

Analysis comparison effect of image capture speed on rice pest detection using yolov 5 and yolov 7

Rahmanda Aldio Reza¹, Andik Bintoro², Teuku Multazam³, Arnawan Hasibuan⁴, Badriana⁵

^{1,3}Department of Electrical Engineering, Malikussaleh University, Indonesia

²Department of Electrical Engineering and Computer, Syiah Kuala University, Indonesia

*Corresponding Author: rahmanda.2101500094@mhs.unimal.ac.id

ABSTRACT

Pest attacks are one of the main causes of declining rice production in Indonesia. To address this issue, this study examines the use of artificial intelligence-based object detection algorithms, namely YOLOv5 and YOLOv7, in a rice pest monitoring system using drones. The main focus of this study is to assess the effect of image capture speed on pest detection results, as well as to compare the performance of the two algorithms in various aspects, such as detection accuracy, speed, and effectiveness in identifying two main types of pests, namely rice stem borers and planthoppers. The applied methodology includes collecting visual datasets from the field, object annotation using Roboflow, training and testing models using the Anaconda Prompt platform, and analyzing the detected images in binary and grayscale forms using MATLAB. Performance evaluation is carried out using Intersection over Union (IoU), mean IoU (mIoU), and visual analysis of pixel heatmaps. The results show that detection speed is affected by variations in image capture height. YOLOv7 has faster processing performance than YOLOv5, with a capture time of 0.82 s–1.41 s, while YOLOv5 is in the range of 1.15 s–1.47 s. Accuracy evaluation through IoU and mIoU calculations produces consistent values in each frame. The YOLOv5 model obtained an IoU = 0.8711 and mIoU = 0.8711, while YOLOv7 also achieved an IoU = 0.8711 and mIoU = 0.8711. Both models showed a high balance of prediction areas, but YOLOv7 was superior in terms of time efficiency and performance stability at various heights. This research provides an important contribution to the development of AI-based precision agriculture systems, especially in detecting pests automatically and in real-time to improve pest control efficiency and agricultural productivity in Indonesia.

Keywords: YOLOv5, YOLOv7, Rice Pests, Object Detection, Image Processing.

ABSTRAK

Serangan hama menjadi salah satu penyebab utama penurunan produksi padi di Indonesia. Untuk mengatasi masalah tersebut, penelitian ini mengkaji pemanfaatan algoritma deteksi objek berbasis kecerdasan buatan, yaitu YOLOv5 dan YOLOv7, dalam sistem pemantauan hama padi menggunakan drone. Fokus utama dari penelitian ini adalah menilai pengaruh kecepatan tangkap gambar pada hasil deteksi hama, serta membandingkan performa antara kedua algoritma dalam berbagai aspek, seperti akurasi deteksi, kecepatan, dan efektivitas dalam mengidentifikasi dua jenis hama utama, yakni penggerek batang padi dan wereng. Metodologi yang diterapkan mencakup pengumpulan dataset visual dari lapangan, anotasi objek menggunakan Roboflow, pelatihan dan pengujian model melalui platform Anaconda Prompt, serta analisis citra hasil deteksi dalam bentuk biner dan grayscale dengan bantuan MATLAB. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik Intersection over Union (IoU), mean IoU (mIoU), dan analisis visual heatmap piksel. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kecepatan deteksi dipengaruhi oleh variasi ketinggian pengambilan gambar. YOLOv7 memiliki performa pemrosesan lebih cepat dibanding YOLOv5, dengan waktu tangkap 0,82 s–1,41 s, sedangkan YOLOv5 berada pada rentang 1,15 s–1,47 s. Evaluasi akurasi melalui perhitungan IoU dan mIoU menghasilkan nilai yang konsisten pada setiap frame. Model YOLOv5 memperoleh nilai IoU = 0,8711 dan mIoU = 0,8711, sementara YOLOv7 juga mencapai IoU = 0,8711 dan mIoU = 0,8711. Kedua model menunjukkan kesesuaian area prediksi yang tinggi, namun YOLOv7 lebih unggul dalam hal efisiensi waktu dan stabilitas performa pada variasi ketinggian. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan sistem pertanian presisi berbasis AI, terutama dalam mendeteksi hama secara otomatis dan real-time guna meningkatkan efisiensi pengendalian hama dan produktivitas pertanian di Indonesia.

Kata kunci: YOLOv5, YOLOv7, Hama Padi, Deteksi Objek, Pengolahan Citra



1. INTRODUCTION

Indonesia dikenal memiliki tanah yang sangat subur dan kaya akan sumber daya alam, yang mendukung keberagaman tanaman pertanian. Berbagai macam tanaman, seperti padi, jagung, singkong, kedelai, dan sayuran lainnya, tumbuh dengan baik di negara ini dikarenakan iklim tropis yang mendukung proses fotosintesis dengan optimal[1][2].

Namun, meskipun memiliki potensi besar, produksi padi di Indonesia sering kali mengalami penurunan yang cukup signifikan dari tahun ke tahun. Salah satu faktor utama yang menyebabkan penurunan hasil produksi padi adalah adanya serangan hama dan penyakit tanaman[3]. Hama seperti tikus, wereng, ulat, serta penyakit tanaman yang disebabkan oleh jamur, bakteri, dan virus, menjadi ancaman yang terus-menerus mengurangi produktivitas pertanian padi[4].

Berbagai jenis hama dapat mengganggu hasil produksi tanaman padi di Indonesia, di antaranya adalah penggerek batang padi (*Scirpophaga incertulas*) dan hama wereng (*Nilaparvata lugens*)[5]. Kedua hama ini dikenal sebagai penyebab utama penurunan hasil panen padi yang signifikan di banyak daerah[6][7]. Penggerek batang padi, misalnya, dapat merusak jaringan tanaman dengan cara menggerek batang padi, sehingga menyebabkan tanaman menjadi rapuh, mudah roboh, dan berpotensi mati[8]. Berdasarkan beberapa penelitian, kerugian yang disebabkan oleh serangan hama wereng dapat mencapai 60% pada hasil panen padi di wilayah tertentu, seperti Sumatra, Jawa, dan lain-lain[9].

Salah satu faktor yang memperburuk situasi ini adalah pengendalian hama secara tradisional yang sering terlambat dilakukan, sehingga memungkinkan hama untuk menyebar secara luas dan menyerang tanaman dengan jumlah yang lebih besar dalam tingkat kerusakan ataupun jenis hama pada tanaman sering kali dilakukan dengan cara turun langsung ke lapangan. Namun, metode ini memiliki banyak kekurangan atau keterbatasan seperti memerlukan waktu yang lama, tenaga yang besar serta keahlian khusus untuk mendapatkan hasil yang akurat[10].

YOLO (*You Only Look Once*) adalah algoritma deteksi objek berbasis *deep learning* yang mampu mengenali dan mengklasifikasikan banyak objek secara cepat dalam satu kali pemrosesan[11][12]. Keunggulannya terletak pada kecepatan dan akurasi tinggi, sehingga sangat efektif untuk mendeteksi hama atau penyakit tanaman dari citra drone secara real-time[13]. Efisiensi komputasinya juga memungkinkan penerapan di perangkat dengan spesifikasi terbatas, menjadikannya ideal untuk pemantauan pertanian di lapangan. Dengan menggabungkan kecerdasan buatan (AI) seperti YOLO sistem dapat mendeteksi hama ataupun penyakit yang terdapat pada tanaman padi secara otomatis dan lebih spesifik[14][15].

Meskipun berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan YOLO untuk deteksi hama tanaman, sebagian besar studi hanya berfokus pada peningkatan akurasi tanpa mempertimbangkan faktor teknis di lapangan seperti kecepatan tangkap gambar, variasi ketinggian drone, dan stabilitas visual. Pada penelitian terdahulu Yang dan Qiu (2024) hanya mengevaluasi performa YOLOv5 pada citra statis, tanpa membahas pengaruh dinamika pengambilan gambar di udara.¹ Selain itu, sebagian besar penelitian terdahulu tidak melakukan perbandingan langsung antara YOLOv5 dan YOLOv7 pada objek hama khususnya di ekosistem padi Indonesia, padahal kedua model tersebut memiliki arsitektur dan kecepatan inferensi yang berbeda secara signifikan[10].

Penelitian ini memberikan beberapa kontribusi utama. Pertama, penelitian menilai pengaruh kecepatan tangkap gambar pada berbagai ketinggian drone terhadap akurasi deteksi kedua model YOLO. Kedua, penelitian membandingkan performa YOLOv5 dan YOLOv7 menggunakan metrik IoU, mIoU, serta kecepatan deteksi. Ketiga, penelitian menyertakan analisis visual melalui citra biner, grayscale, dan heatmap untuk memperjelas kualitas hasil deteksi. Keempat, penelitian memanfaatkan dataset lapangan dari pertanian padi di Indonesia agar hasilnya lebih sesuai untuk penerapan nyata pada sistem pertanian presisi.

Maka dari itu penulis ingin mengangkat judul “Pengaruh Kecepatan Tangkap Gambar Pada Pendeteksian Hama Padi Dengan Menggunakan YOLOv5 Dan YOLOv7”. Dalam penelitian ini diharapkan dapat membantu petani untuk mencegah penyebaran hama menjadi lebih luas dengan memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan.

2. RESEARCH METHOD

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan dimana tahapan tersebut berfungsi untuk mempersiapkan data, melatih hingga melakukan pengujian deteksi YOLO. Berikut tahapan atau diagram alir dari penelitian ini.

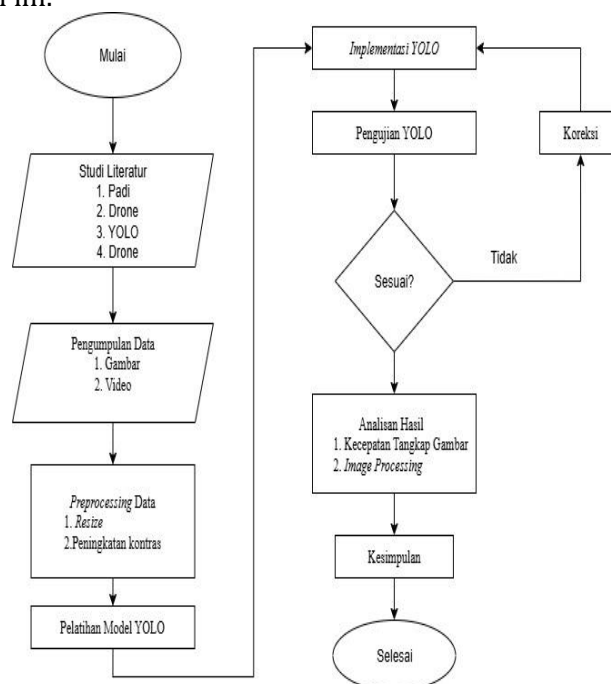


Figure 1. Diagram Alir Penelitian

Dataset pada penelitian ini berasal dari hasil pengambilan gambar drone dan telah dianotasi menggunakan Roboflow. Anotasi dilakukan untuk dua kelas objek, yaitu penggerek batang padi dan wereng batang coklat. Data dibagi menjadi 80% sebagai data pelatihan dan 20% sebagai data validasi.

Selanjutnya dilakukan preprocessing data, Preprocessing data adalah proses peningkatan gambar untuk pelatihan model seperti resizing, normalisasi warna dan lain sebagainya. Proses ini dilakukan agar format dan kualitasnya sesuai dengan kebutuhan model YOLO.

Dataset penelitian ini berasal dari hasil pengambilan gambar menggunakan drone dan telah dianotasi melalui platform Roboflow dengan dua kelas objek, yaitu penggerek batang padi dan wereng batang coklat. Data tersebut kemudian dibagi ke dalam dua subset, yaitu 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data validasi. Proses pelatihan model YOLOv5 dan YOLOv7 dilakukan menggunakan ukuran input 640×640 piksel dengan konfigurasi pelatihan berupa 100 epoch, batch size sebesar 16, dan nilai learning rate awal 0.001 menggunakan optimizer SGD. Selama proses pelatihan, dilakukan augmentasi data berupa horizontal flip, vertical flip, penyesuaian *brightness* dan *contrast*, serta teknik *mosaic augmentation* untuk meningkatkan variasi data. Seluruh anotasi disimpan dalam format YOLO TXT dengan struktur koordinat *x_center*, *y_center*, *width*, dan *height*. Pelatihan dijalankan menggunakan perangkat komputasi berbasis GPU NVIDIA RTX 3060 dengan RAM 16 GB melalui platform Anaconda Prompt menggunakan Python dan framework PyTorch. Hasil dari proses ini menghasilkan file weight terbaik (*best.pt*) yang selanjutnya digunakan sebagai model utama untuk pengujian YOLOv5 dan YOLOv7 pada berbagai ketinggian pengambilan gambar.

2.1. Blok Diagram Sistem Deteksi Hama Pada Tanaman Padi

Dalam sistem deteksi hama pada tanaman padi menggunakan YOLO, terdapat beberapa langkah atau alur proses mulai dari input data sampai output deteksi dan klasifikasi hama padi. Berikut ini adalah blok diagram dari proses diatas.

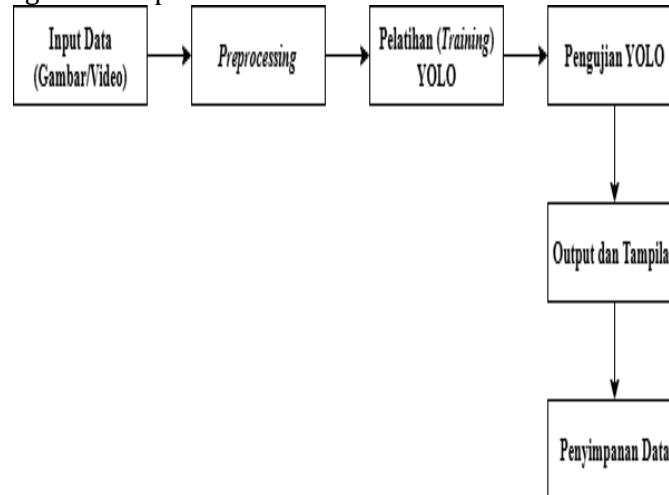


Figure 2. Blok Diagram Sistem Deteksi Hama Padi menggunakan YOLO

Tahapan pertama dalam sistem adalah mengambil data input berupa gambar atau video yang berisi objek yang akan dideteksi. Sebelum data digunakan untuk mendeteksi, dilakukan processing untuk meningkatkan kualitas gambar agar model YOLO dapat bekerja lebih efektif. Setelah data telah selesai di preprocessing selanjutnya dilakukan pelatihan YOLO berdasarkan dari data yang telah disiapkan sebelumnya. Setelah model selesai dilatih maka dilakukan pengujian YOLO dimana pada pengujian akan menampilkan gambar dengan kotak pembatas (bounding box) yang menandakan objek yang terdeteksi, hasil dari pengujian akan tersimpan pada folder YOLO.

2.2. Anotasi Data

Proses anotasi melibatkan dua tahap utama menghasilkan file anotasi yang menyimpan informasi terkait kotak pembatas dan kelas objek dalam citra. Pada tahap pertama, informasi tentang kotak pembatas dan kelas objek disimpan dalam file dengan format .xml. Informasi yang disimpan mencakup ukuran citra, koordinat kotak pembatas, dan kelas objek. Pada tahap kedua, kotak pembatas digambar di sekitar setiap objek pada citra. Proses ini digunakan untuk menentukan lokasi dan kelas objek. Setelah kotak pembatas digambar, informasi mengenai titik-titik koordinat serta nama objek disimpan dalam list `tl_list`, `br_list`, dan `obj_list`.

Setelah menggambar kotak pembatas, file XML yang dihasilkan menyimpan informasi detail tentang setiap objek dalam citra, termasuk ukuran citra dalam elemen, serta koordinat kotak pembatas dan kelas objek dalam subelemen dan di bawah setiap elemen.

3. RESULTS AND DISCUSSION

Penelitian ini dilakukan pengujian YOLO menggunakan dua model YOLO yaitu YOLOv5 dan YOLOv7. Pada kedua model YOLO akan dilakukan pengujian beberapa kali dengan ketinggian yang berbeda untuk melihat nilai confidence score yang dihasilkan dari kedua model YOLO tersebut.

3.1. Hasil Pengujian YOLOv5

Pengujian YOLOv5 dilakukan beberapa kali dengan ketinggian yang berbeda. Berikut merupakan hasil tangkapan citra gambar dari drone yang telah digabungkan dengan sistem YOLOv5 sebagai berikut.



Figure 3. Hasil Pengujian YOLOv5 dengan Ketinggian 1 meter dan 5 meter (Dokumentasi Peneliti,2025)

Gambar disebelah kiri merupakan pengujian YOLOv5 yang dilakukan pada ketinggian 1 meter, pada gambar tersebut menunjukkan bahwa YOLOv5 mampu mengidentifikasi hama padi dengan baik dengan nilai confidence score berkisar antara 0.26 hingga 0.70, angka tersebut tingkat kepercayaan model terhadap objek. Sementara pada gambar disebelah kanan merupakan pengujian yang dilakukan pada ketinggian 5 meter, pada pengujian dengan ketinggian ini menunjukkan penurunan nilai confidence score yaitu berkisar antara 0.28 hingga 0.58. Hal ini menunjukkan bahwa model YOLOv5 mampu mendeteksi dan mengidentifikasi hama tanaman padi meski pada jarak ketinggian yang berubah-ubah.

3.2. Hasil Pengujian YOLOv7

Selanjutnya dilakukan pengujian dengan keadaan yang sama menggunakan model YOLOv7 untuk melihat apakah model ini mampu mendeteksi dan mengidentifikasi hama pada tanaman padi. Berikut ini merupakan hasil dari pengujian YOLOv7.



Figure 4. Hasil Pengujian YOLOv7 dengan Ketinggian 1 meter dan 5 meter (Dokumentasi Peneliti,2025)

Gambar sebelah kiri merupakan pengujian YOLOv7 dengan ketinggian 1 meter, pada ketinggian ini diperoleh confidence score antara 0.22 hingga 0.59. Sementara pada gambar

sebelah kanan merupakan pengujian dengan ketinggian 5 meter dimana diperoleh confidence score antara 0.25 hingga 0.42. Hal ini menunjukkan bahwa model YOLOv7 mampu mendeteksi dan mengidentifikasi hama yang terdapat pada tanaman padi meski dengan pengambilan visual yang lebih luas.

Table 1 Tabel Perbandingan Kecepatan YOLOv5 dan YOLOv7

No	Model YOLO	Jarak Ketinggian (m)	Kecepatan tangkap (s)	Keterangan	
				Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
1	YOLOv5	1 m	1,15 s	Ya	-
	YOLOv7		0,82 s	Ya	-
2	YOLOv5	2 m	1,21 s	Ya	-
	YOLOv7		0,94 s	Ya	-
3	YOLOv5	3 m	1,30 s	Ya	-
	YOLOv7		1,01 s	Ya	-
4	YOLOv5	4 m	1,36 s	Ya	-
	YOLOv7		1,09 s	Ya	-
5	YOLOv5	5 m	1,47 s	Ya	-
	YOLOv7		1,41 s	Ya	-

Berdasarkan lima kali pengujian pada variasi ketinggian 1 hingga 5 meter, diperoleh nilai rata-rata kecepatan deteksi masing-masing model. YOLOv5 memiliki rata-rata waktu tangkap sebesar 1,298 detik dengan standar deviasi 0,118 detik, sedangkan YOLOv7 memiliki rata-rata waktu tangkap sebesar 1,054 detik dengan standar deviasi 0,205 detik. Perbedaan nilai rata-rata ini menunjukkan bahwa YOLOv7 memiliki performa inferensi yang lebih cepat dan lebih stabil pada berbagai ketinggian. Selisih rata-rata sebesar 0,244 detik membuktikan bahwa YOLOv7 lebih efisien dalam memproses citra dibandingkan YOLOv5.

Performa YOLOv5 dan YOLOv7 dipengaruhi oleh arsitektur dan mekanisme pemrosesan internal masing-masing model. YOLOv7 memakai E-ELAN yang menjaga stabilitas gradien dan meningkatkan efisiensi inferensi, serta memiliki head deteksi lebih ringan, re-parameterization, dan dynamic label assignment yang membuat prosesnya lebih cepat dan adaptif. Sementara itu, YOLOv5 dengan arsitektur CSPDarknet bekerja lebih berat sehingga waktu pemrosesannya lebih lama. Hal ini membuat YOLOv7 menghasilkan deteksi yang lebih cepat dan konsisten meskipun akurasi IoU dan mIoU kedua model relatif sama.

3.3. Perhitungan Nilai IoU dan mIoU YOLOv5

Setelah dilakukan pengujian pada model YOLOv5, selanjutnya dilakukan perhitungan nilai IoU (Intersection over Union) dan mIoU (mean Intersection over Union) untuk melihat tingkat akurasi dari kedua model YOLO. Nilai IoU menunjukkan seberapa besar area prediksi model yang tumpang tindih dengan ground truth, sedangkan mIoU mencerminkan akurasi rata-rata dari seluruh deteksi yang dilakukan oleh model. Berikut merupakan nilai IoU dan mIoU yang diperoleh dari hasil pengujian menggunakan matlab.

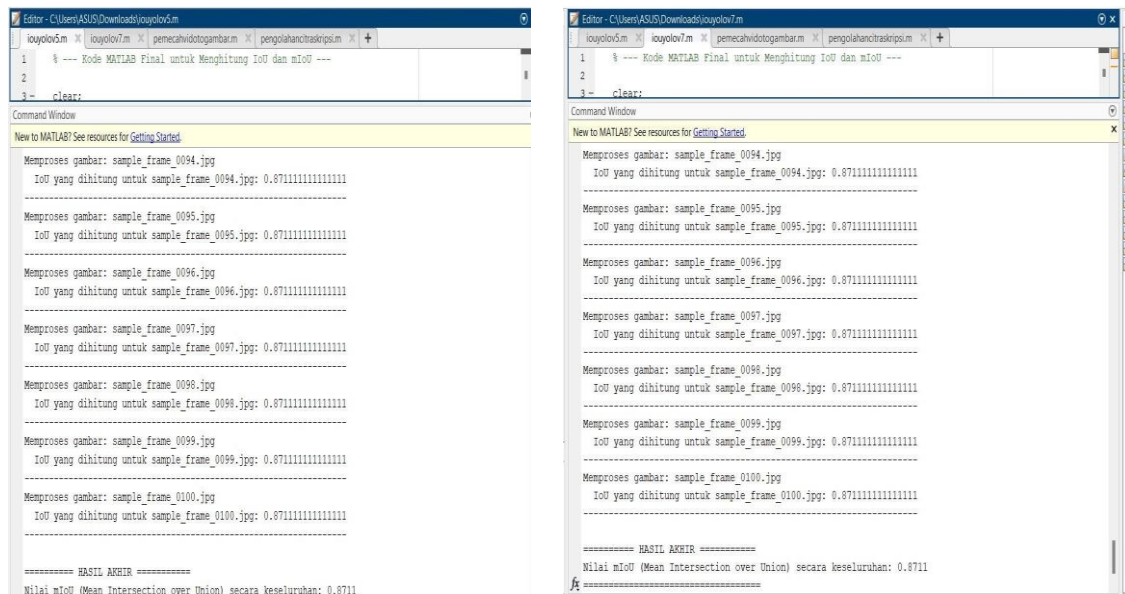


Figure 5. Nilai Iou dan mIoU YOLOv5 dan YOLOv7
(Dokumentasi Peneliti,2025)

Pada gambar diatas dilakukan perhitungan nilai IoU dan mIoU dengan mengambil 100 sampel pada hasil pengujian, dimana nilai IoU dan mIoU yang diperoleh memiliki tingkat kesesuaian sekitar 87.11% antara bounding box prediksi dan ground truth untuk setiap frame. Nilai ini tergolong tinggi dan menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi objek hama padi secara konsisten dan akurat pada berbagai frame. Di bagian akhir, ditampilkan nilai mIoU sebesar 0.8711, yang merupakan rata-rata dari seluruh nilai IoU frame yang dihitung. Angka ini menunjukkan bahwa model YOLOv7 memiliki performa deteksi yang sangat baik dalam mengenali dan memetakan area hama pada tanaman padi secara keseluruhan..

3.5. Image Processing pada YOLOv5

Pada penelitian ini dilakukan image processing pada YOLOv5 sebanyak dua kali yaitu image processing dan image processing grayscale dengan ketinggian yang berbeda. Berikut hasil image processing Biner pada hasil pengujian YOLOv5.



Figure 6. Image processing Biner pada YOLOv5
(Dokumentasi Peneliti,2025)

Dari kedua gambar diatas dapat dilihat bahwa setelah dilakukan image processing biner pada pengujian YOLOv5 masih mampu mengidentifikasi hama pada tanaman padi. Namun

terdapat beberapa bounding box yang menyatu dengan latar belakang sehingga tidak terlihat terlalu jelas.

Selanjutnya Image processing grayscale pada pengujian YOLOv5, Proses ini bertujuan untuk mengubah hasil deteksi menjadi warna gradasi abu-abu, sehingga struktur tanaman dan objek hama tetap terlihat alami namun tetap jelas untuk diamati. Berikut hasil pengolahan citra grayscale pada hasil deteksi YOLOv5 sebagai berikut.

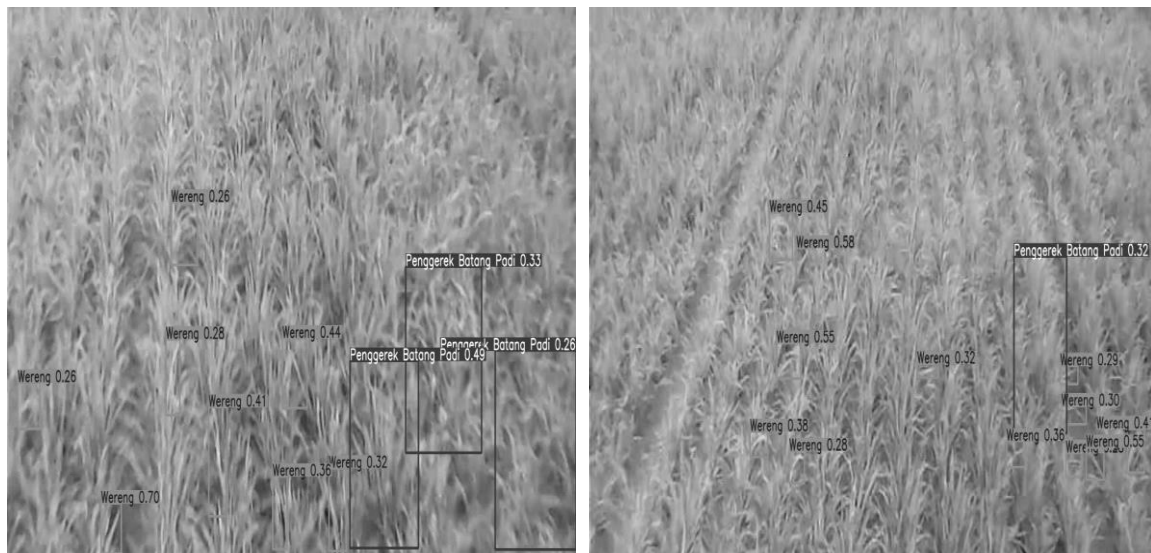


Figure 7. Image processing grayscale pada YOLOv5
(Dokumentasi Peneliti, 2025)

Pada gambar diatas terlihat bahwa pada masing-masing ketinggian perubahan citra grayscale mampu memperlihatkan struktur tanaman dan posisi objek, namun detail visual mulai berkurang. Kotak pembatas dan label deteksi tetap muncul secara jelas, meskipun beberapa bagian objek mulai tampak samar. Hasil ini menunjukkan bahwa YOLOv5 masih dapat digunakan untuk deteksi dari ketinggian tinggi, terlebih jika dipadukan dengan pengolahan visual seperti grayscale untuk mempertahankan keterbacaan.

3.6. Analisis Heatmap Pikel YOLOv5

Untuk memahami kualitas hasil deteksi dari YOLOv5 secara lebih mendalam, dilakukan analisis visual terhadap heatmap piksel grayscale yang dihasilkan dari citra deteksi pada ketinggian 1 meter. Heatmap ini memberikan gambaran mengenai intensitas cahaya yang tertangkap oleh sistem dan sejauh mana informasi visual dari objek dapat diolah. Adapun gambar hasil heatmap piksel yang telah dilakukan pada YOLOv5 sebagai berikut.



Figure 8. Hasil Heatmap Piksel pada YOLOv5
(Dokumentasi Peneliti, 2025)

Pada gambar diatas dapat dilihat bahwa terlihat bahwa sebagian besar area memiliki nilai intensitas antara 120 hingga 180, yang menunjukkan dominasi warna abu-abu terang hingga putih. Area tengah heatmap menunjukkan variasi nilai piksel yang lebih kontras, dengan perpaduan antara nilai rendah (sekitar 110) dan nilai tinggi (hingga 180), menandakan kemungkinan besar keberadaan objek yang terdeteksi oleh YOLOv5, seperti hama atau bagian penting dari citra asli.

Distribusi nilai-nilai ini memberikan indikasi seberapa kuat detektor mengenali objek pada posisi tersebut dalam video. Semakin tinggi nilai piksel pada heatmap, maka semakin besar kemungkinan bahwa area tersebut dianggap penting atau mengandung objek oleh sistem deteksi. Oleh karena itu, heatmap ini tidak hanya menggambarkan distribusi piksel, namun juga berperan sebagai indikator akurasi spasial dari model YOLOv5 dalam mendeteksi objek dari citra hasil rekaman.

3.7. Analisis Heatmap Piksel YOLOv7

Analisis heatmap piksel dilakukan juga pada hasil pengujian YOLOv7 untuk memberikan gambaran mengenai intensitas cahaya yang tertangkap oleh sistem dan sejauh mana informasi visual dari objek dapat diolah. Adapun gambar hasil heatmap piksel yang telah dilakukan pada YOLOv7 sebagai berikut.

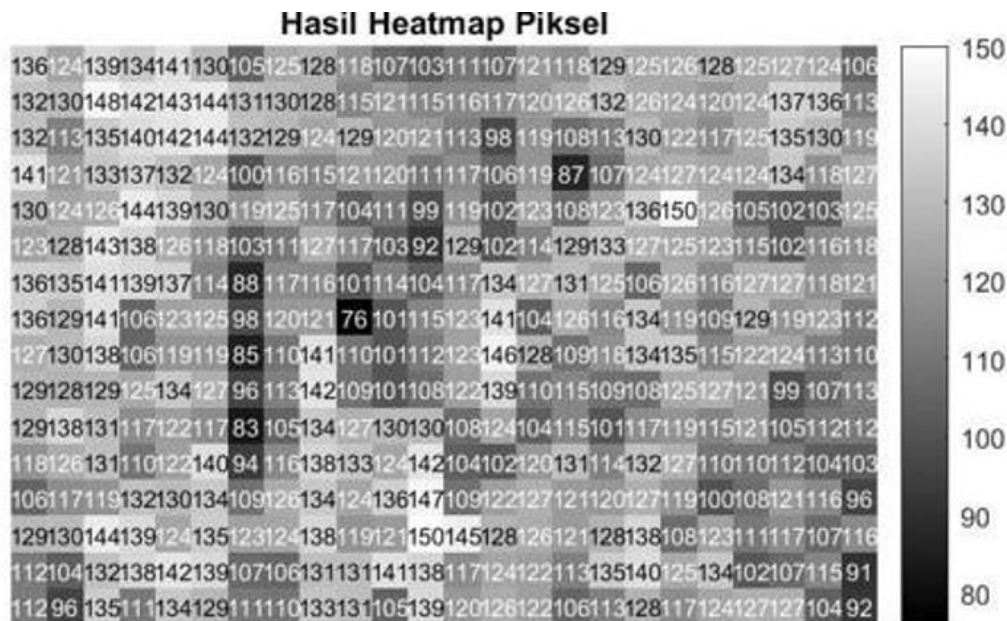


Figure 9. Hasil Heatmap Piksel pada YOLOv7
(Dokumentasi Peneliti,2025)

Pada gambar diatas dapat dilihat bahwa hasil heatmap piksel dari deteksi model YOLOv7 menunjukkan nilai dengan rentang antara 76 hingga 150. Nilai yang lebih rendah (seperti 76, 87, 92) tampak dominan di area tengah gambar, ditampilkan dalam warna lebih gelap, yang menunjukkan area fokus deteksi objek. Sebaliknya, bagian tepi gambar menunjukkan intensitas lebih tinggi (130–150), berwarna lebih terang, yang menandakan area latar belakang. Hal ini mengindikasikan bahwa YOLOv7 berhasil memusatkan perhatian deteksi pada area yang relevan, yaitu objek atau fitur penting dalam citra.

Distribusi kontras antara nilai rendah dan tinggi ini menunjukkan bahwa YOLOv7 memiliki selektivitas yang baik dalam membedakan objek dari latar belakang. Deteksi tampak lebih akurat karena model menyoroti bagian penting secara terfokus, tanpa menyebar ke seluruh citra.

4. CONCLUSION

Berdasarkan hasil pengujian terhadap model YOLOv5 dan YOLOv7, dapat disimpulkan Berdasarkan hasil pengujian terhadap model YOLOv5 dan YOLOv7, dapat disimpulkan bahwa YOLOv7 memiliki performa pendeteksian hama padi yang lebih cepat dan stabil dibandingkan YOLOv5. Rata-rata waktu deteksi YOLOv7 berada pada rentang 0,82–1,41 detik, sedangkan YOLOv5 berada pada rentang 1,15–1,47 detik, sehingga menunjukkan bahwa YOLOv7 lebih efisien dalam memproses citra pada berbagai ketinggian pengambilan gambar. Sementara itu, hasil perhitungan akurasi menggunakan nilai IoU dan mIoU menunjukkan hasil yang sama pada kedua model, yaitu IoU = 0.8711 dan mIoU = 0.8711, yang menandakan bahwa baik YOLOv5 maupun YOLOv7 mampu menghasilkan deteksi yang akurat dan konsisten terhadap objek hama padi. Analisis pengolahan citra biner, grayscale, dan heatmap juga mengonfirmasi bahwa YOLOv7 memiliki representasi spasial objek yang lebih terfokus dibandingkan YOLOv5. Sebagai saran untuk penelitian selanjutnya, pengembangan dapat dilakukan dengan menambah variasi dataset, seperti kondisi pencahayaan berbeda, cuaca beragam, atau jenis hama tambahan agar model lebih adaptif di lingkungan nyata.

REFERENCES

- [1] A. Khumaidi and N. Hikmah, "Rancang Bangun Prototipe Pengusir Hama Burung Menggunakan Sensor Gerak Rowl Microwave Berbasis Internet of Things," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 2, pp. 560–567, 2021, doi: 10.24176/simet.v11i2.5071.
- [2] Buletin Konsumsi Pangan, "Buletin Konsumsi Pangan - Volume 12 Nomor 1 Tahun 2021," *Kementeri. Pertan. Republik Indones.*, vol. 12, no. 1, pp. 32–43, 2021, [Online]. Available: <http://epublikasi.setjen.pertanian.go.id/arsip-buletin/53-buletin-konsumsi/772-buku-buletin-konsumsi-pangan-semester-i-2021>
- [3] Y. Hapida, P. Biologi Fakultas Ilmu Tarbiyah dan Keguruan UIN Raden Fatah Palembang, and J. K. Zainal Abidin Fikri, "Pemanfaatan Ampas Tebu Dalam Meningkatkan Pertumbuhan Jamur Tiram Putih (*Pleurotus Ostreatus*) Di Kota Palembang Dan Sumbangsihnya Pada Mata Pelajaran Biologi Di Sma," *Bioilmi J. Pendidik.*, vol. 5, no. 1, pp. 23–28, Jun. 2019, doi: 10.19109/BIOILMI.V5I1.3508.
- [4] S. Sudarmaji and N. 'Aini Herawati, "Perkembangan Populasi Tikus Sawah Pada Lahan Sawah Irigasi Dalam Pola Indeks Pertanaman Padi 300," *J. Penelit. Pertan. Tanam. Pangan*, vol. 1, no. 2, p. 125, 2017, doi: 10.21082/jpptp.v1n2.2017.p125-131.
- [5] Baehaki, "Hama Penggerek Batang Padi dan Teknologi Pengendalian," *Iptek Tanam. Pangan*, vol. 8, no. 1, pp. 1–14, 2015.
- [6] L. Febriyanti *et al.*, "Review: Uji Efektivitas Pengaruh Beberapa Ekstrak Tanaman Terhadap Mortalitas Wereng Cokelat (*Nilaparvata Lugens*)," *Pros. Semin. Nas. Pendidik. Biol.*, pp. 16–20, 2018, [Online]. Available: <http://proceedings.radenfatah.ac.id/index.php/semnaspbio>
- [7] R. Y. Talitha, "(PDF) Pengembangan Alat Pengendali Hama Wereng Coklat Otomatis Dengan Motion Sensor." Accessed: Feb. 18, 2025. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/345744093_Pengembangan_Alat_Pengendali_Hama_Wereng_Coklat_Otomatis_Dengan_Motion_Sensor
- [8] H. Suharto and N. Usyati, "the Stem Borer Infestation on Rice Cultivars At Three Planting Times," *Indones. J. Agric. Sci.*, vol. 6, no. 2, p. 39, 2016, doi: 10.21082/ijas.v6n2.2005.p39-45.
- [9] T. N. Padilah, B. N. Sari, and H. Hannie, "Model matematis predator-prey tanaman padi, hama penggerek batang, tikus, dan wereng batang coklat di Karawang," *Pythagoras J. Pendidik. Mat.*, vol. 13, no. 1, pp. 52–62, 2018, doi: 10.21831/pg.v13i1.16880.
- [10] W. Yang and X. Qiu, "A Novel Crop Pest Detection Model Based on YOLOv5," *Agric.*, vol. 14, no. 2, 2024, doi: 10.3390/agriculture14020275.
- [11] R. F. Putra and D. I. Mulyana, "Optimasi Deteksi Objek Dengan Segmentasi dan Data Augmentasi Pada Hewan Siput Beracun Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO)," *J. JTIK (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 93–103, Jan. 2024, doi: 10.35870/JTIK.V8I1.1391.
- [12] O. E. Olorunshola, M. E. Irhebhude, and A. E. Ewwiekpaefe, "A Comparative Study of YOLOv5 and YOLOv7 Object Detection Algorithms," *J. Comput. Soc. Informatics*, vol. 2, no. 1, pp. 1–12, Feb. 2023, doi: 10.33736/JCSI.5070.2023.
- [13] S. Ahirwar, R. Swarnkar, S. Bhukya, and G. Namwade, "Application of Drone in Agriculture," *Int. J. Curr. Microbiol. Appl. Sci.*, vol. 8, no. 01, pp. 2500–2505, 2019, doi: 10.20546/ijcmas.2019.801.264.
- [14] I. Hajar, A. Rifa, I. F. Alam, A. Ramadhan, and P. Rosyani, "Perancangan Sistem Sederhana Deteksi Helm Sepeda Motor dengan Metode Convolutional Neural Network Dan Algoritma YOLO v3," vol. 3, no. 7, pp. 1796–1802, 2024.
- [15] D. Surya Pradana, B. Rahayudi, and Suprpto, "Sistem Pakar Pendeteksi Hama dan Penyakit Tanaman Mangga Menggunakan Metode Iterative Dichotomiser Tree (ID3)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 7, pp. 2713–2720, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>