

PENGEMBANGAN PLATFORM DIGITAL DETEKSI GULMA PADA LAHAN PERTANIAN BERBASIS YOLOV5 MENGGUNAKAN CITRA

Marsujitullah¹⁾, Klemens A Rahangmetan²⁾, Chusnul Chotimah³⁾

^{1,3)}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik – Universitas Musamus

²⁾Program Studi Teknik Mesin, Fakultas Teknik – Universitas Musamus

Alamat e-mail marsujitullah@unmus.ac.id

Abstrak

Gulma merupakan salah satu penyebab menurunnya produktivitas pertanian karena bersaing dengan tanaman budidaya dalam memperoleh unsur hara, air, dan cahaya. Identifikasi gulma secara manual dinilai kurang efisien dan rentan terhadap kesalahan. Penelitian ini bertujuan membangun sistem deteksi gulma pada lahan pertanian menggunakan algoritma YOLOv5 berbasis pengolahan citra digital. Metode yang digunakan yakni secara turun lapangan, observasi, hingga menggunakan metode waterfall, yang juga didukung dengan metode UAT dan Black Box dalam validasi hasil. Dataset diperoleh melalui citra satelit dan juga citra drone, yang juga divalidasi menggunakan data pada roboflow. Pada pelaksanaannya, citra yang sudah diperoleh kemudian dilatih menggunakan Google Colab dengan dukungan GPU dan diuji pada lingkungan lokal menggunakan algoritma Deep Learning. Dataset pada citra tersebut dibagi dalam berbagai tahapan, baik data latih maupun data uji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi gulma secara otomatis dengan menampilkan bounding box pada objek yang teridentifikasi mencapai akurasi 90%. Sistem ini dapat membantu meningkatkan efisiensi dan akurasi pemantauan lahan pertanian, khususnya pada pemantauan perkembangan gulma yang menjadi gangguan pada lahan pertanian.

Kata Kunci: Gulma, Pengolahan Citra Digital, YOLOv5, Deep Learning

Abstract

Weeds are one of the causes of declining agricultural productivity because they compete with cultivated plants for nutrients, air, and light. Manual weed identification is considered inefficient and prone to errors. This study aims to develop a weed detection system on agricultural land using the YOLOv5 algorithm based on digital image processing. The methods used include fieldwork, observation, and the waterfall method, supported by UAT and Black Box methods for validation. The dataset was obtained through satellite and drone imagery, which was also validated using data from Roboflow. The acquired images were then drilled using Google Colab with GPU support and tested in a local environment using a Deep Learning algorithm. The dataset in the imagery was divided into several stages, including training and test data. The results showed that the system was able to automatically detect weeds by displaying bounding boxes on identified objects. achieve 90% accuracy This system can help improve the efficiency and accuracy of agricultural land monitoring, particularly in controlling the development of weeds that disrupt agricultural land.

Keywords: Weeds, Digital Image Processing, YOLOv5, Deep Learning

PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai negara agraris yang sebagian besar penduduknya bergantung pada sektor pertanian sebagai sumber mata pencaharian. Keberhasilan sektor pertanian sangat ditentukan oleh kemampuan petani dalam mengelola lahan secara efektif, termasuk dalam mengendalikan gulma. Gulma merupakan tanaman pengganggu yang

tumbuh bersamaan dengan tanaman budidaya dan dapat menurunkan hasil panen secara signifikan apabila tidak dikendalikan dengan baik [1] [2].

Keberadaan gulma menyebabkan persaingan dalam memperoleh unsur hara, air, dan cahaya, sehingga pertumbuhan tanaman utama menjadi terhambat. Selain itu, gulma juga dapat menjadi inang bagi hama dan

penyakit tanaman. Oleh karena itu, proses identifikasi dan pengendalian gulma merupakan tahap penting dalam kegiatan budidaya pertanian [3] [4].

Pada praktiknya, identifikasi gulma di lapangan masih banyak dilakukan secara manual oleh petani atau tenaga ahli. Metode ini dinilai kurang efisien karena membutuhkan waktu dan tenaga yang besar, serta sangat bergantung pada pengalaman pengamat. Kesalahan identifikasi dapat menyebabkan penggunaan herbisida yang tidak tepat sasaran dan berdampak negatif terhadap lingkungan [5].

Perkembangan teknologi informasi dan kecerdasan buatan memberikan peluang besar untuk mengatasi permasalahan tersebut. Pengolahan citra digital dan computer vision memungkinkan objek pada citra pertanian diidentifikasi secara otomatis. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah deep learning, khususnya metode deteksi objek berbasis Convolutional Neural Network (CNN) [6] [7].

Algoritma You Only Look Once (YOLO) merupakan metode deteksi objek yang mampu melakukan proses deteksi secara real-time dengan akurasi tinggi [8] [9]. YOLOv5 sebagai versi pengembangan memiliki keunggulan dari sisi kecepatan inferensi, ukuran model yang relatif ringan, serta fleksibilitas implementasi menggunakan framework PyTorch [10]. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan YOLOv5 untuk membangun sistem deteksi gulma pada lahan pertanian.

Untuk itu, penelitian ini bertujuan agar pemangku kepentingan pada bidang pertanian dapat terbantu dengan mengetahui keberadaan gulma pada lahan pertanian, hanya dengan pemantaun melalui citra digital

yang didukung dengan sistem aplikasi yang ada.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode eksperimental dengan pendekatan pengolahan citra digital berbasis deep learning. Tahapan penelitian disusun secara sistematis untuk memastikan sistem yang dikembangkan memiliki kinerja optimal.

1. Identifikasi Masalah dan Studi Literatur

Tahap awal penelitian adalah mengidentifikasi permasalahan yang terjadi di lapangan terkait pengendalian gulma. Selanjutnya dilakukan studi literatur dari berbagai jurnal ilmiah yang membahas deteksi gulma, pengolahan citra digital, serta penerapan algoritma YOLO dan deep learning di bidang pertanian [11][12][13].

2. Pengumpulan dan Persiapan Dataset

Dataset citra gulma diperoleh melalui platform Roboflow yang menyediakan dataset siap anotasi untuk keperluan computer vision [14]. Dataset tersebut kemudian disesuaikan dengan kebutuhan penelitian melalui proses anotasi ulang dan pembagian data menjadi data latih dan data uji.

3. Pra-pemrosesan dan Augmentasi Data

Untuk meningkatkan performa model, dilakukan pra-pemrosesan dan augmentasi data. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi rotasi, flipping, perubahan kontras, dan pencahayaan. Augmentasi data bertujuan untuk meningkatkan variasi data latih sehingga model menjadi lebih robust terhadap kondisi lingkungan yang beragam [9].

4. Pelatihan Model YOLOv5

Pelatihan model dilakukan menggunakan Google Colab dengan dukungan GPU. Arsitektur YOLOv5 digunakan karena memiliki keseimbangan antara kecepatan dan akurasi. Proses pelatihan dilakukan hingga nilai loss menunjukkan konvergensi dan performa model mencapai kondisi optimal [15].

5. Pengujian dan Evaluasi Sistem

Model terbaik hasil pelatihan diuji pada lingkungan lokal menggunakan Anaconda. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan mengamati hasil deteksi serta mengacu pada metrik evaluasi seperti precision, recall, dan mean Average Precision (mAP) [14].

Tabel 1. Spesifikasi Dataset Citra Gulma

Komponen	Keterangan
Sumber Dataset	Roboflow
Jenis Data	Citra digital gulma dan tanaman budidaya
Format Data	JPG/PNG
Resolusi Citra	Bervariasi
Jumlah Kelas	Gulma dan tanaman
Teknik Anotasi	Bounding box
Pembagian Data	Data latih dan data uji
Augmentasi Data	Rotasi, flipping, perubahan kontras

Tabel 2. Tahapan Metode Penelitian

No	Tahapan	Deskripsi
1	Identifikasi masalah	Permasalahan gulma di lahan pertanian
2	Studi literatur	Kajian jurnal terkait YOLO dan deteksi gulma
3	Pengumpulan dataset	Dataset dari Roboflow
4	Pra-pemrosesan	Anotasi dan augmentasi citra
5	Pelatihan model	Pelatihan YOLOv5
6	Pengujian	Uji hasil deteksi
7	Evaluasi	Analisis kinerja model

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa algoritma YOLOv5 mampu mendeteksi objek gulma pada citra lahan pertanian secara otomatis dengan tingkat ketepatan yang baik. Sistem berhasil menampilkan bounding box pada objek gulma yang teridentifikasi, baik pada kondisi citra dengan pencahayaan normal maupun pada latar belakang yang kompleks. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa pendekatan deteksi objek berbasis deep learning efektif diterapkan dalam pengolahan citra pertanian, khususnya untuk mengatasi keterbatasan metode identifikasi manual yang memerlukan waktu dan ketelitian tinggi dari pengamat manusia [16].

Proses pelatihan model yang dilakukan menggunakan dataset hasil anotasi dan augmentasi memberikan pengaruh signifikan terhadap performa sistem. Teknik augmentasi seperti rotasi, flipping, dan perubahan kontras terbukti membantu model dalam mengenali pola visual gulma pada berbagai kondisi lingkungan. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa kualitas dan keragaman dataset memiliki peran penting dalam meningkatkan kemampuan generalisasi model deep learning pada sistem deteksi objek [17]. Selain itu, pemanfaatan platform Roboflow dalam pengelolaan dataset mempermudah proses anotasi dan mempercepat tahapan persiapan data sebelum pelatihan model [5].

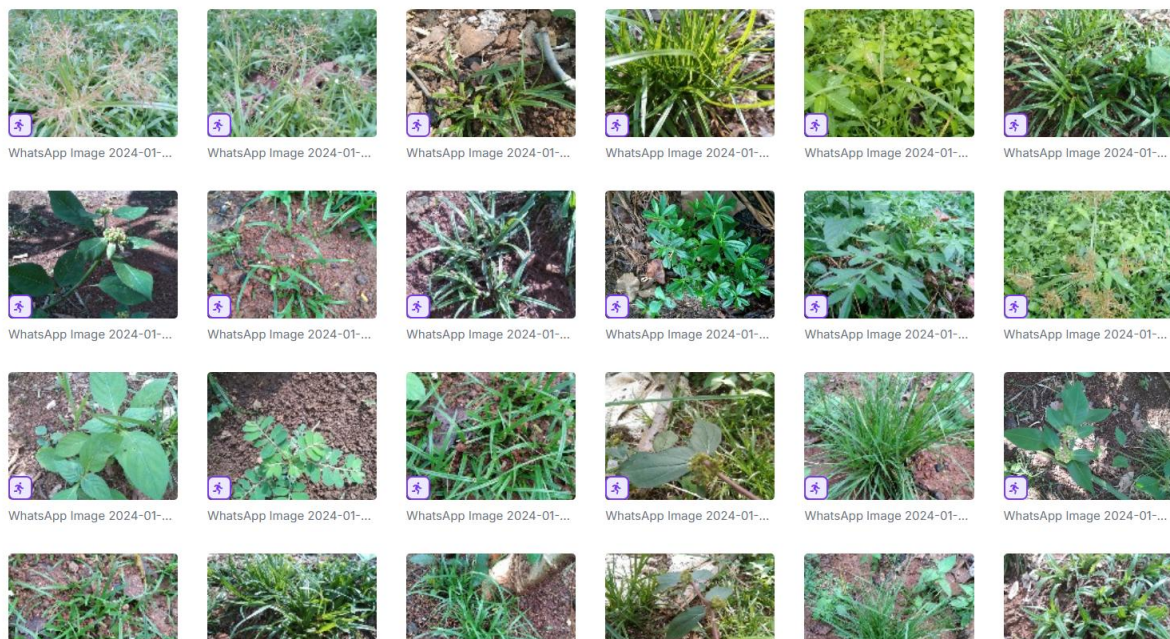
Dari sisi kinerja algoritma, YOLOv5 menunjukkan keunggulan dalam hal kecepatan inferensi dan efisiensi komputasi dibandingkan metode deteksi objek konvensional. Arsitektur single-stage detector yang digunakan memungkinkan proses deteksi dilakukan dalam satu kali pemrosesan, sehingga sistem dapat bekerja secara real-time. Temuan ini sejalan dengan

hasil penelitian Redmon et al. serta Jocher et al. yang menyatakan bahwa keluarga algoritma YOLO dirancang untuk memberikan keseimbangan optimal antara kecepatan dan akurasi dalam deteksi objek [6][7]. Dengan karakteristik tersebut, YOLOv5 dinilai sangat sesuai untuk dikembangkan lebih lanjut pada sistem pemantauan lahan pertanian berbasis perangkat lapangan.

Meskipun sistem menunjukkan performa yang baik, hasil pengujian juga mengungkap beberapa keterbatasan. Kesalahan deteksi masih terjadi pada kondisi pencahayaan rendah atau ketika terdapat kemiripan visual antara gulma dan tanaman budidaya. Kondisi ini menunjukkan bahwa sistem masih memerlukan peningkatan dari sisi kualitas dataset dan optimasi model. Hal ini sejalan dengan beberapa penelitian yang

menyebutkan bahwa tantangan utama dalam deteksi gulma adalah kompleksitas lingkungan lapangan dan variasi morfologi tanaman [4][8][15]. Oleh karena itu, pengembangan lanjutan dengan dataset yang lebih beragam serta integrasi sistem dengan pendekatan pertanian presisi sangat disarankan untuk meningkatkan keandalan sistem.

Keberhasilan sistem dalam mendeteksi gulma menunjukkan bahwa algoritma YOLOv5 efektif digunakan dalam pengolahan citra pertanian. Keunggulan YOLOv5 dalam kecepatan inferensi memungkinkan sistem bekerja secara real-time, sehingga cocok diterapkan untuk pemantauan lahan. Selain itu, penggunaan dataset yang telah dianotasi dengan baik berperan penting dalam meningkatkan akurasi deteksi.



Gambar 1. Pengumpulan dan Persiapan Dataset



Gambar 2. Penerapan Output

Berdasarkan hasil penelitian terkini, YOLOv5 menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam deteksi gulma secara kuantitatif, sering kali mencapai tingkat akurasi tinggi (mAP) 90% dengan kecepatan pemrosesan real-time. YOLOv5s (small) sering dipilih untuk deteksi lapangan karena keseimbangan antara akurasi dan kecepatan (inference time).

Hal itu sejalan dengan data kuantitatif performa YOLOv5 dalam deteksi gulma yang terdiri dari metrik akurasi, kecepatan dan efisiensi, hingga faktor pengaruh lainnya.

Metrik Akurasi Utama (Performa Model)

Mean Average Precision (mAP@0.5): pada penelitian ini berkisar antara 86,4% hingga 96,2% pada berbagai dataset.

Precision: Mencapai 80,7% hingga 97%, menunjukkan kemampuan model untuk meminimalkan deteksi tanaman budidaya sebagai gulma (false positive).

Recall: Berkisar 81,1% - 91%, menunjukkan kemampuan model untuk menemukan sebagian besar gulma yang ada (mengurangi false negative).

F1-Score: F1-score yang dihasilkan hingga 93%

Kecepatan dan Efisiensi (Inference Time)

Real-time Detection: YOLOv5s mampu beroperasi pada kecepatan tinggi, seringkali lebih dari 30-40 FPS (frames per second), bahkan pada perangkat embedded seperti Jetson Nano.

Optimasi: Penggunaan model YOLOv5s (small) atau modifikasi ringan (seperti mengganti backbone ke FasterNet) dapat mengurangi parameter model hingga 34,5% dan GFLOPs

hingga 39,4%, menjadikannya sangat efisien untuk alat penyemprot gulma otomatis.

Faktor Pengaruh Data Kuantitatif

Ukuran Dataset: Pelatihan dengan dataset berukuran 1000-2000+ gambar berlabel (bounding box) memberikan hasil terbaik.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma YOLOv5 dalam sistem deteksi gulma pada lahan pertanian berbasis pengolahan citra digital berhasil diimplementasikan dengan baik dan menunjukkan performa yang menjanjikan. Sistem yang dikembangkan mampu melakukan deteksi gulma secara otomatis dengan menampilkan bounding box pada objek yang teridentifikasi, sehingga mempermudah proses pemantauan kondisi lahan pertanian secara visual dan sistematis. Pemanfaatan metode deep learning dalam penelitian ini terbukti efektif dalam mengatasi keterbatasan metode identifikasi gulma secara manual yang selama ini masih banyak digunakan. Algoritma YOLOv5 dipilih karena memiliki keunggulan dalam hal kecepatan inferensi, akurasi deteksi, serta efisiensi komputasi dibandingkan dengan metode deteksi objek konvensional. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa sistem deteksi gulma berbasis YOLOv5 memiliki potensi besar untuk diterapkan sebagai alat bantu pemantauan lahan pertanian, dengan akurasi mencapai 90%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Julyani, "Pemanfaatan Pengolahan Citra untuk Deteksi dan Identifikasi Hama pada Tanaman Secara Otomatis," *Jurnal Ilmiah*, vol. 7, no. 5, pp. 3518–3525, 2025.
- [2] L. S. Riva, "Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Algoritma YOLOv5 dengan Variasi Pembagian Data," *Jurnal Informatika*, vol. 8, no. 3, pp. 248–254, 2023.
- [3] J. Tahsinia, O. Arifudin, dan T. Ibrahim, "Pengembangan Sistem Informasi Manajemen dalam Dunia Pendidikan," *Jurnal Pendidikan*, vol. 5, no. 6, pp. 966–977, 2024.
- [4] W. U. Harahap dan W. Fadhillah, "Identification of Weed Phenological Changes After Spraying Various Types and Dosages of Active Herbicide," *Journal of Agrotechnology*, vol. 25, no. 2, pp. 116–121, 2022.
- [5] N. Sujana, M. M. Mutoffar, dan A. A. Haryanto, "Pemanfaatan Roboflow untuk Deteksi Objek Berbasis Computer Vision," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 115–124, 2024.
- [6] J. Redmon et al., "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 779–788, 2016.
- [7] A. Kamilaris dan F. X. Prenafeta-Boldú, "Deep Learning in Agriculture: A Survey," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 147, pp. 70–90, 2022.
- [8] M. Hasan et al., "Weed Detection Using Deep Learning Techniques: A Review," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 102345–102360, 2022.
- [9] R. Mohanty, D. Hughes, dan M. Salathé, "Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection," *Frontiers in Plant Science*, vol. 10, pp. 1–10, 2020.
- [10] T. Lin et al., "Microsoft COCO: Common Objects in Context," *European Conference on Computer Vision*, pp. 740–755, 2014.
- [11] A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, dan H. Y. M. Liao, "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection," *arXiv preprint arXiv:2004.10934*, 2020.
- [12] M. Everingham et al., "The Pascal Visual Object Classes Challenge," *International Journal of Computer Vision*, vol. 88, no. 2, pp. 303–338, 2019.
- [13] P. P. Singh dan R. Singh, "Precision Agriculture Using Machine Learning and Computer Vision," *International Journal of Agricultural Engineering*, vol. 12, no. 1, pp. 45–55, 2023.
- [14] M. Marsujitullah, D. A. Kaligis, and F. X. Manggau, "Health Analysis of Rice Plants Based on the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) Value in Image of Unmanned Aircraft (Case Study of Merauke - Papua Selatan)," *etj*, vol. 8, no. 2, pp. 1986–1991, Feb. 2023.
- [15] Saliki, Marsujitullah, and Suyadi, "Land Contour Identification Study in Rice Field Areas in Merauke: Geospatial Approach," *etj*, vol. 10, no. 6, pp. 5487–5493, Jun. 2025.
- [16] Saliki, Marsujitullah, and Suyadi, "Spatial Data Handling System in The Nasai Village Area, South Papua," *etj*, vol. 9, no. 6, pp. 4211–4216, Jun. 2024.
- [17] Saliki, Marsujitullah, and Suyadi, "Utilization of Public Space in Market Area Wamanggu Case Study Merauke," *etj*, vol. 9, no. 12, pp. 5600–5605, Dec. 2024.