

Implementasi Sistem Deteksi Lalat Buah pada Tanaman Jambu Menggunakan YOLO Berbasis Raspberry Pi sebagai Early Warning System

Iman Permana¹, Riri Irawati²

¹Sistem Komputer, fakultas teknologi informasi, universitas budi luhur

²Sistem Komputer, fakultas teknologi informasi, universitas budi luhur

¹iman.permana@budiluhur.ac.id, ²riri.irawati@budiluhur.ac.id



All publications by Journal Of Information Technology is licensed under a [Lisensi Creative Commons Atribusi 4.0 Internasional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/). (CC BY 4.0)

Abstract— Monitoring fruit fly pests in guava cultivation is generally still conducted manually, which is time-consuming, inefficient, and often results in delayed detection of pest attacks. This condition can lead to an increase in fruit fly populations and consequently reduce crop quality and yield. Therefore, a fruit fly detection system based on the Internet of Things (IoT) using the YOLO algorithm was developed to support automatic and real-time pest monitoring. Image datasets were collected directly from guava orchards using a smartphone camera, followed by data selection, bounding box annotation, conversion to YOLO format, and model training and testing. The model performance was evaluated using precision, recall, accuracy, and mean Average Precision (mAP) metrics. The experimental results show that the model achieved a precision of 0.86, recall of 0.85, accuracy of approximately 86%, and mAP@0.5 of about 0.87, indicating good detection capability with relatively low error rates. The best model was then implemented on a Raspberry Pi 5 as an edge computing device and successfully operated in a real-time detection scheme. The developed system demonstrates potential as an early detection solution to improve the efficiency of fruit fly pest control in guava cultivation.

Intisari— Monitoring hama lalat buah pada tanaman jambu umumnya masih dilakukan secara manual sehingga memerlukan waktu yang lama, kurang efisien, dan sering terlambat dalam mendeteksi serangan hama. Kondisi ini dapat menyebabkan peningkatan populasi lalat buah yang berdampak pada penurunan kualitas dan hasil panen. Oleh karena itu, dikembangkan sistem deteksi lalat buah berbasis Internet of Things (IoT) menggunakan algoritma YOLO untuk mendukung proses monitoring hama secara otomatis dan real-time. Dataset citra diperoleh langsung dari kebun jambu menggunakan kamera smartphone, kemudian dilakukan proses seleksi, anotasi bounding box, konversi ke format YOLO, serta pelatihan dan pengujian model. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik precision, recall, accuracy, dan mean Average Precision (mAP). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mencapai precision sebesar 0,86, recall sebesar 0,85, accuracy sekitar 86%, serta mAP@0.5 sebesar ±0,87. Model terbaik selanjutnya diimplementasikan pada Raspberry Pi 5 sebagai perangkat edge computing dan berhasil dijalankan dalam skema deteksi real-time. Sistem yang dikembangkan menunjukkan

potensi sebagai solusi deteksi dini lalat buah untuk meningkatkan efisiensi pengendalian hama pada budidaya jambu. **Kata Kunci**— YOLO, deteksi objek, lalat buah, Internet of Things (IoT), mean Average Precision (mAP), Raspberry Pi.

Kata Kunci— YOLO, deteksi objek, lalat buah, Internet of Things (IoT), mean Average Precision (mAP), Raspberry Pi.

I. PENDAHULUAN

Pertanian presisi menjadi pendekatan strategis dalam menjawab tantangan peningkatan kebutuhan pangan, keterbatasan sumber daya, dan tuntutan praktik pertanian berkelanjutan melalui pemanfaatan teknologi digital, sensor, dan analitik berbasis data [1]. Di Indonesia, praktik pertanian yang masih didominasi metode konvensional menyebabkan rendahnya efisiensi penggunaan input serta keterbatasan dalam pemantauan organisme pengganggu tanaman (OPT) [2]. Salah satu OPT utama pada komoditas hortikultura adalah lalat buah *Bactrocera dorsalis* yang memiliki tingkat adaptasi dan reproduksi tinggi sehingga sulit dikendalikan tanpa deteksi dini. Serangan hama ini, khususnya pada tanaman jambu merah, berdampak pada penurunan kualitas hasil, nilai jual, serta daya saing produk hortikultura [3].

Penggunaan perangkat berbasis atraktan kimia telah banyak diterapkan karena relatif murah dan efektif, namun umumnya masih memerlukan pemantauan manual sehingga data populasi hama tidak terdokumentasi secara akurat dan real-time [4]. Perkembangan Internet of Things (IoT) memungkinkan integrasi sensor, kamera, dan modul komunikasi untuk pengumpulan serta pengiriman data secara berkelanjutan [5]. Selain itu, algoritma deteksi objek You Only Look Once (YOLO) mampu melakukan identifikasi visual secara real-time dengan tingkat akurasi tinggi.

Algoritma You Only Look Once (YOLO) banyak digunakan dalam deteksi objek secara real-time karena memiliki kecepatan dan akurasi yang tinggi. Beberapa penelitian telah memanfaatkan YOLO untuk mendeteksi hama pertanian, seperti penggunaan YOLOv5 untuk mendeteksi lalat buah pada citra perangkat secara otomatis dengan akurasi yang baik [6]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa model YOLO mampu

mendeteksi hama dari keluarga Tephritidae secara real-time dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah [7].

Namun, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada deteksi objek dari citra tanpa integrasi sistem peringatan dini berbasis Internet of Things (IoT). Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan smart trap berbasis IoT yang terintegrasi dengan YOLO untuk mendeteksi lalat buah *Bactrocera dorsalis* serta memberikan notifikasi secara real-time.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem smart trap berbasis IoT yang terintegrasi dengan YOLO sebagai sistem peringatan dini serangan lalat buah *Bactrocera dorsalis* pada tanaman jambu merah. Sistem ini dirancang untuk menyediakan pemantauan otomatis, notifikasi berbasis ambang batas populasi, serta data historis guna mendukung pengambilan keputusan pengendalian hama yang lebih tepat dan berbasis data, sekaligus mendorong implementasi pertanian presisi di Indonesia.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Internet of Things (IoT)

Perkembangan teknologi Internet of Things (IoT) di sektor pertanian Indonesia menunjukkan peran penting dalam sistem monitoring organisme pengganggu tanaman (OPT). Pemanfaatan IoT memungkinkan pengumpulan data lapangan secara otomatis dan real-time. Salah satu penelitian memanfaatkan IoT dan *Geographic Information System* (GIS) untuk pemantauan hama pada tanaman ubi jalar, yang menunjukkan bahwa integrasi sensor dan data spasial dapat meningkatkan akurasi monitoring serta mendukung pengambilan keputusan berbasis kondisi lahan [8].

B. Algoritma YOLO

Algoritma You Only Look Once (YOLO) merupakan metode deep learning yang mampu melakukan deteksi objek secara real-time dengan akurasi tinggi. YOLO banyak digunakan dalam sistem computer vision, termasuk untuk mendeteksi objek kecil seperti serangga atau hama tanaman pada citra digital. Integrasi YOLO dengan teknologi IoT memungkinkan pengembangan sistem monitoring hama yang lebih otomatis dan efisien [9].

Studi literatur pada penelitian kedua mengenai strategi monitoring OPT berbasis IoT pada pertanian padi menegaskan bahwa sistem otomatisasi berbasis sensor dan komunikasi nirkabel mampu meningkatkan efisiensi pengawasan dibandingkan metode manual. Penelitian tersebut menyoroti pentingnya sistem pemantauan real-time untuk mengurangi keterlambatan respons terhadap serangan hama, yang selama ini menjadi kendala utama dalam praktik pertanian konvensional [10].

Penelitian ketiga mengembangkan sistem monitoring tanah dan pengendalian hama pada komoditas hortikultura dengan memanfaatkan perangkat sensor dan sistem kontrol berbasis mikrokontroler. Implementasi sistem ini terbukti membantu petani dalam mengoptimalkan kondisi lingkungan tanaman serta meminimalkan potensi serangan hama melalui pemantauan berkelanjutan [11]. Sementara itu, pada penelitian ke empat mengembangkan sistem monitoring dan pengusir

hama berbasis IoT pada tanaman padi. Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemanfaatan teknologi komunikasi dan aplikasi berbasis Android mampu meningkatkan efektivitas pemantauan serta mempermudah akses informasi bagi petani [12].

Pada skala internasional penelitian ke lima mengembangkan sistem smart trap berbasis IoT untuk pemantauan populasi lalat buah secara real-time. Sistem tersebut mengintegrasikan kamera digital, modul komunikasi, dan platform cloud untuk mentransmisikan data hasil tangkapan secara otomatis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu meningkatkan konsistensi data populasi serta efisiensi monitoring dibandingkan perangkat konvensional. Studi ini menjadi rujukan penting dalam pengembangan sistem perangkat cerdas berbasis IoT untuk pengendalian lalat buah, termasuk spesies *Bactrocera dorsalis* yang merupakan salah satu hama utama hortikultura tropis [13].

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa penerapan IoT dalam sistem monitoring pertanian di Indonesia telah berkembang pada berbagai komoditas, khususnya padi dan hortikultura. Namun, integrasi sistem smart trap berbasis IoT dengan deteksi visual otomatis untuk identifikasi spesifik lalat buah pada tanaman jambu merah masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini berupaya mengembangkan sistem smart trap yang tidak hanya mampu melakukan monitoring real-time, tetapi juga mendukung sistem peringatan dini berbasis data guna meningkatkan efektivitas pengendalian hama secara presisi dan berkelanjutan.

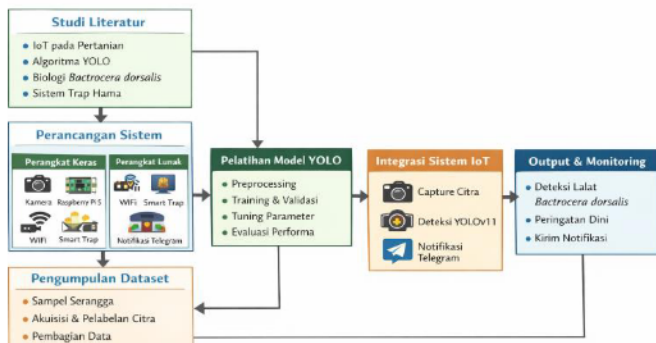
III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Jenis Dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian eksperimental dan rekayasa sistem (engineering research) yang bertujuan merancang, mengimplementasikan, serta menguji kinerja sistem smart trap berbasis Internet of Things (IoT) yang terintegrasi dengan algoritma You Only Look Once (YOLO) untuk mendeteksi hama lalat buah *Bactrocera dorsalis* pada tanaman jambu merah. Penelitian ini menggunakan pendekatan prototyping system yang meliputi tahapan perancangan perangkat keras dan perangkat lunak, implementasi sistem, integrasi model deteksi berbasis deep learning, serta pengujian dan evaluasi performa berdasarkan parameter akurasi deteksi, precision, recall, dan kecepatan inferensi. Algoritma YOLO dipilih karena kemampuannya melakukan deteksi objek secara real-time dalam satu tahap pemrosesan [14], sehingga sesuai untuk sistem monitoring lapangan berbasis IoT. Melalui pendekatan prototyping yaitu metode pengembangan sistem yang dilakukan dengan membuat model awal (prototype) untuk diuji dan disempurnakan secara bertahap sebelum sistem final diimplementasikan [15], sistem dikembangkan secara iteratif untuk memastikan fungsionalitas, keandalan transmisi data, dan efektivitas deteksi sebelum diterapkan pada lingkungan budidaya secara langsung.

B. Tahap Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis untuk memastikan proses pengembangan sistem berjalan terstruktur dan terarah.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada gambar 1. menunjukkan diagram alur tahapan pengembangan sistem smart trap berbasis IoT yang terintegrasi dengan algoritma YOLOv11 untuk deteksi lalat buah *Bactrocera dorsalis*. Alur dimulai dari tahap studi literatur yang menjadi dasar dalam menentukan konsep sistem, metode deteksi, serta karakteristik biologis hama sasaran. Tahap berikutnya adalah perancangan sistem yang mencakup perancangan perangkat keras seperti kamera, Raspberry Pi, modul WiFi, dan smart trap, serta perancangan perangkat lunak meliputi sistem akuisisi citra, pengembangan model YOLOv11, dan sistem notifikasi Telegram.

Selanjutnya dilakukan pengumpulan dataset melalui proses pengambilan sampel, akuisisi citra, pelabelan (annotation), dan pembagian data menjadi data latih, validasi, dan uji. Dataset tersebut digunakan pada tahap pelatihan model YOLOv11 yang meliputi preprocessing, training, validasi, tuning parameter, dan evaluasi performa menggunakan metrik seperti mAP, precision, recall, dan F1-score. Tahap akhir adalah integrasi sistem IoT, di mana kamera pada smart trap menangkap citra, sistem melakukan deteksi menggunakan model YOLOv11, dan hasil deteksi dikirimkan sebagai notifikasi peringatan dini melalui Telegram. Diagram ini menggambarkan bahwa seluruh tahapan dilakukan secara sistematis dan terintegrasi untuk menghasilkan sistem monitoring hama yang real-time dan akurat.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Perancangan Sistem

Perancangan sistem pada penelitian ini bertujuan untuk membangun prototipe smart trap berbasis Internet of Things (IoT) yang terintegrasi dengan model deteksi objek YOLOv11 untuk mendeteksi hama lalat buah jenis *Bactrocera dorsalis* pada tanaman jambu merah. Perancangan sistem terdiri dari dua komponen utama, yaitu perancangan perangkat keras (hardware) dan perancangan perangkat lunak (software).

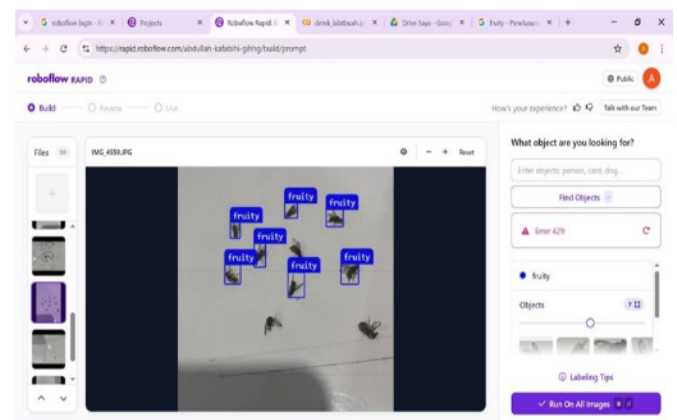
1). Perancangan Perangkat Keras (Hardware)

Perancangan perangkat keras sistem terdiri atas beberapa komponen utama yang saling terintegrasi. Smart trap dirancang sebagai perangkap fisik yang dilengkapi atraktan untuk menarik lalat buah *Bactrocera dorsalis* serta

lubang masuk yang memungkinkan serangga masuk namun sulit keluar kembali. Kamera dipasang pada posisi tetap di bagian bawah perangkat untuk memperoleh sudut pandang yang konsisten dan mendukung proses deteksi objek menggunakan YOLOv11 secara optimal. Proses akuisisi citra dan pengendalian sistem dilakukan oleh Raspberry Pi 5 sebagai mikrokontroler utama, yang juga berfungsi melakukan pra-pemrosesan sederhana serta mengirimkan data melalui jaringan WiFi. Sumber daya sistem menggunakan aki (accumulator) yang diisi ulang melalui panel surya, sehingga perangkat dapat beroperasi secara mandiri dan berkelanjutan di area perkebunan tanpa ketergantungan pada listrik konvensional.

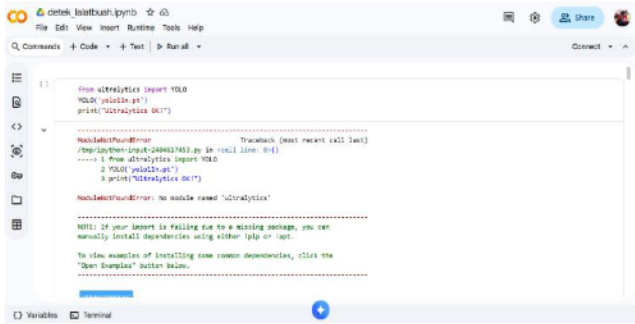
2). Perancangan Perangkat Lunak (Software)

Perancangan perangkat lunak diawali dengan pengumpulan dataset citra lalat buah *Bactrocera dorsalis* yang diperoleh melalui pengambilan gambar secara langsung menggunakan kamera smartphone di area kebun jambu. Pengambilan citra dilakukan dengan variasi sudut, jarak, dan kondisi pencahayaan guna meningkatkan keberagaman data serta mendukung kemampuan generalisasi model. Seluruh citra kemudian melalui proses anotasi manual menggunakan perangkat lunak anotasi dengan metode bounding box untuk menghasilkan dataset berformat YOLOv11 yang memuat informasi koordinat dan kelas objek dapat dilihat pada Gambar 2.



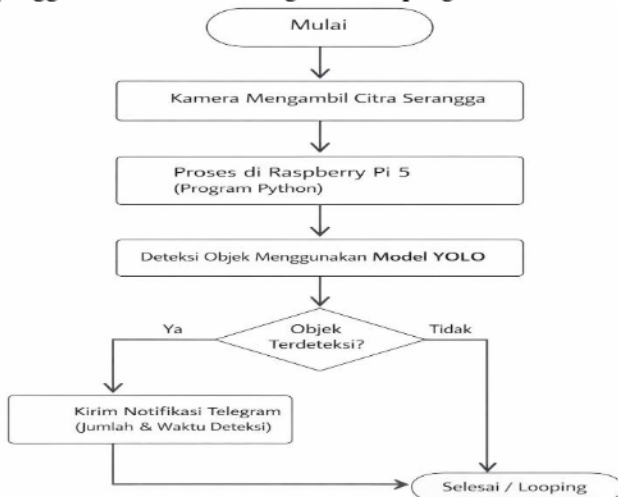
Gambar 2. Anotasi Dataset

Tahap selanjutnya adalah pelatihan model deteksi menggunakan algoritma YOLOv11 yang dijalankan pada platform Google Colab. Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan validasi untuk mengoptimalkan proses pembelajaran model. Parameter model disesuaikan agar mampu mengenali karakteristik visual *Bactrocera dorsalis* secara akurat. Model terbaik dipilih berdasarkan nilai evaluasi seperti mean Average Precision (mAP), precision, dan recall dapat dilihat pada Gambar 3.



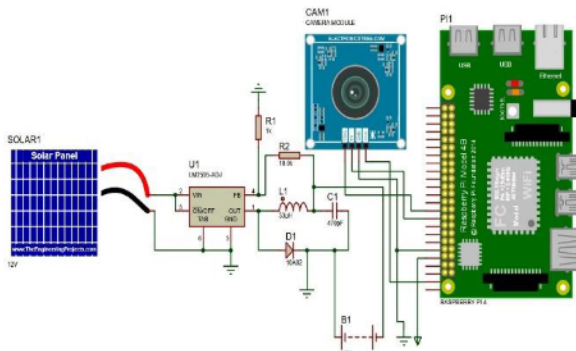
Gambar 3. Platform Google Colab

Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan pada Raspberry Pi 5 menggunakan bahasa pemrograman Python. Sistem bekerja dengan menangkap citra secara real-time dari kamera, memprosesnya menggunakan model YOLOv11, dan mendeteksi keberadaan lalat buah. Apabila objek terdeteksi, sistem secara otomatis mengirimkan notifikasi berisi jumlah objek dan waktu deteksi melalui aplikasi Telegram tanpa penyimpanan data pada basis data dapat dilihat pada Gambar 4 untuk diagram alurnya. Mekanisme ini memungkinkan sistem memberikan informasi peringatan dini secara cepat dan real-time kepada pengguna untuk mendukung tindakan pengendalian hama.



Gambar 4. Diagram Alir Smart Trap

B. Skematik Alat



Gambar 5. Skematik Alat

Gambar 5 menggambarkan rangkaian catu daya dan koneksi perangkat pada sistem smart trap berbasis IoT yang menggunakan Raspberry Pi 5 sebagai pengendali utama. Sumber energi berasal dari solar panel 12V yang kemudian dihubungkan ke modul regulator tegangan (LM2596) untuk menurunkan dan menstabilkan tegangan sesuai kebutuhan sistem. Rangkaian pendukung seperti induktor, kapasitor, resistor, dan dioda berfungsi untuk menjaga kestabilan arus serta melindungi perangkat dari fluktuasi tegangan.

Energi listrik disimpan pada aki (accumulator) 12V sebagai sumber daya utama sekaligus cadangan, sehingga sistem tetap dapat beroperasi saat intensitas cahaya matahari rendah atau pada malam hari. Tegangan yang telah distabilkan kemudian menyuplai Raspberry Pi 5 dan modul kamera yang digunakan untuk akuisisi citra. Secara keseluruhan, rangkaian ini menunjukkan integrasi sistem tenaga surya, aki sebagai penyimpanan energi, regulator tegangan, serta Raspberry Pi 5 dan kamera sebagai inti sistem smart trap berbasis IoT.

C. Smart Trap



Gambar 6. Smart Trap

Gambar 6 menunjukkan prototipe smart trap berbasis IoT yang dilengkapi panel surya sebagai sumber daya untuk mengisi aki sehingga dapat beroperasi mandiri di lapangan. Di dalam kotak terdapat Raspberry Pi 5 dan modul kamera yang terpasang pada bagian depan perangkat untuk menangkap citra serangga. Seluruh komponen terintegrasi dalam satu unit guna mendukung sistem deteksi lalat buah secara real-time.

D. Hasil Pengembangan Model Deteksi

Pengujian model YOLOv11 dilakukan menggunakan 100 citra data testing setelah proses pelatihan selama 100 epoch. Evaluasi performa menunjukkan hasil yang sangat baik, dengan nilai Precision sebesar 99,28%, Recall 100%, mAP@0.5 sebesar 99,50%, serta F1-Score sebesar 99,64%. Sementara itu, nilai mAP@0.5-0.95 diperoleh sebesar 53,69%. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi *Bactrocera dorsalis* dengan tingkat akurasi dan konsistensi yang tinggi pada data pengujian.

Tabel 1. Hasil Pengujian Model

epoch	Time (ms)	train/box_loss	train/cls_loss	train/dfl_loss	metrics/precision (B)	metrics/recall (B)	metrics/mAP50 (B)
1	46.8623	2.57308	6.03674	2.39611	0.74264	0.57939	0.58862

2	84.194 5	2.7224 9	6.3737 3	2.6206	0.75509	0.7	0.62477
3	123.05 8	2.5785 3	5.6609 7	2.5538 9	0.79552	0.7798 6	0.73021
4	161.91 7	2.4561	6.9797 5	2.6144 4	0.79794	0.7907 5	0.78809
5	198.41 9	2.25239	4.5696 7	2.1734 5	0.58563	0.8	0.76684
6	240.36	2.1416 9	3.9801 1	2.0441 2	0.54328	0.7	0.72013
7	279.30 6	2.0562 8	3.8021 2	1.8864 5	0.58825	0.6	0.67
8	315.84 4	1.7687 1	3.8203 8	1.8523 8	0.81813	0.6	0.80914
9	353.35 2	1.4740 2	2.9593	1.5638 8	0.72132	0.7781 8	0.79489
10	388.06 5	1.6441 5	3.2716 6	1.7254 7	0.54972	0.8	0.75871
11	424.07 9	1.5169 1	2.5096 5	1.6168 1	0.8449	0.8	0.92556
12	459.18 9	1.6552 1	2.6709 8	1.6710 2	0.65671	0.7671 5	0.68485
13	495.09 1	1.4982 8	2.5308 5	1.6936	1	0.899	0.97192
14	530.01 2	1.4173 5	2.5222 2	1.6354 8	0.90532	0.9585	0.95864
15	564.73 2	1.6074 7	2.3618 7	1.6383 6	0.95727	1	0.995
16	599.43 4	1.3395 3	2.2404 3	1.5809 9	0.90751	0.9825 7	0.98591
17	635.04 8	1.4218 8	1.6845 3	1.4489 8	0.82068	0.7	0.73097
18	670.26 9	1.6433 7	1.7357	1.7072 8	0.82068	0.7	0.73097
19	704.01 9	1.4661 6	1.9363 2	1.5982 8	1	0.8820 8	0.94045
20	738.25 9	1.7125 2	2.1343 4	1.9195 3	1	0.8820 8	0.94045
21	776.06 8	1.5198 9	2.0138 2	1.7229 8	0.99592	0.9	0.97833
22	812.76 4	1.5625 3	1.6908	1.5845 6	0.99592	0.9	0.97833
23	851.05 4	1.4545 7	1.6895	1.5074 6	0.96859	0.9	0.97192
24	887.11 9	1.7100 7	1.4713 7	1.5352 7	0.96859	0.9	0.97192
25	921.40 6	1.5126 5	1.7085 7	1.6209 7	0.867	0.9	0.94167
26	955.56 5	1.5193 8	1.5045 5	1.6114	0.867	0.9	0.94167
27	990.88 4	1.3301 4	1.2059 2	1.3992 3	0.89911	0.8919 6	0.94643
28	1023.9 3	1.3067 6	1.3728 5	1.4206 8	0.89911	0.8919 6	0.94643
29	1058.1 9	1.3995 3	1.4636 8	1.5816 2	0.90294	1	0.96773
30	1092.7 2	1.2786 6	1.2393 5	1.4804 2	0.90294	1	0.96773
31	1126.1 4	1.4995 1	1.2601 1	1.5784 7	0.26112	0.3	0.36968
32	1160.7 6	1.4136 9	1.2247 5	1.4495 4	0.26112	0.3	0.36968
33	1194.0 4	1.4039 7	1.5152 1	1.4970 1	0.01849	0.8	0.0176
34	1228.5 7	1.4364 8	1.2597 7	1.5357 2	0.01849	0.8	0.0176
35	1263.3 6	1.3752 9	1.2390 6	1.4559	0.80595	0.3	0.38856
36	1296.8 7	1.1949 4	0.9821 1	1.3441 9	0.80595	0.3	0.38856
37	1331.6 8	1.3799 6	1.2875 4	1.5192 1	0.89919	0.8927 3	0.96192
38	1365.5 9	1.1244 6	1.1444 6	1.2663 2	0.89919	0.8927 3	0.96192
39	1399.8 4	1.3891 9	1.0923 9	1.4744 3	0.98814	1	0.995

40	1433.6 4	1.3610 5	1.0836 6	1.6104 6	0.98814	1	0.995
41	1471.4 9	1.4274 3	1.1621 1	1.5120 2	0.90325	1	0.995
42	1506.3 7	1.6136 6	1.1780 9	1.6219 1	0.90325	1	0.995
43	1539.5 1	1.7992 3	1.2513 5	1.6034 9	0.35747	0.4	0.18931
44	1573.0 8	1.6236 7	1.2225 8	1.6131 3	0.35747	0.4	0.18931
45	1607.9 9	1.5844 6	1.3135 1	1.6093 3	0.74969	0.7	0.6235
46	1640.7 7	1.3402 2	0.9951 5	1.4523 3	0.74969	0.7	0.6235
47	1674.4 4	1.3686 6	0.9616 8	1.5147 6	0.87682	0.9	0.80583
48	1709.1 4	1.5118 3	1.1093 6	1.4721 5	0.87682	0.9	0.80583
49	1742.1 1	1.3917	1.2663 7	1.5098 4	0.98814	1	0.995
50	1775.7 8	1.5430 5	1.0739 4	1.5504 9	0.98814	1	0.995
51	1809.5 9	1.5905 1	1.0823 1	1.4142 9	0.88966	1	0.97682
52	1844.4 6	1.4066 2	1.0840 5	1.4646 7	0.88966	1	0.97682
53	1879.0 3	1.5618 1	1.0125 4	1.7384 1	0.88966	1	0.97682
54	1912.1 5	1.5923 1	1.1781 3	1.5596 2	0.76368	1	0.90611
55	1946.5 5	1.3227 8	0.9462 1	1.4458 2	0.76368	1	0.90611
56	1982.1 5	1.3969 9	0.9952 7	1.5112 2	0.76368	1	0.90611
57	2015	1.2505 5	0.9151 6	1.4346 5	0.99106	1	0.995
58	2049.3 2	1.3128 7	0.8668 3	1.5311 7	0.99106	1	0.995
59	2082.8 8	1.4037 4	0.9084 1	1.4784 7	0.99106	1	0.995
60	2115.8 3	1.3576 4	0.9462 6	1.4120 6	0.89388	0.9	0.82533
61	2149.5 3	1.3231 5	0.8451 5	1.4664 5	0.89388	0.9	0.82533
62	2182.8 9	1.1914 3	0.7827 5	1.3214 9	0.89388	0.9	0.82533
63	2215.6 8	1.3846 8	0.9898 6	1.6228 2	0.81286	0.9	0.78397
64	2249.5 4	1.2445 3	0.9492 9	1.4361 6	0.81286	0.9	0.78397
65	2283.0 4	1.2690 6	0.8981 7	1.3980 8	0.81286	0.9	0.78397
66	2316.9 3	1.4937 6	1.0463 4	1.6776 9	0.99287	1	0.995
67	2350.9 2	1.4847 2	1.0774 1	1.6726 3	0.99287	1	0.995
68	2383.9 9	1.2445 9	0.8753 7	1.3439	0.99287	1	0.995
69	2418.0 7	1.3423 2	0.9892 8	1.3771	0.99308	1	0.995
70	2452.9 7	1.3342 8	0.8748 8	1.4733 7	0.99308	1	0.995
71	2485.6 7	1.2780 3	0.8198 3	1.5243 3	0.99308	1	0.995
72	2518.8 9	1.2772 1	0.8230 7	1.3880 6	0.99062	1	0.995
73	2553.2 3	1.1887 1	0.8908	1.3032 6	0.99062	1	0.995
74	2586.0 6	1.2652 2	0.8752 6	1.3181 6	0.99062	1	0.995
75	2620.6 7	1.2009 1	0.9022 1	1.4014 2	0.9908	1	0.995
76	2654.5 5	1.0828 3	0.7359 4	1.2837 1	0.9908	1	0.995

77	2687.7 6	1.0939 7	0.8466 4	1.2872 1	0.9908	1	0.995
78	2721.8 5	1.3541 3	0.8348 9	1.4176 9	0.97983	0.9	0.98591
79	2755.2 9	1.3370 2	1.0897 2	1.5027 2	0.97983	0.9	0.98591
80	2788.7 6	1.2131 5	0.8873 1	1.4287 6	0.97983	0.9	0.98591
81	2823.0 3	1.3225 4	0.8357 3	1.4919 2	0.99047	1	0.995
82	2856.0 5	1.1511 2	0.8159 6	1.2731 7	0.99047	1	0.995
83	2889.2 9	1.2678 2	0.8120 5	1.4443 9	0.99047	1	0.995
84	2923.6 6	1.1182 2	0.78 0.78	1.2620 4	0.97282	1	0.995
85	2956.2 1	1.2858 1	0.7711 9	1.3280 7	0.97282	1	0.995
86	2989.3 1	1.1282 4	0.7752 7	1.3441 7	0.97282	1	0.995
87	3023.7 3	1.2250 6	0.8135 1	1.4221 4	0.97282	1	0.995
88	3056.5 7	1.0648 6	0.6926 9	1.2343 6	0.99311	1	0.995

Agenda / Keterangan Tabel :

- Epoch : Jumlah iterasi pelatihan model.
- Time : Waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan satu epoch.
- Train/Box Loss : Nilai kesalahan prediksi bounding box pada data pelatihan.
- Train/Cls Loss : Nilai kesalahan klasifikasi objek pada data pelatihan.
- Train/DFL Loss : Distribution Focal Loss untuk meningkatkan akurasi posisi bounding box pada data pelatihan.
- Precision (B) : Tingkat ketepatan deteksi objek, menunjukkan rasio prediksi benar terhadap seluruh prediksi positif.
- Recall (B) : Tingkat keberhasilan model dalam mendeteksi seluruh objek yang ada.
- mAP50 (B) : Nilai rata-rata akurasi deteksi pada ambang IoU 0,5.

1). Accuracy

Pada algoritma YOLOv11, tingkat akurasi deteksi dievaluasi menggunakan metrik mean Average Precision (mAP). Mean Average Precision (mAP) merupakan metrik evaluasi yang berasal dari bidang Information Retrieval dan digunakan untuk mengukur kualitas sistem dalam menghasilkan daftar hasil yang relevan berdasarkan peringkat (ranking) [16]

2). mAP@0.5 = 99,50%

Nilai mAP@0.5 menunjukkan performa deteksi model pada ambang Intersection over Union (IoU) sebesar 0,5. Hasil sebesar 99,50% mengindikasikan bahwa model mampu mendeteksi hampir seluruh objek lalat buah dengan bounding box yang sesuai pada data validasi.

3). b. mAP@0.5–0.95 = 53,69%

Nilai mAP@0.5–0.95 merupakan rata-rata mAP pada berbagai ambang IoU mulai dari 0,5 hingga 0,95. Hasil sebesar 53,69% menunjukkan bahwa meskipun performa deteksi sangat baik pada IoU rendah, tingkat presisi bounding box menurun ketika standar kecocokan spasial diperketat. Hal ini

umum terjadi pada dataset dengan karakteristik objek berukuran kecil, seperti lalat buah.

4). Precision

Precision menunjukkan seberapa tepat sistem dalam mendeteksi objek yang benar-benar merupakan lalat buah [17]. Rumus Precision:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

Nilai 99,28% menunjukkan bahwa hampir seluruh deteksi yang dilakukan model benar-benar merupakan lalat buah (false positive sangat kecil).

5). Recall

Recall menunjukkan kemampuan sistem dalam mendeteksi seluruh objek lalat buah yang sebenarnya ada pada citra.

Rumus Recall:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

Nilai Recall 100% menunjukkan bahwa seluruh lalat buah pada data validasi berhasil terdeteksi oleh model (tidak ada false negative).

6). F1-Score

F1-Score digunakan untuk mengukur keseimbangan antara precision dan recall.

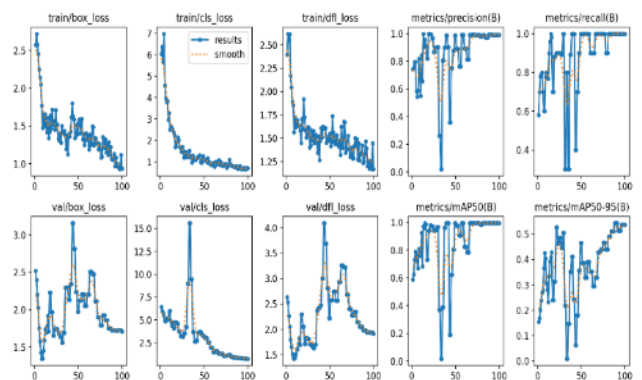
Rumus F1-Score:

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3)$$

Perhitungan:

$$F1 = 0,9964 \text{ (99,64\%)}$$

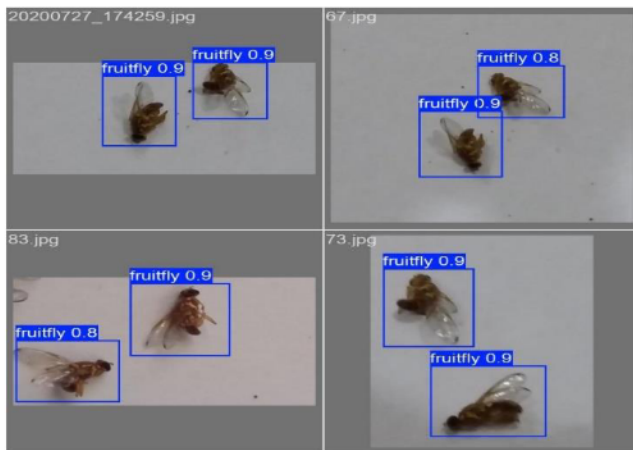
7). Grafik Result



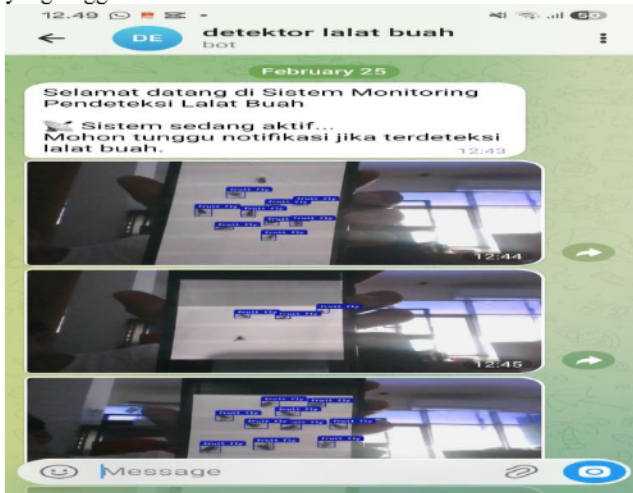
Gambar 7. Grafik Results

Grafik pada Gambar 7 merupakan hasil pelatihan menunjukkan peningkatan nilai precision, recall, dan mAP yang stabil hingga epoch ke-100, disertai penurunan *loss* secara konsisten. Hal ini menandakan model YOLOv11 terlatih dengan baik dan mampu mengenali *Bactrocera dorsalis* secara efektif.

E. Hasil Penampakan Deteksi Lalat



Gambar 8. Hasil Penampakan Deteksi Lalat
Pada Gambar 8 merupakan hasil dari sistem deteksi lalat buah. Terlihat bahwa model YOLOv11 mampu mengidentifikasi objek *Bactrocera dorsalis* dengan bounding box dan tingkat kepercayaan yang tinggi secara real-time.



Gambar 9. Notifikasi Telegram

Gambar 9. menunjukkan notifikasi Telegram yang dikirim secara otomatis oleh sistem ketika lalat buah terdeteksi. Notifikasi tersebut memuat informasi jumlah objek dan waktu deteksi sebagai bentuk peringatan dini kepada pengguna.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, model YOLOv11 yang dikembangkan mampu mendeteksi lalat buah dengan performa yang sangat baik. Hal ini ditunjukkan oleh nilai Precision sebesar 99,28%, Recall 100%, F1-Score 99,64%, serta mAP@0.5 sebesar 99,50%. Proses pelatihan model juga menunjukkan konvergensi yang stabil tanpa indikasi overfitting yang signifikan, karena nilai train loss dan validation loss sama-sama menurun hingga akhir epoch. Dengan hasil tersebut, model yang dihasilkan dinilai layak untuk diimplementasikan sebagai bagian dari sistem Early Warning System (EWS) berbasis smart trap guna mendukung monitoring hama lalat buah secara otomatis.

B. Saran

Adapun saran untuk pengembangan selanjutnya adalah menambah jumlah dan variasi dataset agar kemampuan generalisasi model menjadi lebih baik pada berbagai kondisi lapangan. Selain itu, diperlukan optimasi lebih lanjut untuk meningkatkan nilai mAP@0.5–0.95 sehingga akurasi bounding box dapat menjadi lebih presisi. Pengujian dan integrasi sistem secara langsung di lapangan juga perlu dilakukan untuk mengevaluasi performa serta stabilitas sistem dalam kondisi penggunaan nyata.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Universitas Budi Luhur atas dukungan penuh dalam pendanaan dan fasilitasi penelitian ini hingga dapat diselesaikan dan dipublikasikan. Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada seluruh pihak di lingkungan fakultas, dosen pembimbing, rekan sejawat, serta semua pihak yang telah memberikan bantuan, masukan, dan dukungan baik secara langsung maupun tidak langsung selama proses penelitian dan penyusunan artikel ini.

REFERENSI

- [1] Zhao Z, Carey JR, Li Z. The Global Epidemic of *Bactrocera* Pests: Mixed-Species Invasions and Risk Assessment. *Annu Rev Entomol* 2024;69:219–37. <https://doi.org/10.1146/annurev-ento-012723-102658>.
- [2] Xinlian L, Li P, Li D, Cai X, Gu S, Zeng L, et al. Dynamics of *Bactrocera dorsalis* Resistance to Seven Insecticides in South China. *Insects* 2024;15:679. <https://doi.org/10.3390/insects15090679>.
- [3] Li Z, Li Y, Liang Y, Qi Y, Lu Y, Ma J. Population Dynamics of *Bactrocera dorsalis* (Diptera: Tephritidae) in Four Counties of Yunnan, China, by Electronic Monitoring System. *Insects* 2024;15:621. <https://doi.org/10.3390/insects15080621>.
- [4] Lello F, Dida M, Mkiramweni M, Matiko J, Akol R, Nsabagwa M, et al. Fruit fly automatic detection and monitoring techniques: A review. *Smart Agricultural Technology* 2023;5:100294. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100294>.
- [5] Sari S. PENGENDALIAN HAMA LALAT BUAH (*Bactrocera dorsalis*) MENGGUNAKAN PERANGKAP. *AGRIBIOS* 2024;22:106. <https://doi.org/10.36841/agribios.v22i1.4663>.
- [6] Slim SO, Abdelnaby IA, Moustafa MS, Zahran MB, Dahi HF, Yones MS. Smart insect monitoring based on YOLOV5 case study: Mediterranean fruit fly *Ceratitis capitata* and Peach fruit fly *Bactrocera zonata*. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science* 2023;26:881–91. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2023.10.001>.
- [7] Wei M, Zhan W. YOLO_MRC: A fast and lightweight model for real-time detection and individual counting of Tephritidae pests. *Ecol Inform* 2024;79. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102445>.

- [8] M Zul Qurnain, M. Taufik Fauzi, A.A. Ketut Sudharmawan, Suwardji. Pemanfaatan IoT dan GIS dalam Pemantauan dan Identifikasi Hama pada Ubi Jalar (*Ipomoea batatas*) di Lahan Kering. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Agrokomplek* 2025;4:463–70. <https://doi.org/10.29303/jima.v4i2.7425>.
- [9] Zhang W, Huang H, Sun Y, Wu X. AgriPest-YOLO: A rapid light-trap agricultural pest detection method based on deep learning. *Front Plant Sci* 2022;13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1079384>.
- [10] Hidayatullah Irawan F, Firman Fajari P, Fajriany M, Alya Zain N, Aulia Agusti N, Budiawati Y, et al. Strategi Monitoring OPT Berbasis IoT Di Pertanian Padi : Telaah Literatur Kritis. *Nusantara Journal of Multidisciplinary Science* 2025;2.
- [11] Sandria Jaya Wardhana A, Swi Damarwan E, Latifa A, Pendidikan Teknik Elektro P, Biologi P, Negeri Yogyakarta U, et al. Implementasi Sistem Monitoring Tanah dan Pengendalian Hama untuk Meningkatkan Produktivitas Pertanian Hortikultura di Kelompok Tani Tunas Muda Wonosobo Jawa Tengah. *Jurnal Pengabdian Masyarakat Dan Riset Pendidikan* 2026;4:15380–6. <https://doi.org/10.31004/jerkin.v4i3.4703>.
- [12] Safinatun F, Dan Nor N, Astriyani R. Sistem Kontrol dan Monitoring Tinggi Air Serta Pengusir Hama Burung pada Tanaman Padi Berbasis Internet of Things Dan Android. n.d.
- [13] Wen C, Chen H, Ma Z, Zhang T, Yang C, Su H, et al. Pest-YOLO: A model for large-scale multi-class dense and tiny pest detection and counting. *Front Plant Sci* 2022;13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.973985>.
- [14] Elgendy Mohamed. *Deep Learning for Vision Systems*. Manning Publications; 2020.
- [15] *Software Engineering: A Practitioner's Approach*. n.d.
- [16] Manning Christopher D., Raghavan Prabhakar, Schütze Hinrich. *An Introduction to Information Retrieval*. Cambridge: 2009.
- [17] Sokolova M, Lapalme G. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Inf Process Manag* 2009;45:427–37. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002>.