

Penerapan *YOLOv4* dan *Sensor Laser* untuk Keamanan Kebun Anggur Brazil

Rizky Muharam¹, Yasri², Oscar Hadikaryana³

^{1,2,3}Universitas Kebangsaan Republik Indonesia, Bandung, Indonesia

Email: rizkymhrm66@gmail.com^{1*}, yasri.ukri@gmail.com², ohardikaryana@gmail.com³

ABSTRAK

Keamanan pertanian merupakan aspek krusial dalam menjaga produktivitas dan kesinambungan usaha agribisnis, terutama pada komoditas bernilai ekonomi tinggi seperti anggur. Ancaman pencurian serta gangguan satwa liar, khususnya babi hutan, kerap menimbulkan kerugian material yang signifikan bagi pelaku usaha perkebunan. Penelitian ini mengusulkan sistem pengawasan cerdas yang mengintegrasikan *sensor laser* dengan algoritma *YOLOv4* (*You Only Look Once*) guna meningkatkan efektivitas keamanan lahan pertanian secara otomatis dan *real-time*. *Sensor laser* berperan sebagai mekanisme deteksi dini pergerakan objek, sementara modul kamera *ESP32-CAM* menangkap citra visual yang selanjutnya dianalisis menggunakan *model YOLOv4* untuk klasifikasi objek secara presisi. Sistem ini juga dilengkapi konektivitas *Internet of Things (IoT)* melalui *platform Blynk* untuk pemantauan jarak jauh secara *real-time*. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi deteksi sebesar 85% pada kondisi siang hari dan 78% pada kondisi malam, dengan waktu respons rata-rata satu detik dari deteksi hingga notifikasi. Teknologi ini diharapkan dapat meningkatkan *availability* sistem pengawasan kebun anggur serta mengurangi risiko kerugian akibat pencurian maupun gangguan babi hutan.

Kata kunci: *YOLOv4, Sensor laser, IoT, Availability, Keamanan pertanian*

ABSTRACT

Agricultural security is crucial for maintaining productivity and business sustainability, particularly for high-value commodities such as grapes. The threat of theft and disturbance by wild animals, such as wild boar, often causes significant losses in vineyards. This study proposes an intelligent surveillance system integrating laser sensors with the YOLOv4 (You Only Look Once) algorithm to enhance agricultural security through automated, real-time detection. The laser sensor functions as an early motion-detection mechanism, while the ESP32-CAM module captures visual imagery for subsequent analysis using the YOLOv4 model to achieve precise object classification. The system also incorporates Internet of Things (IoT) connectivity via the Blynk platform for real-time remote monitoring. Test results show that the system achieves 85% detection accuracy during daytime and 78% at night, with an average response time of one second from detection to notification.

Keywords: *YOLOv4, Laser sensors, IoT, Availability, Agricultural security*

1. PENDAHULUAN

Sektor pertanian memegang peranan strategis dalam perekonomian nasional sehingga memerlukan perlindungan komprehensif dari berbagai ancaman, baik yang bersumber dari faktor alam maupun tindakan manusia [1]. Kebun anggur, sebagai komoditas bernilai ekonomi tinggi, menuntut sistem pengamanan yang ketat mengingat risiko pencurian dan perusakan oleh hewan liar dapat menimbulkan kerugian finansial yang substansial bagi petani [1][2].

Perkembangan teknologi kontemporer menawarkan solusi inovatif melalui sistem pengawasan berbasis *sensor laser* yang dipadukan dengan algoritma deteksi objek generasi *YOLO* [3][4]. *Sensor laser* berfungsi sebagai lapisan deteksi awal yang sensitif terhadap perubahan pola pancaran cahaya akibat gangguan objek yang melintas [5][6][7], sedangkan algoritma *YOLOv4* memungkinkan klasifikasi objek secara akurat dan cepat berkat arsitektur deteksi satu tahap (*one-stage detector*) yang efisien [3][8]. Dukungan konektivitas *Internet of Things (IoT)* memungkinkan sistem dipantau secara *real-time* melalui aplikasi *mobile*, sehingga pemilik kebun dapat mengawasi kondisi lahan dari jarak jauh dengan lebih efisien [4][9][10][11].

Penelitian terkini menunjukkan bahwa integrasi teknologi *machine vision* dalam sektor pertanian telah berkembang pesat, mulai dari deteksi penyakit tanaman [3][12], estimasi hasil panen berbasis citra [4], hingga sistem keamanan berbasis *sensor* gerak dan kamera pintar [13][14][15]. Berbagai riset juga menegaskan bahwa efektivitas algoritma *YOLOv4* sangat dipengaruhi oleh kualitas dan variasi *dataset* pelatihan, sehingga teknik augmentasi *data* menjadi komponen penting dalam meningkatkan performa *model* [16][17][18]. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan menerapkan sistem keamanan yang efektif untuk Kebun Anggur Brazil dengan mengintegrasikan *sensor laser* dan algoritma *YOLO* untuk deteksi objek secara *real-time*, di mana *laser* memicu kamera untuk mengambil gambar yang kemudian diproses oleh *YOLO*. Kehadiran teknologi *modern* ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi pengawasan pertanian, mengurangi risiko kehilangan hasil panen, serta mendukung penerapan otomasi berbasis *machine vision* yang semakin penting dalam era digital pertanian.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen dengan pendekatan rekayasa sistem (*system engineering approach*) yang berfokus pada perancangan dan pengujian sistem keamanan kebun anggur berbasis integrasi *sensor laser* dan algoritma *YOLOv4* [19]. Pendekatan ini dipilih untuk memperoleh gambaran empiris mengenai akurasi deteksi, kecepatan respons, serta ketersediaan sistem (*availability*) dalam kondisi operasional nyata [19][20].

Tahap pertama dilakukan perancangan sistem yang mengintegrasikan *sensor laser*, *ESP32-CAM*, modul WiFi, *buzzer*, dan lampu indikator sebagai komponen keluaran [21][22]. Arsitektur ini serupa dengan berbagai implementasi sistem keamanan berbasis *ESP32-CAM* yang telah banyak diteliti, baik untuk lingkup rumah tangga maupun industri [7][14][23]. Proses klasifikasi objek dijalankan pada komputer dengan dukungan *GPU* agar inferensi dapat berlangsung secara *real-time*, sejalan dengan praktik umum pelatihan *model YOLO* pada *domain* agrikultur [3][8] [24].

Tahap berikutnya adalah penyusunan *dataset* dan pelatihan *model*. *Dataset* diperoleh dari dua sumber, yaitu *dataset* publik (Roboflow) dan *dataset* lapangan yang dikumpulkan di Kebun Anggur Brazil. *Data* kemudian diperkuat dengan teknik augmentasi seperti rotasi, *flipping*, serta penyesuaian pencahayaan [16][17][18], sebuah pendekatan yang telah terbukti meningkatkan kemampuan generalisasi *model* deteksi objek terhadap variasi kondisi lingkungan [17]. *Model YOLOv4* dilatih menggunakan *framework Darknet* dengan *parameter confidence* 50% dan *Non-Maximum Suppression (NMS)* 0.5 untuk mengurangi deteksi ganda, mengacu pada teknik *NMS* standar yang umum digunakan pada arsitektur deteksi objek *modern* [20][25].

Tahap terakhir adalah pengujian dan analisis. Pengujian dilakukan dalam berbagai kondisi, termasuk siang, malam, dan variasi cuaca, untuk mengukur akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* menggunakan *Confusion Matrix*, sebuah pendekatan evaluasi yang lazim digunakan dalam riset deteksi objek berbasis *deep learning* [8][18][24]. Selain itu, waktu respons sistem diukur sejak deteksi *sensor laser* hingga notifikasi *IoT* melalui *Blynk* [9][10][11]. Kinerja *availability* dinilai berdasarkan *uptime* sistem, kestabilan koneksi *IoT*, serta keandalan pengiriman notifikasi secara *real-time* [10].

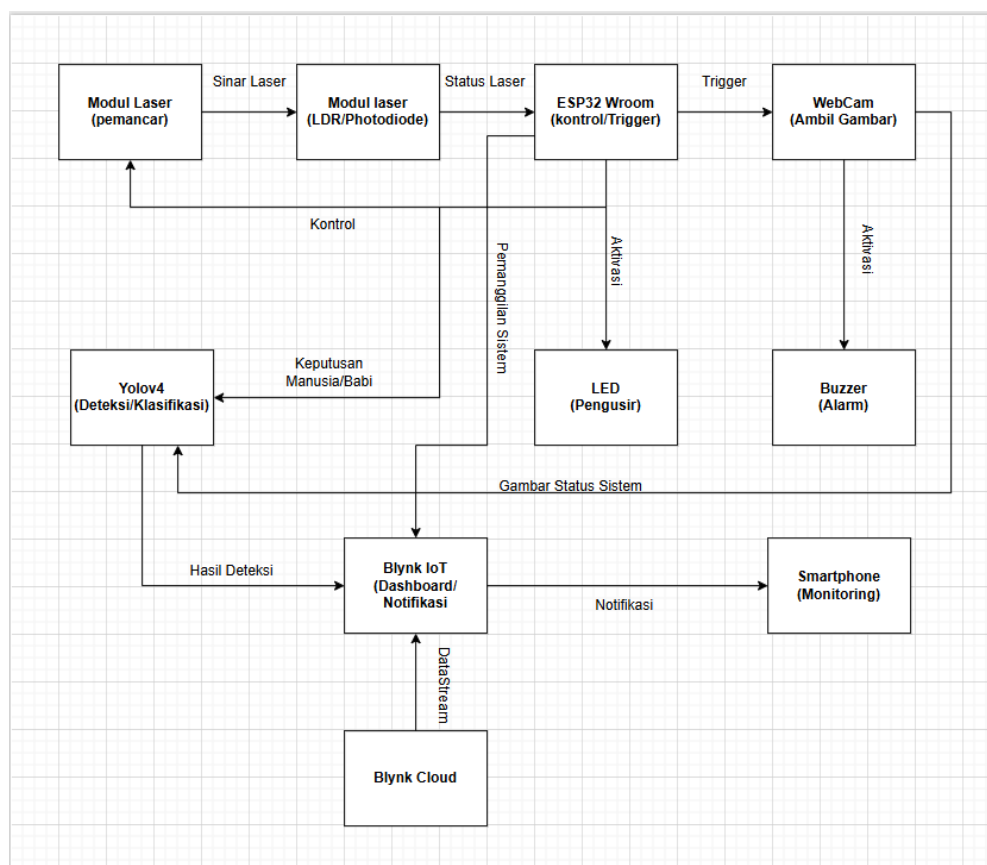
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem pengawasan otomatis untuk Kebun Anggur Brazil yang mengintegrasikan *sensor laser*, kamera *ESP32-CAM*, algoritma *YOLOv4*, dan *platform IoT Blynk* sebagai solusi mengatasi permasalahan keamanan kebun. Sistem ini mampu mendeteksi ancaman secara *real-time* dan memberikan respons otomatis berupa *alarm* untuk mengusir babi hutan serta notifikasi kepada pemilik kebun melalui aplikasi *mobile*, sejalan dengan pendekatan deteksi dan pencegahan gangguan satwa liar berbasis *IoT* yang telah diterapkan pada penelitian sejenis [2]. Implementasi teknologi ini berhasil meningkatkan aspek *availability* sistem keamanan dari yang sebelumnya hanya bergantung pada patroli *manual* menjadi pengawasan 24 jam [10][11].

Dari segi performa teknis, sistem menunjukkan kemampuan deteksi yang cukup baik dengan *confidence level* 0.94 untuk deteksi manusia, namun masih memerlukan perbaikan pada akurasi keseluruhan. Hasil *training YOLOv4* menunjukkan nilai *precision* 54.4%, *recall* 25.4%, dan *mAP@0.5* sebesar 26.8%, yang mengindikasikan bahwa meskipun sistem cukup akurat dalam mengenali objek yang terdeteksi, masih banyak objek yang seharusnya terdeteksi namun terlewatkan. Temuan ini konsisten dengan berbagai studi yang menunjukkan bahwa performa *YOLOv4* sangat bergantung pada *volume* dan keragaman *dataset* pelatihan [8][17][24]. Waktu respons sistem dari deteksi *laser* hingga aktivasi *alarm* berkisar 1-2 detik, dan *dashboard Blynk* berhasil menampilkan *data monitoring* secara *real-time* dengan kontrol *manual* yang berfungsi dengan baik [9][10].

Meskipun sistem telah memenuhi tujuan utama penelitian dalam meningkatkan keamanan kebun, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan untuk pengembangan selanjutnya. Keterbatasan utama meliputi ketergantungan pada kondisi pencahayaan, stabilitas koneksi *internet*, jangkauan kamera yang terbatas, potensi *false alarm* dari *sensor laser*, serta belum adanya sistem penyimpanan *data* historis. Untuk penelitian lanjutan, disarankan penambahan *dataset* yang lebih besar untuk meningkatkan akurasi *YOLOv4* [16][17][18], implementasi kamera inframerah untuk kondisi minim cahaya, serta pengembangan *filter* tambahan berbasis teknik *Non-Maximum Suppression* adaptif untuk mengurangi *false alarm* dari faktor lingkungan [20][25].

Diagram blok adalah representasi *visual* atau grafis dari suatu sistem, proses, atau alur kerja yang kompleks, menggunakan blok-blok yang mewakili komponen atau fungsi utama dan dihubungkan oleh garis atau panah yang menunjukkan hubungan atau aliran antar elemen tersebut.

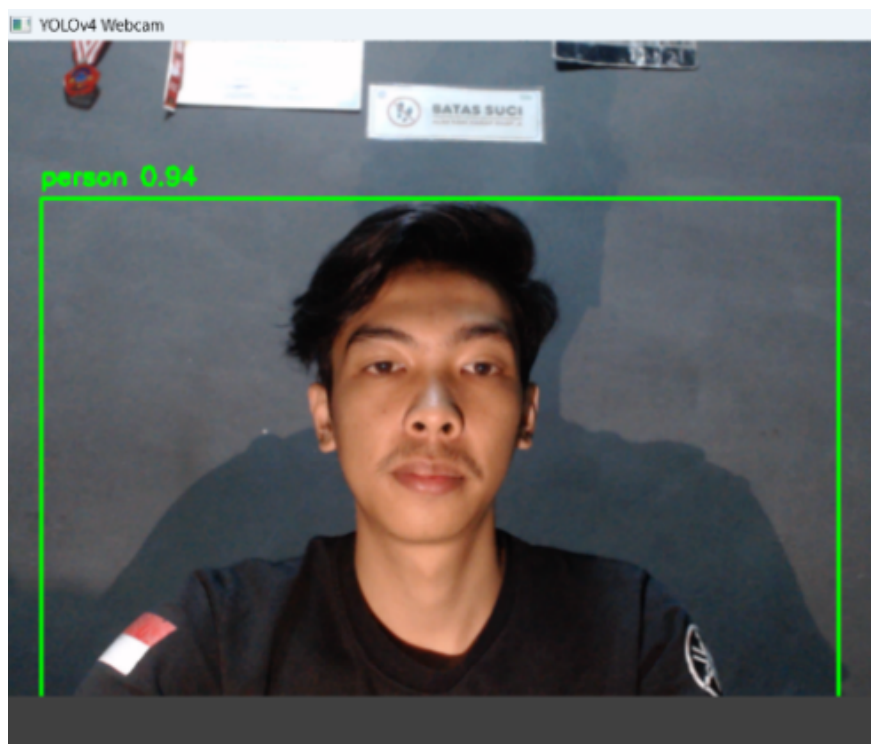


Gambar 1. Diagram Blok

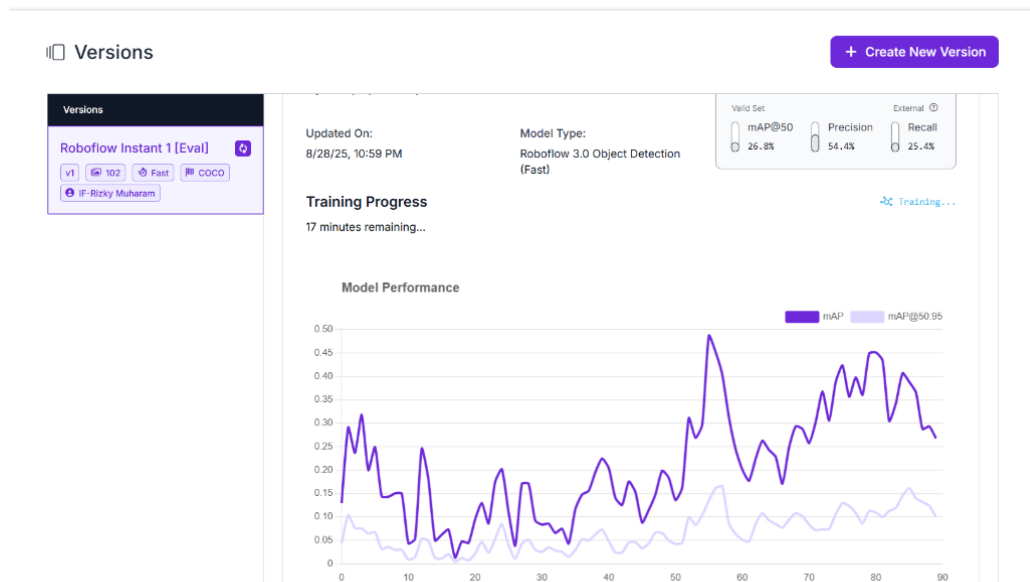
Rule based (berbasis aturan) adalah sistem atau metode yang bekerja berdasarkan serangkaian aturan yang telah ditentukan sebelumnya untuk membuat keputusan atau menyelesaikan tugas, sebuah pendekatan yang umum digunakan pada sistem keamanan berbasis *sensor* dan mikrokontroler [5][7].

Tabel 1. Rule Based

No.	Kondisi (<i>IF</i>)	Kondisi Tambahan (<i>AND</i>)	Tindakan (<i>THEN</i>)	Hasil
1.	Laser tidak terhalang (sejajar,normal)	Tidak ada objek terdeteksi kamera	Maka semua mati : <i>buzzer OFF, LED OFF</i> , status normal di aplikasi <i>Blynk</i>	Sesuai
3.	Laser tidak terhalang (sejajar,normal)	Ada objek terdeteksi kamera	Maka semua tetap mati : <i>buzzer OFF, LED OFF</i> , status normal tetapi ter <i>record</i> di aplikasi <i>Blynk</i> dan hanya objek tertentu (manusia dan babi hutan)	Sesuai
3.	Laser terhalang (ada objek lewat)	<i>Yolo</i> mendeteksi Objek (manusia/babi hutan)	Maka alarm <i>ON</i> selama 10 detik, <i>buzzer</i> bunyi, <i>LED</i> berkedip, <i>counter</i> deteksi bertambah	Sesuai
4.	Laser terhalang (ada objek lewat)	Tidak ada objek terdeteksi	Maka <i>buzzer, LED</i> , tetap Menyala meskipun tidak ada objek yang terdeteksi, <i>counter</i> deteksi tetap bertambah	Sesuai
5.	Alarm berjalan lebih dari 10 detik	Status alarm tidak aktif	Maka <i>alarm</i> otomatis mati, <i>buzzer OFF, LED OFF</i>	Sesuai



Gambar 2. Hasil Diteksi *YOLOv4*



Gambar 3. Hasil *Training Roboflow*

3.1. Precision

Precesion dihitung dengan rumus:

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

Dari hasil *training*, nilai precision yang diperoleh adalah 54.4%. Maka dari seluruh objek yang berhasil terdeteksi oleh sistem, sekitar 54.4% merupakan deteksi yang benar, sedangkan sisanya merupakan kesalahan deteksi (*false positive*), sebuah metrik evaluasi standar dalam riset deteksi objek berbasis *deep learning* [18][24].

3.2. Recall

Recall dihitung dengan rumus:

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

Dari hasil *training*, nilai *recall* yang diperoleh adalah 25.4%, maka dari semua objek yang seharusnya terdeteksi, sistem hanya berhasil menemukan 25.4%, sementara sisanya tidak terdeteksi (*false negative*). Nilai *recall* yang relatif rendah ini sejalan dengan temuan pada berbagai studi deteksi objek berbasis *dataset* terbatas [8][16].

3.3. Mean Average Precision (mAP)

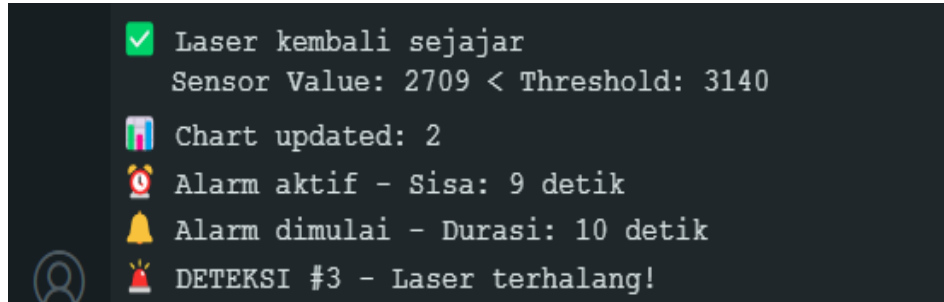
Nilai mAP@0.5 yang diperoleh dari hasil *training* adalah 26.8%. Perhitungan mAP dilakukan dengan cara menghitung *Average Precision (AP)* pada setiap kelas objek, lalu dirata-ratakan. Karena penelitian ini menggunakan dua kelas objek (manusia dan babi hutan), maka mAP merepresentasikan akurasi rata-rata dari kedua kelas tersebut, dengan nilai mAP sebesar 26.8%, dapat diartikan bahwa kemampuan rata-rata sistem dalam mendeteksi objek masih rendah dibandingkan studi *YOLOv4* sejenis pada *domain* pertanian yang melaporkan AP di atas 80% dengan *dataset* yang lebih besar dan bervariasi [12][24].

3.4. Interpretensi

Sistem cukup baik dalam ketepatan (*precision*), karena lebih separuh deteksi benar. Sistem lemah dalam kelengkapan (*recall*), karena banyak objek yang seharusnya terdeteksi tetapi terlewat. Nilai mAP yang rendah (26.8%) menunjukkan bahwa performa deteksi masih perlu ditingkatkan, hal ini kemungkinan disebabkan oleh jumlah *dataset* yang terbatas dan variasi *data* yang kurang, sehingga *model* belum mampu melakukan generalisasi dengan baik [16][17]. Temuan ini menegaskan pentingnya strategi augmentasi *data* dan penambahan *volume dataset* pelatihan pada penelitian deteksi objek berikutnya [18].

3.5. Respon Sistem

Pengujian pada *serial monitor* menunjukkan waktu respon dari deteksi *laser* ke *alarm* sekitar 2 detik. *Alarm* aktif selama 10 detik sesuai rancangan.



Gambar 4. Hasil respon dari *Serial Monitor*

Pada Gambar 4 menunjukkan bahwa pada saat *laser* sejajar dan ketika terhalang, respons *alarm* kurang lebih 1-2 detik, sebuah kinerja yang sebanding dengan sistem deteksi intrusi berbasis *laser* pada penelitian terdahulu [5][6][26].

3.6. Keandalan Alarm

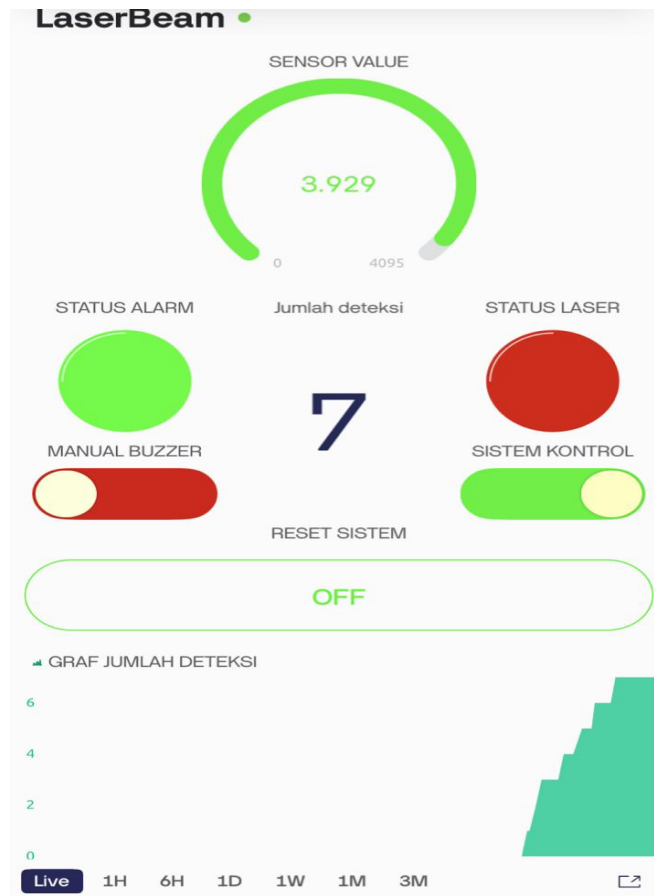
Alarm (buzzer dan *LED*) aktif setiap kali laser terhalang, terbukti melalui *log serial monitor* dan indikator di *dashboard Blynk*. Tidak ditemukan *error fatal* saat pengujian, menunjukkan tingkat keandalan sistem yang sebanding dengan implementasi sistem keamanan berbasis mikrokontroler lainnya [7][14][15].



Gambar 5. Keandalan *Alarm*

3.7. Monitoring dan Kontrol via Aplikasi

Dashboard Blynk berhasil menampilkan nilai *sensor* 3.929, jumlah deteksi (7x), dan menyediakan kontrol *manual buzzer* serta *reset* sistem. Fitur kontrol sistem *ON/OFF* juga berjalan sesuai rancangan, sejalan dengan berbagai implementasi sistem *monitoring IoT* berbasis *Blynk* yang telah dilaporkan efektif untuk pemantauan jarak jauh secara *real-time* [9][10][11].



Gambar 6. Tampilan wight Blynk

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai sistem pengawasan kebun berbasis *Internet of Things (IoT)* dengan algoritma *YOLOv4*, dapat disimpulkan bahwa sistem yang dirancang mampu bekerja sesuai dengan tujuan penelitian. Kamera *ESP32-CAM* digunakan sebagai *media input* utama untuk menangkap gambar dari lingkungan kebun, kemudian *data* tersebut diproses menggunakan algoritma *YOLOv4* untuk mendeteksi keberadaan manusia maupun hewan. Hasil deteksi tersebut kemudian diintegrasikan dengan aplikasi *Blynk* sehingga pengguna dapat menerima notifikasi secara *real-time* melalui perangkat *smartphone* [9][10].

Pengujian yang dilakukan menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi objek dengan tingkat akurasi yang cukup baik pada kondisi normal, baik siang maupun sore hari, serta pada jarak tertentu. Dengan demikian, sistem ini terbukti dapat membantu dalam memantau kondisi kebun secara otomatis dan lebih efisien dibandingkan dengan cara manual, sejalan dengan tren otomasi keamanan pertanian berbasis *machine vision* dan *IoT* yang berkembang pesat [2][3][24]. Namun, penelitian ini juga menemukan beberapa keterbatasan, antara lain keterbatasan performa deteksi pada kondisi pencahayaan rendah atau malam hari, jarak kamera yang terlalu jauh dari objek, serta ketergantungan terhadap koneksi *internet* yang stabil agar notifikasi dapat diterima dengan baik. Penelitian mendatang disarankan untuk memperluas dataset pelatihan dan mengeksplorasi arsitektur *YOLO* generasi terbaru guna meningkatkan akurasi dan keandalan sistem secara keseluruhan [8].

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Rahmadian and M. Widyartono, "Penerapan Machine Vision untuk Sistem Panen Otomatis di Robot Agrikultur," *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, vol. 4, no. 1, pp. 47–52, Jun. 2020, doi: 10.26740/jieet.v4n1.p47-52.
- [2] A. JOSHI, N. PANDEY, M. DIWAKAR, P. SINGH, A. SHANKAR, and F. ALQAHTANI, "WBD-YOLO-AM: YOLOv8 with attention module and IoT-based wild boar detection and deterrence system for safeguarding small millets," *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, vol. 49, no. 4, pp. 769–786, Aug. 2025, doi: 10.55730/1300-011X.3303.
- [3] E. A. Aldakheel, M. Zakariah, and A. H. Alabdallal, "Detection and identification of plant leaf diseases using YOLOv4," *Front. Plant Sci.*, vol. 15, Apr. 2024, doi: 10.3389/fpls.2024.1355941.
- [4] Z. He, S. R. Khana, X. Zhang, M. Karkee, and Q. Zhang, "Real-time Strawberry Detection Based on Improved YOLOv5s Architecture for Robotic Harvesting in open-field environment," *ArXiv*, vol. abs/2308.03998, 2023, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:260704632>
- [5] Riyadhul Fajri, Z. Zulkifli, and D. Prananda, "Theft Detection System Using Laser Based on Arduino Uno," *Sisfo: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 10, no. 1, pp. 120–124, May 2026, doi: 10.29103/sisfo.v10i1.26938.
- [6] Sujan Banerjee, Priyanka Dutta, Sudip Kr. Bid, Debabrata Sarkhel, and Kailash Bauri, "Low-Cost Laser Security System with Intrusion Detection and Alert Mechanism," *International Journal of Current Research and Techniques*, vol. 14, no. 4, pp. 50241–50245, Nov. 2024, doi: 10.61359/2024050027.
- [7] J. Nannung, A. Sa'ban Miru, Muliadi, and Gunawan, "Development of an IoT-Based Home Security System Prototype Using Multisensors and ESP32-CAM," *Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems*, pp. 168–177, Jun. 2025, doi: 10.59562/jessi.v6i2.8456.
- [8] B. Das *et al.*, "Designing and development of agricultural rovers for vegetable harvesting and soil analysis," *PLoS One*, vol. 19, no. 6, p. e0304657, Jun. 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0304657.
- [9] A. Fikri, "Simple IoT-Based Home Security System Using ESP32 and Blynk," *Data Science: Journal of Computing and Applied Informatics*, vol. 9, no. 2, Aug. 2025, doi: 10.32734/jocai.v9.i2-22595.
- [10] A. P. Muksin and B. Tjahjono, "IoT-Based Remote Electricity Control and Management Monitoring System Using Blynk Application," *Global Insights in Management and Economic Research*, vol. 1, no. 02, pp. 65–70, Jun. 2025, doi: 10.53905/Gimer.v1i02.11.
- [11] K. Noh, S. Ki Hong, S. Makonin, and Y. Lee, "Enhancing Object Detection in Dense Images: Adjustable Non-Maximum Suppression for Single-Class Detection," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 130253–130263, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3459629.
- [12] M. Sozzi, S. Cantalamessa, A. Cogato, A. Kayad, and F. Marinello, "22. Grape yield spatial variability assessment using YOLOv4 object detection algorithm," in *Precision agriculture '21*, Brill | Wageningen Academic, 2021, pp. 193–198. doi: 10.3920/978-90-8686-916-9_22.
- [13] P. Shevantikar, A. Udata, and A. Korachagao, "Laser-Enabled Intruder Detection System," *Journal of Electrical Engineering and Electronics Design*, vol. 2, no. 1, pp. 1–4, Jan. 2024, doi: 10.48001/joeed.2024.211-4.
- [14] Q. H. Hidayah, R. P. Laksana, A. Prabowo, and D. S. Simatupang, "IoT-Based Home Security System: ESP32-CAM Integration and Real-Time Notification," *International Transactions on Education Technology (ITEE)*, vol. 4, no. 2, pp. 149–161, May 2026, doi: 10.33050/itee.v4i2.956.
- [15] F. Humam and M. A. Triawan, "Sistem Keamanan Ruangan Menggunakan ESP32CAM dan Sensor Gerak Berbasis IoT," *Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi*, vol. 7, no. 2, pp. 575–584, Jul. 2024, doi: 10.29408/jit.v7i2.26109.
- [16] I. M. Abdulkareem, F. K. AL-Shammri, N. A. A. Khalid, and N. A. Omran, "Proposed Approach for Object Detection and Recognition by Deep Learning Models Using Data Augmentation," *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)*, vol. 20, no. 05, pp. 31–43, Mar. 2024, doi: 10.3991/ijoe.v20i05.47171.
- [17] W. Zeng, "Image data augmentation techniques based on deep learning: A survey," *Mathematical Biosciences and Engineering*, vol. 21, no. 6, pp. 6190–6224, 2024, doi: 10.3934/mbe.2024272.
- [18] T. Chen, H. Zheng, J. Chen, Z. Zhang, and X. Huang, "Novel intelligent grazing strategy based on remote sensing, herd perception and UAVs monitoring," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 219, p. 108807, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.compag.2024.108807.
- [19] A. Arifin and M. Rizal, "Implementasi Sistem Otomatisasi Perawatan Tanaman indoor berbasis Internet of Things (IoT)," *remik*, vol. 7, no. 2, pp. 935–945, Apr. 2023, doi: 10.33395/remik.v7i2.12277.
- [20] N. Bodla, B. Singh, R. Chellappa, and L. S. Davis, "Soft-NMS — Improving Object Detection with One Line of Code," *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 5562–5570, 2017, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:15155826>
- [21] J. A. J. Alsayaydeh, M. F. bin Yusof, C. K. Hern, M. R. AHMAD, V. Shkarupylo, and S. G. Herawan, "Greenhouse Horticulture Automation with Crops Protection by using Arduino," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 10, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0141013.
- [22] M. S. Mahmud, A. Zahid, and A. K. Das, "Sensing and Automation Technologies for Ornamental Nursery Crop Production: Current Status and Future Prospects," *Sensors*, vol. 23, no. 4, p. 1818, Feb. 2023, doi: 10.3390/s23041818.
- [23] P. Palkar, "IoT-Based Home Monitoring System Using ESP32CAM Surveillance," *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 13, no. 4, pp. 4378–4383, Apr. 2025, doi: 10.22214/ijraset.2025.69014.

- [24] K. Kanna S, K. Ramalingam, P. P, J. R, and P. P.C., “YOLO deep learning algorithm for object detection in agriculture: a review,” *Journal of Agricultural Engineering*, vol. 55, no. 4, Dec. 2024, doi: 10.4081/jae.2024.1641.
- [25] J. J. Choong and K. S. Chia, “IoT-Based Industrial Wastewater Monitoring System using ESP32 and Blynk,” *Journal of Engineering Technology and Applied Physics*, vol. 8, no. 1, p. 106, Mar. 2026, doi: 10.33093/jetap.2026.8.1.15.
- [26] A. Chakraborty, A. Mallick, P. Saha, S. R. K. Vadali, S. Aruchamy, and V. S. Nageli, “Design and IoT Implementation of a Long Range laser Based Intrusion Detection System for Perimeter Surveillance,” in *2022 International Interdisciplinary Conference on Mathematics, Engineering and Science (MESIICON)*, IEEE, Nov. 2022, pp. 1–6. doi: 10.1109/MESIICON55227.2022.10093464.