

DETEKSI ULAT GRAYAK BERBASIS ESP32-CAM DAN YOLOv8

Gideon Chandra Dwinanto¹⁾, Hermanto²⁾, Muhammad Ikhsan Thohir³⁾

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik Komputer dan Desain, Universitas Nusa Putra

Corresponding Author: ¹ Gideon.chandra_ti22@nusaputra.ac.id

Article Info

Article history:

Received: Aug 07, 2026

Revised: Sep 03, 2026

Accepted: Sep 11, 2026

Published: Oct 15, 2026

Keywords:

Ulat Grayak,
Jagung,
ESP32-CAM,
YOLOv8,
Internet of Things,
Deteksi Objek.

ABSTRACT

Serangan ulat grayak (*Spodoptera frugiperda*) pada tanaman jagung merupakan permasalahan serius dalam budidaya pertanian karena indikasi awal serangan sering sulit diidentifikasi melalui pengamatan manual. Kesulitan tersebut terutama terjadi ketika larva masih berukuran kecil, berada di sela atau gulungan daun, serta memiliki warna yang menyerupai permukaan daun jagung. Kondisi ini dapat menyebabkan keterlambatan deteksi sehingga tindakan pengendalian baru dilakukan setelah kerusakan tanaman terlihat lebih jelas. Penelitian ini bertujuan untuk merancang, mengembangkan, dan menguji prototipe sistem deteksi dini ulat grayak pada daun jagung dengan mengintegrasikan ESP32-CAM, model YOLOv8n, server pemrosesan berbasis Python, serta Telegram Bot dalam arsitektur Internet of Things. Metode penelitian yang digunakan adalah Research and Development dengan model pengembangan ADDIE yang meliputi tahap analisis kebutuhan, perancangan sistem, pengembangan model dan perangkat, implementasi, serta evaluasi. Data primer diperoleh dari area pertanian di Kecamatan Baros, Kota Sukabumi, dengan jumlah 427 citra daun jagung. Dataset tersebut diproses melalui tahapan pembersihan data, anotasi bounding box, penyesuaian ukuran citra, augmentasi, serta pembagian data ke dalam subset pelatihan, validasi, dan pengujian. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model YOLOv8n memperoleh nilai precision sebesar 91,11%, recall sebesar 85,91%, dan mAP50 sebesar 91,80%. Pengujian black box menunjukkan bahwa seluruh skenario utama berjalan sesuai rancangan. Sementara itu, pengukuran latency menghasilkan waktu respons total 10 detik, dihitung sejak proses akuisisi citra hingga notifikasi diterima oleh pengguna. Nilai functional suitability mencapai 100%, yang menunjukkan bahwa fungsi pengambilan citra, pengiriman data melalui HTTP, inferensi pada server, dan notifikasi melalui Telegram telah beroperasi secara optimal. Temuan ini menegaskan bahwa pemisahan proses antara kamera portabel dan server pemrosesan dapat menjadi pendekatan praktis dalam pengembangan sistem deteksi hama berbasis visi komputer untuk mendukung pertanian cerdas.



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY SA 4.0)

1. PENDAHULUAN

Jagung (*Zea mays* L.) memiliki kedudukan strategis dalam sistem pangan dan ekonomi pertanian karena berfungsi sebagai sumber pangan sekunder, bahan baku industri pangan, serta komponen penting dalam formulasi pakan ternak. Posisi tersebut membuat stabilitas produksi jagung menjadi isu yang perlu diperhatikan secara serius, terutama karena produktivitasnya sangat dipengaruhi oleh luas panen, perubahan iklim, serta gangguan organisme pengganggu tanaman. Data Badan Pusat Statistik menunjukkan bahwa produksi jagung pipilan kering dengan kadar air 14% pada tahun 2023 mencapai 14,46 juta ton. Angka tersebut mengalami penurunan sebesar 12,50% dibandingkan tahun 2022 yang mencapai 16,53 juta ton. Pada tahun 2024, produksi jagung kembali meningkat menjadi 15,14 juta ton.

Akan tetapi, perubahan produksi dari tahun ke tahun tersebut tetap memperlihatkan bahwa jagung merupakan komoditas yang rentan terhadap tekanan ekologis dan teknis budidaya. Oleh karena itu, diperlukan sistem pemantauan lapangan yang lebih cepat, akurat, dan adaptif untuk mendukung stabilitas produksi jagung secara berkelanjutan (Barat 2025; Statistik 2023). Dalam konteks Jawa Barat, produksi jagung pada tahun 2024 tercatat sebesar 564,29 ribu ton. Kondisi ini menunjukkan bahwa gangguan produksi akibat hama tidak dapat dipahami semata-mata sebagai persoalan teknis pertanian, tetapi juga berkaitan dengan keberlanjutan pendapatan dan ketahanan ekonomi petani (Prasetyo, Sari, and Lestari 2024).

Ulat grayak jagung, yaitu *Spodoptera frugiperda*, merupakan hama invasif yang menjadi ancaman serius

dalam budidaya jagung karena mampu menyerang tanaman sejak fase vegetatif. Serangan pada fase ini umumnya terjadi pada daun muda, titik tumbuh, dan gulungan daun, sehingga dapat menghambat pertumbuhan awal tanaman serta menurunkan potensi hasil panen. Erdiansyah dan Putri (2024) menyatakan bahwa larva *S. frugiperda* dapat merusak daun pucuk, daun muda, titik tumbuh, hingga tongkol jagung. Asrini et al. (2025) juga menegaskan bahwa kerusakan pada titik tumbuh berpotensi menyebabkan kegagalan pertumbuhan tunas, terhambatnya perkembangan tanaman, dan penurunan produktivitas.

Kajian terbaru menunjukkan bahwa *S. frugiperda* telah menjadi salah satu hama penting pada pertanaman jagung di Indonesia. Pola serangannya yang dapat muncul pada berbagai fase pertumbuhan tanaman menuntut strategi pengendalian yang adaptif, responsif, dan sesuai dengan kondisi lapangan (Anintyas et al. 2024; Susanto et al. 2024). Intensitas serangan hama ini juga tidak selalu sama antarwilayah karena dipengaruhi oleh agroekosistem, umur tanaman, waktu pengamatan, cuaca, serta ketersediaan tanaman inang. Widhayasa dan Darma (2022) menemukan bahwa luas serangan *S. frugiperda* di Kabupaten Berau berkorelasi negatif dengan curah hujan dan berkorelasi positif dengan suhu maksimum. Nurkomar et al. (2026) juga menunjukkan bahwa dinamika populasi hama ini dipengaruhi oleh kondisi agroekosistem dan ketersediaan tanaman inang. Laporan serangan di Sumatera Barat, Lombok Timur, dan Kabupaten Sleman memperkuat bahwa tingkat keparahan *S. frugiperda* dapat berbeda antarwilayah, sehingga pemantauan hama perlu dilakukan secara kontekstual berdasarkan kondisi lahan setempat (Aditia and Putra 2025; Mursyidin et al. 2024; Syafria, Reflinaldon, and Nelly 2023).

Permasalahan mendasar dalam pengendalian ulat grayak jagung terletak pada keterlambatan proses identifikasi. Pada tahap awal serangan, larva umumnya berukuran kecil, memiliki warna yang relatif menyerupai permukaan daun, dan sering berada di bagian gulungan daun. Karakteristik tersebut menyebabkan keberadaan hama sulit dikenali melalui pengamatan manual. Dalam praktik lapangan, petani kerap baru menyadari adanya serangan setelah gejala kerusakan tampak lebih jelas, misalnya muncul lubang pada daun, bekas gerakan, atau kerusakan pada jaringan daun muda. Keterlambatan deteksi ini berdampak pada lambatnya pengambilan keputusan pengendalian, sehingga tindakan yang dilakukan sering kali bersifat reaktif setelah kerusakan berkembang lebih luas. Dengan demikian, kebutuhan terhadap sistem deteksi dini menjadi penting karena pengendalian yang efektif harus dimulai sejak indikasi awal serangan dapat dikenali. Sistem semacam ini diharapkan mampu membaca pola visual pada daun

dan mendeteksi keberadaan objek hama sebelum kerusakan tanaman mencapai tingkat yang lebih berat.

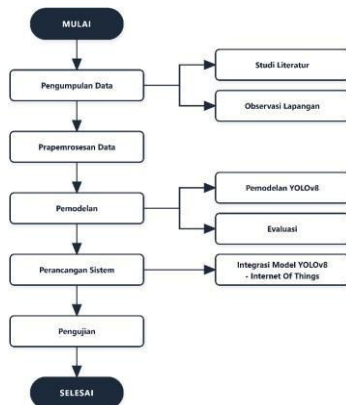
Kemajuan teknologi computer vision membuka peluang baru dalam proses identifikasi hama tanaman. Pendekatan ini memungkinkan pengamatan hama tidak lagi bergantung sepenuhnya pada kemampuan visual manusia, tetapi dapat dibantu melalui analisis citra digital. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam deteksi objek adalah YOLO karena mampu melakukan proses lokalisasi dan klasifikasi objek dalam satu tahapan inferensi. Karakteristik tersebut menjadikan YOLO relevan untuk kebutuhan deteksi objek yang menuntut kecepatan dan ketepatan. Dalam bidang pertanian, model berbasis YOLO telah diterapkan untuk mendeteksi objek, penyakit, dan gejala visual pada tanaman karena mampu menawarkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi (Badgujar, Poulouse, and Gan 2024; Hussain 2024; Ultralytics 2023). Dalam konteks penelitian informatika di Indonesia, beberapa artikel JIP Polinema juga menunjukkan bahwa YOLO memiliki relevansi kuat untuk pengembangan sistem berbasis citra. Damayanti, Prihatini, dan Wisnawa (2026) memanfaatkan deteksi objek berbasis citra untuk mengenali penyakit pada buah cabai rawit dengan keluaran berupa bounding box, kategori, dan confidence score. Nopiandi et al. (2026) mengimplementasikan YOLOv8 Nano dalam sistem pemantauan budidaya jamur tiram berbasis IoT. Sementara itu, Hanafian Alhuda, Saragih, dan Sary (2026) mengintegrasikan YOLOv8n, perangkat IoT, dan Telegram dalam sistem peringatan dini. Rangkaian temuan tersebut memperlihatkan bahwa YOLOv8n layak digunakan dalam prototipe yang membutuhkan model ringan, proses respons yang cepat, serta integrasi dengan sistem notifikasi.

Walaupun demikian, penerapan computer vision untuk deteksi hama pertanian menjadi lebih bernilai apabila tidak berhenti pada proses pelatihan model atau simulasi perangkat lunak. Sistem deteksi perlu dihubungkan dengan perangkat akuisisi citra yang dapat digunakan secara langsung di lahan. Dalam penelitian ini, ESP32 CAM dipilih karena memiliki ukuran yang ringkas, harga relatif terjangkau, mendukung konektivitas nirkabel, dan dapat digunakan sebagai perangkat pengambil citra dalam skenario Internet of Things. Akan tetapi, keterbatasan sumber daya komputasi pada mikrokontroler membuat proses inferensi model deep learning kurang ideal apabila dijalankan langsung pada perangkat tersebut. Oleh sebab itu, penelitian ini menerapkan pola split processing, yaitu ESP32 CAM berfungsi sebagai perangkat pengambil dan pengirim citra, sedangkan proses deteksi objek dijalankan pada server menggunakan YOLOv8n. Hasil deteksi selanjutnya dikirimkan kepada pengguna melalui Telegram Bot dalam bentuk gambar, label deteksi, dan nilai confidence. Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini merancang prototipe pemindai portabel yang

mengintegrasikan ESP32 CAM, server YOLOv8, dan Telegram Bot sebagai sistem peringatan dini terhadap indikasi serangan ulat grayak pada daun jagung.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan Research and Development dengan model ADDIE karena pengembangan sistem membutuhkan tahapan yang sistematis, mulai dari analisis kebutuhan hingga evaluasi. Model ini relevan karena sistem yang dibangun tidak hanya mencakup pemodelan YOLOv8n, tetapi juga integrasi perangkat keras, perangkat lunak, komunikasi data, dan notifikasi pengguna. Tahap analysis digunakan untuk mengidentifikasi kebutuhan sistem, tahap design untuk merancang arsitektur alur data, tahap development untuk melatih model dan mengembangkan skrip IoT, tahap implementation untuk mengintegrasikan seluruh komponen, serta tahap evaluation untuk mengukur performa deteksi dan kesesuaian fungsi sistem.



Gambar 1. Tahapan penelitian berbasis ADDIE

2.1 Pengumpulan dan Prapemrosesan Data

Pada tahap prapemrosesan data, citra yang telah dikumpulkan perlu disiapkan agar dapat digunakan secara optimal dalam proses pelatihan model. Tahapan ini mencakup pemeriksaan kualitas citra, pelabelan objek, penyesuaian ukuran gambar, serta augmentasi data. Augmentasi dilakukan melalui beberapa teknik, seperti flip, rotasi, dan pengaturan tingkat kecerahan. Teknik tersebut bertujuan untuk memperluas variasi data latih tanpa harus menambah jumlah citra secara langsung dari lapangan. Dalam konteks dataset lapangan yang jumlahnya terbatas, augmentasi menjadi penting karena model perlu mengenali objek dalam berbagai kemungkinan kondisi pengambilan gambar, termasuk perubahan sudut, orientasi daun, jarak kamera, dan intensitas cahaya. Dengan demikian, augmentasi tidak sekadar menjadi proses manipulasi gambar, tetapi menjadi strategi untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model

terhadap kondisi visual yang lebih beragam (Xu et al. 2023).

Tabel 1. Konfigurasi dataset dan augmentasi

Komponen	Konfigurasi
Jumlah citra awal	427 citra daun jagung
Mode proyek	Object detection dengan anotasi bounding box
Augmentasi	Flip horizontal dan vertikal, rotasi -15 derajat sampai +15 derajat, brightness -25% sampai +25%
Pembagian data	Train 92%, validation 4%, test 4%

2.2 Perancangan Sistem IoT

Arsitektur sistem dalam penelitian ini dirancang dengan menerapkan pola split processing. Dalam pola tersebut, ESP32 CAM digunakan sebagai perangkat akuisisi dan pengirim citra, sedangkan proses inferensi YOLOv8n dijalankan pada server berbasis Python. Pemisahan fungsi ini dilakukan karena mikrokontroler lebih sesuai digunakan untuk menangkap gambar dan mengirimkan data melalui jaringan, sementara deteksi objek berbasis deep learning membutuhkan sumber daya komputasi yang lebih besar. Dengan rancangan tersebut, beban pemrosesan tidak ditempatkan pada ESP32 CAM, melainkan dialihkan ke server agar proses deteksi dapat berjalan lebih stabil. Strategi ini juga mendukung pengembangan prototipe berbasis IoT yang lebih realistis untuk digunakan di lapangan karena perangkat di sisi pengguna tetap ringkas, sedangkan proses komputasi utama dilakukan pada sistem yang memiliki kapasitas lebih memadai (Hanafian Alhuda, Saragih, and Sary 2026; Systems 2025).



Gambar 2. Flowchart sistem deteksi ulat grayak

2.3 Implementasi Model YOLOv8

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah YOLOv8n. Varian ini dipilih karena merupakan versi ringan dari keluarga YOLOv8 yang dirancang untuk menjaga keseimbangan antara kecepatan inferensi dan akurasi deteksi. Karakteristik tersebut sesuai dengan kebutuhan prototipe sistem

deteksi dini yang harus mampu memberikan respons secara cepat ketika citra dikirim dari perangkat IoT menuju server. Pemilihan YOLOv8n juga mempertimbangkan efisiensi komputasi, terutama karena sistem tidak hanya melakukan deteksi objek, tetapi juga harus meneruskan hasil deteksi kepada pengguna melalui Telegram Bot. Dengan demikian, penggunaan YOLOv8n tidak hanya didasarkan pada performa algoritmik, tetapi juga pada kesesuaiannya dengan desain sistem yang menuntut integrasi antara model deteksi, perangkat akuisisi citra, dan layanan notifikasi (Hussain 2024; Nopiandi et al. 2026; Ultralytics 2023).

2.4 Evaluasi Sistem

Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik precision, recall, dan mAP50. Ketiga metrik tersebut dipilih karena umum digunakan untuk menilai kinerja model deteksi objek. Precision digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam menghasilkan prediksi positif, sehingga semakin tinggi nilainya semakin kecil kemungkinan model memberikan deteksi keliru. Recall digunakan untuk menilai kemampuan model dalam menemukan objek yang benar benar ada pada citra, sehingga metrik ini penting untuk melihat sensitivitas model terhadap keberadaan hama. Sementara itu, mAP50 digunakan untuk mengukur kualitas deteksi berdasarkan ambang intersection over union sebesar 0,50. Penggunaan ketiga metrik ini memungkinkan evaluasi dilakukan secara lebih seimbang karena model tidak hanya dinilai dari jumlah prediksi yang benar, tetapi juga dari kemampuan mendeteksi objek secara konsisten dan tepat pada lokasi yang sesuai (Damayanti, Prihatini, and Wisnawa 2026; Ultralytics 2023).

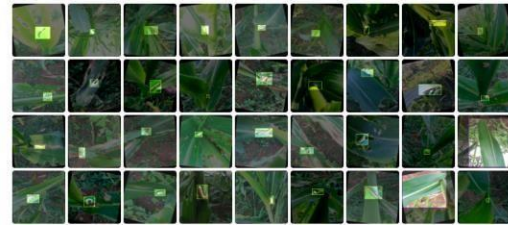
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil PraPemrosesan Dataset

Tahap prapemrosesan menghasilkan dataset yang lebih layak digunakan dalam pelatihan model YOLOv8n. Pada tahap ini, citra yang memiliki kualitas rendah, seperti gambar buram, tidak fokus, atau tidak menampilkan informasi visual yang relevan, dikeluarkan dari dataset. Langkah ini penting karena data yang tidak representatif dapat membuat model mempelajari pola visual yang keliru dan menurunkan kemampuan deteksi pada saat pengujian.

Selain pembersihan citra, proses anotasi juga menjadi bagian penting dalam pembentukan dataset. Penempatan bounding box pada area ulat grayak harus dilakukan secara cermat karena kualitas anotasi berpengaruh langsung terhadap kemampuan model dalam mengenali dan melokalisasi objek. Kesalahan dalam memberi batas objek dapat menyebabkan model memahami posisi dan bentuk hama secara tidak tepat. Dengan demikian, prapemrosesan tidak hanya berfungsi sebagai tahap teknis sebelum pelatihan, tetapi juga menjadi proses kurasi data yang menentukan bagaimana model membangun

pengetahuan visual tentang objek yang diklasifikasikan sebagai ulat grayak.



Gambar 3. Contoh variasi citra daun jagung dalam dataset

3.2 Kinerja Model YOLOv8n

Hasil pengujian menunjukkan bahwa YOLOv8n memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mendeteksi ulat grayak pada citra daun jagung. Nilai precision sebesar 91,11% menunjukkan bahwa mayoritas prediksi positif yang diberikan oleh model benar benar mengarah pada objek hama yang sesuai. Artinya, model relatif jarang memberikan deteksi keliru terhadap objek lain yang bukan ulat grayak.

Sementara itu, nilai recall sebesar 85,91% menunjukkan bahwa model masih memiliki kemungkinan melewatkan sebagian objek hama yang sebenarnya ada pada citra. Temuan ini perlu dibaca secara kritis karena dalam konteks pengendalian hama, kesalahan berupa objek hama yang tidak terdeteksi memiliki konsekuensi lebih serius dibandingkan deteksi berlebih. Hama yang luput dari sistem dapat tetap berkembang di lapangan dan berpotensi menimbulkan serangan yang lebih luas apabila tidak segera ditangani.

Tabel 2. Hasil evaluasi model deteksi

Metrik evaluasi	Nilai capaian
Precision	91,11%

Capaian mAP50 sebesar 91,80% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan lokalisasi objek yang tinggi pada ambang intersection over union 0,50. Hasil ini memperlihatkan bahwa YOLOv8n cukup relevan untuk mendeteksi objek berukuran kecil pada latar visual yang kompleks, seperti larva ulat grayak yang berada di permukaan daun jagung. Meskipun demikian, capaian tersebut perlu ditafsirkan secara hati hati. Dataset yang digunakan masih berasal dari kondisi pengambilan gambar tertentu, sehingga kemampuan model untuk bekerja secara konsisten pada lokasi berbeda, jenis kamera berbeda, intensitas cahaya yang ekstrem, atau kondisi cuaca yang tidak ideal masih perlu diuji lebih lanjut.

3.3 Implementasi Notifikasi Telegram

Sistem notifikasi dirancang agar hasil deteksi dapat diterima pengguna secara cepat tanpa perlu membuka aplikasi khusus yang dikembangkan secara terpisah. Telegram Bot digunakan sebagai media penyampaian informasi karena mampu menampilkan

gambar hasil deteksi, bounding box, label objek, dan nilai confidence dalam satu alur komunikasi yang sederhana. Dengan rancangan ini, pengguna dapat langsung melihat objek yang terdeteksi dan menilai tingkat keyakinan model terhadap hasil deteksi tersebut.

Pemilihan Telegram Bot menunjukkan bahwa desain sistem tidak hanya berorientasi pada kemampuan algoritma, tetapi juga pada kemudahan penggunaan di lapangan. Dalam konteks pertanian, kebermanfaatan sistem tidak hanya ditentukan oleh tingginya nilai akurasi model, tetapi juga oleh kecepatan dan kejelasan informasi yang diterima petani. Apabila hasil deteksi sulit dipahami atau terlalu lambat diterima, maka nilai praktis sistem akan berkurang. Oleh karena itu, integrasi dengan Telegram Bot menjadi bagian penting dalam menjembatani keluaran teknis model dengan kebutuhan pengambilan keputusan di lapangan.



Gambar 4. Desain antarmuka notifikasi Telegram

3.4 Pengujian Fungsional dan Latency

Pengujian black box dilakukan untuk memastikan bahwa fungsi utama sistem berjalan sesuai rancangan. Terdapat empat skenario pokok yang diuji, yaitu deteksi pada daun yang terindikasi terinfeksi, pemindaian pada daun sehat, koneksi perangkat ke jaringan hotspot, serta kondisi ketika koneksi terputus secara tiba-tiba. Seluruh skenario memperoleh hasil diterima. Temuan ini menunjukkan bahwa alur masukan, pemrosesan, dan keluaran sistem telah berjalan secara konsisten sesuai kebutuhan yang ditetapkan.

Hasil pengujian juga menunjukkan bahwa sistem mampu membedakan perlakuan antara daun yang terindikasi mengandung hama dan daun sehat. Pada kondisi daun sehat, sistem tidak mengirimkan notifikasi yang tidak diperlukan. Mekanisme ini penting karena dapat mencegah pengiriman pesan berulang yang tidak relevan kepada pengguna. Dengan demikian, sistem tidak hanya diuji berdasarkan kemampuannya mendeteksi hama, tetapi juga berdasarkan kemampuannya mengelola respons yang tepat terhadap kondisi tanpa deteksi.

Tabel 3. Rekapitulasi pengujian sistem

Aspek uji	Hasil
Black box	Empat skenario utama diterima
Akuisisi dan transmisi citra	3 detik
Inferensi YOLOv8n	3 detik
Notifikasi Telegram	4 detik
Total latency	10 detik
Functional suitability	100%

Total latency sebesar 10 detik menunjukkan bahwa sistem belum dapat dikategorikan sebagai sistem waktu nyata secara absolut. Namun, waktu respons tersebut masih cukup layak untuk kebutuhan pemantauan agrikultur yang bersifat mendekati waktu nyata. Dalam konteks deteksi dini hama, respons 10 detik masih dapat diterima karena tindakan pengendalian tidak menuntut respons dalam hitungan milidetik seperti pada sistem keselamatan kritis.

Sumber keterlambatan utama berada pada proses transmisi nirkabel. Artinya, performa sistem sangat dipengaruhi oleh kualitas jaringan hotspot atau MiFi yang digunakan di lapangan. Apabila jaringan tidak stabil, maka waktu pengiriman citra dan penerimaan notifikasi dapat meningkat. Meskipun demikian, nilai functional suitability sebesar 100% menunjukkan bahwa seluruh fungsi esensial sistem, mulai dari koneksi kamera, pengiriman data melalui HTTP, inferensi pada server, hingga pengiriman notifikasi kepada pengguna, telah berhasil direalisasikan secara utuh.

3.5 Pembahasan

Temuan utama dalam penelitian ini terletak pada keberhasilan mengintegrasikan visi komputer dan perangkat IoT portabel ke dalam satu alur sistem yang saling terhubung. Sistem tidak hanya menghasilkan model deteksi, tetapi juga membangun mekanisme kerja dari pengambilan citra, pengiriman data, pemrosesan model, hingga penyampaian hasil deteksi kepada pengguna. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini tidak berhenti pada aspek pemodelan, tetapi juga mencakup penerapan model ke dalam konteks penggunaan lapangan.

Nilai mAP50 yang tinggi menunjukkan bahwa YOLOv8n mampu mengenali ciri visual larva ulat grayak pada daun jagung, meskipun objek tersebut relatif kecil dan memiliki warna yang dapat menyatu dengan latar daun. Akan tetapi, performa model tidak dapat dipahami semata-mata sebagai keberhasilan arsitektur YOLOv8n. Capaian tersebut juga dipengaruhi oleh kualitas dataset, ketepatan anotasi, variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta keputusan teknis dalam tahap prapemrosesan. Dengan kata lain, model deteksi merupakan hasil dari relasi antara data, perangkat, desain sistem, dan kondisi visual lapangan.

Strategi split processing menjadi salah satu aspek teknis yang penting dalam penelitian ini. ESP32 CAM tidak dipaksa untuk menjalankan inferensi deep learning secara langsung karena perangkat tersebut

memiliki keterbatasan memori dan kemampuan komputasi. Dalam rancangan ini, ESP32 CAM diposisikan sebagai simpul akuisisi citra yang ringan, sedangkan proses deteksi dijalankan pada server yang memiliki kapasitas komputasi lebih memadai. Pendekatan ini membuat sistem lebih realistis untuk dikembangkan sebagai prototipe pertanian cerdas dengan biaya rendah.

Meskipun rancangan tersebut memiliki keunggulan dari sisi efisiensi perangkat, sistem masih memiliki ketergantungan pada koneksi nirkabel. Kualitas jaringan di lahan pertanian dapat berbeda-beda, terutama pada lokasi yang jauh dari akses internet stabil. Ketergantungan terhadap jaringan hotspot atau MiFi menjadi faktor yang perlu diperhatikan karena dapat memengaruhi kecepatan transmisi citra dan pengiriman notifikasi. Oleh karena itu, pengembangan sistem pada tahap berikutnya perlu mempertimbangkan protokol komunikasi yang lebih stabil atau alternatif konektivitas yang sesuai untuk lingkungan pertanian terbuka.

Dari perspektif implementasi pertanian, sistem ini berpotensi membantu petani melakukan identifikasi awal terhadap keberadaan ulat grayak secara lebih cepat dan terarah. Notifikasi berbasis citra dapat mengurangi ketergantungan penuh pada inspeksi manual yang sering kali baru dilakukan ketika kerusakan tanaman sudah terlihat jelas. Dengan adanya informasi visual berupa gambar, label, dan nilai confidence, petani memperoleh dasar awal untuk menentukan apakah tanaman perlu diperiksa lebih lanjut atau segera ditangani.

Namun, sistem ini tidak seharusnya diposisikan sebagai pengganti pengetahuan agronomis petani maupun penyuluh pertanian. Deteksi berbasis visi komputer tetap memiliki batas, terutama ketika berhadapan dengan kondisi lapangan yang sangat beragam. Sistem lebih tepat dipahami sebagai alat bantu keputusan awal yang perlu dikombinasikan dengan verifikasi langsung, pemantauan populasi hama, kondisi umur tanaman, serta strategi pengendalian hama terpadu. Dengan posisi tersebut, teknologi tidak menggantikan peran manusia, melainkan memperkuat kapasitas pengamatan dan respons awal di lapangan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan prototipe deteksi dini ulat grayak pada daun jagung melalui integrasi ESP32 CAM, server pemrosesan YOLOv8n, dan Telegram Bot dalam arsitektur IoT. Sistem dirancang agar ESP32 CAM berfungsi sebagai perangkat akuisisi dan pengirim citra, sementara proses deteksi dijalankan pada server menggunakan model YOLOv8n. Hasil deteksi kemudian dikirimkan kepada pengguna melalui Telegram Bot dalam bentuk gambar, label, dan nilai confidence.

Kinerja model menunjukkan hasil yang cukup kuat untuk kebutuhan deteksi objek hama pada citra daun jagung. YOLOv8n memperoleh nilai precision sebesar 91,11%, recall sebesar 85,91%, dan mAP50 sebesar 91,80%. Capaian ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali objek ulat grayak pada latar visual yang kompleks dengan tingkat ketepatan yang baik. Meskipun demikian, nilai recall yang belum mencapai 100% mengindikasikan bahwa masih terdapat kemungkinan sebagian objek hama tidak terdeteksi, sehingga pengujian lanjutan pada dataset yang lebih luas tetap diperlukan.

Integrasi sistem juga berjalan sesuai rancangan. Hal tersebut dibuktikan melalui hasil pengujian black box yang diterima pada seluruh skenario utama, total latency sebesar 10 detik, dan nilai functional suitability sebesar 100%. Hasil ini memperlihatkan bahwa fungsi utama sistem, mulai dari pengambilan citra, pengiriman data, inferensi model, hingga penyampaian notifikasi, telah berjalan secara terpadu. Dengan demikian, sistem dapat dikategorikan sebagai prototipe yang layak digunakan untuk mendukung deteksi dini hama secara mendekati waktu nyata.

Secara konseptual, penelitian ini menunjukkan bahwa deteksi hama berbasis computer vision akan lebih bermakna apabila dirancang sebagai ekosistem yang menghubungkan perangkat, data, model, jaringan, dan pengguna. Keberhasilan sistem tidak hanya ditentukan oleh performa model, tetapi juga oleh kualitas data, kejelasan alur perangkat, stabilitas komunikasi, serta kemudahan pengguna dalam menerima dan memahami hasil deteksi. Oleh karena itu, pendekatan yang mengintegrasikan visi komputer dan IoT menjadi relevan untuk mendukung pengembangan pertanian cerdas yang lebih responsif.

Untuk penelitian berikutnya, sistem perlu diuji menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih beragam, baik dari sisi lokasi, kondisi pencahayaan, umur tanaman, kualitas kamera, maupun variasi cuaca. Pengujian pada lahan pertanian berbeda juga diperlukan untuk mengetahui kemampuan generalisasi model. Selain itu, pengembangan protokol komunikasi seperti MQTT atau LoRaWAN dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan stabilitas transmisi data di area pertanian yang memiliki keterbatasan jaringan. Penambahan sensor suhu, kelembaban udara, kelembaban tanah, serta pengembangan dashboard geospasial juga dapat memperluas fungsi sistem dari sekadar deteksi objek menjadi infrastruktur pemantauan pertanian cerdas yang lebih stabil, kontekstual, dan skalabel.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aditia, A F, and I L I Putra. 2025. "Severity and Incidence of Spodoptera Frugiperda Attack on Maize Plants in Sleman District." *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia* 30(3): 581–90. doi:10.18343/jipi.30.3.581.
- [2] Anintyas, D, K N I Safitri, E Kusumawati, K Masoyogie, S R Dirmawati, T N Aeny, and R Suharjo. 2024. "Spodoptera Frugiperda: Hama Utama Pada Tanaman Jagung Dan Strategi Pengendaliannya." *Jurnal Proteksi Agrikultura* 2(1): 66–80. doi:10.23960/jpa.v2i1.66-80.
- [3] Badgular, C M, A Poulouse, and H Gan. 2024. "Agricultural Object Detection with YOLO: A Bibliometric and Systematic Literature Review." *arXiv preprint arXiv:2401.12345*. <https://arxiv.org/abs/2401.12345>.
- [4] Barat, Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa. 2025. Luas Panen Jagung Pipilan Di Jawa Barat Pada 2024 Mencapai 77,99 Ribu Hektare; Produksi Jagung Pipilan Kering Kadar Air 14 Persen Sebanyak 564,29 Ribu Ton. Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat. <https://jabar.bps.go.id>.
- [5] Damayanti, N W W, P M Prihatini, and I P O Wisnawa. 2026. "Evaluasi Kinerja Deteksi Penyakit Buah Cabai Rawit Berbasis Citra." *Jurnal Informatika Polinema* 12(3): 483–92. doi:10.33795/jip.v12i3.9826.
- [6] Hanafian Alhuda, Z, Y Saragih, and I P Sary. 2026. "Sistem Peringatan Dini Kebakaran IoT Dan YOLOv8n Untuk Deteksi Manusia." *Jurnal Informatika Polinema* 12(3): 589–600. doi:10.33795/jip.v12i3.9764.
- [7] Hussain, M. 2024. "YOLOv5, YOLOv8 and YOLOv10: The Go-to Detectors for Real-Time Vision." *arXiv preprint arXiv:2403.00001*. <https://arxiv.org>.
- [8] Mursyidin, Abdul Halim, Muhammad Qudsiah, Bambang Supeno, Vita Fitrianti, and Regina Fhathonah Insani. 2024. "DETEKSI SERANGAN HAMA INVASIF ULAT GRAYAK PADA PERTANAMAN JAGUNG LAHAN KERING DI LOMBOK TIMUR Detection of Invasive Fall Armyworm Infestation Spodoptera Frugiperda J . E . Smith (Lepidoptera : Noctuidae) on Dryland Maize Crops in East Lombok." *Seminar Nasional Perlindungan Tanaman(Snpt)* 2: 43–54.
- [9] Nopiandi, A, F R Yasin, R H Prayoga, I L Kharisma, and S Somantri. 2026. "Implementasi YOLOv8 Nano Pada Sistem Monitoring Budidaya Jamur Tiram Berbasis IoT." *Jurnal Informatika Polinema* 12(2): 245–58. doi:10.33795/jip.v12i2.8239.
- [10] Prasetyo, T, R Sari, and W Lestari. 2024. "Analisis Tren Produksi Dan Kebutuhan Jagung Nasional." *Policy Brief Pertanian, Kelautan, dan Biosains Tropika* 6(1): 749–53. doi:10.29244/agro-maritim.0601.749-753.
- [11] Statistik, Badan Pusat. 2023. Luas Panen Dan Produksi Jagung Di Indonesia 2023: Angka Sementara. Badan Pusat Statistik. <https://www.bps.go.id>.
- [12] Susanto, A, P A Leider, Y Maharani, L Rizkie, I N Bari, and S N Subakti-Putri. 2024. "Siklus Hidup Dan Kesintasan Ulat Grayak Spodoptera Frugiperda Smith (Lepidoptera: Noctuidae) Dari Beberapa Daerah Di Jawa Barat." *Jurnal Entomologi Indonesia* 21(2): 167–75. doi:10.5994/jei.21.2.167.
- [13] Syafria, S, R Reflinaldon, and N Nelly. 2023. "Distribution and Attack Rate of Spodoptera Frugiperda on Maize in Sijunjung District, West Sumatera Province." *Jurnal Proteksi Tanaman* 7(1): 12–20. doi:10.25077/jpt.v7i1.123.
- [14] Systems, Espressif. 2025. "ESP32 Series Datasheet." <https://www.espressif.com>.
- [15] Ultralytics. 2023. "YOLOv8 Documentation." <https://docs.ultralytics.com>.
- [16] Xu, M, S Yoon, A Fuentes, and D S Park. 2023. "A Comprehensive Survey of Image Augmentation Techniques for Deep Learning." *Pattern Recognition* 137: 109347. doi:10.1016/j.patcog.2023.109347.