi Penggunaan Obat Herbal yang Aman dan Tepat di Bonto Perak Kabupaten Pangkep. *Jurnal Pengabdian Masyarakat Yayasan Insan Cendekia*, 2(2). <https://doi.org/10.59060/jpm.v2i2.310>.
- [3] Golfantara, M.F., 2024. Penggunaan Algoritma YOLOv8 untuk Identifikasi Rempah-Rempah. *Jurnal Teknologi dan Teknik*, 12(3S1). <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v12i3S1.5211>.
- [4] Siahaan, R.D. et al., 2024. Enhancing Real-time Herbal Plant Detection in Agricultural Environments with YOLOv8. *Jurnal Sistem Informasi*, 6(4). <https://doi.org/10.51519/journalisi.v6i4.889>.
- [5] Radzi, R. et al., 2022. Machine Learning Algorithms for Herbs Recognition Based on Physical Properties. In: *Machine Learning Applications in Data Analysis*. 1st ed. pp.12–23. <https://doi.org/10.36647/MLAIDA/2022.12.B1.Ch004>.
- [6] Zophie, J. & Triharminto, H.H., 2023. Implementasi Algoritma You Only Look Once (YOLO) Menggunakan Web Camera untuk Mendeteksi Objek Statis dan Dinamis. *Jurnal Pengembangan Bisnis*, 1(1). <https://doi.org/10.62828/jpb.v1i1.50>.
- [7] Komputa, 2023. Pelacakan Objek Menggunakan Algoritma YOLOv8 untuk Menghitung Kendaraan. *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 12(2), pp.91–99. <https://doi.org/10.34010/komputa.v12i2.10654>.
- [8] Astiadewi, E. et al., 2025. Algoritma YOLOv8 untuk Meningkatkan Analisa Gambar dalam Mendeteksi Jerawat. *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (Jinteks)*, 7(1), pp.346–353. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v7i1.5432>.
- [9] Prasetya, I.A. et al., 2024. Klasifikasi Kualitas Buah Jeruk Menggunakan Computer Vision dengan Arsitektur YOLOv8. *Jurnal Pendidikan Informatika dan Sains*, 13(2), pp.187–201. <https://doi.org/10.31571/saintek.v13i2.8346>.
- [10] Azhari, M.F., 2024. Deteksi & Kuantifikasi Trikomatipe Glandular (Bulbose) pada Citra Daun Tanaman Kentang Menggunakan Deep Learning. *Universitas Islam Indonesia*. <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/54341>.

[11] Putra, R., Maimunah, M. & Sasongko, D., 2024. Implementasi Algoritma YOLOv8 (You Only Look Once) dalam Deteksi Penyakit Daun Durian. Gedung Informatika, Teknologi dan Sains (BITS), 6(3), pp.1517–1526.
<https://doi.org/10.47065/bits.v6i3.6136>.

[12] Poerwandono, E. & Barronzoeputra, G.Q., 2024. Implementasi Algoritma You Only Look Once (YOLOv8) untuk Mendeteksi Pelanggaran Lalu Lintas berupa Tidak Menggunakan Helm (Studi Kasus di Jatiasih, Bekasi). Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi, 5(3), pp.3237–3247.
<https://doi.org/10.35870/jimik.v5i3.1017>.