

Deteksi Objek Tanaman Tomat Dan Hama Tanaman Menggunakan YOLO-v9

^{1*}Diah Gusmia Maliana, ²Resty Wulanningrum, ³Siti Rochana

^{1, 2, 3}Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *¹diahgusmia08@gmail.com, ²restyw@unpkdr.ac.id, ³sitirochana@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Diah Gusmia Maliana

Abstrak— Tomat (*Solanum lycopersicum* L.) merupakan tanaman yang banyak ditanam di dunia karena gizinya yang tinggi dan memungkinkan produksi di sepanjang tahun. Meskipun demikian, tomat merupakan tanaman yang rentan mengalami kerusakan sehingga mengurangi produktivitas dan akan menyebabkan kerugian apabila tidak segera ditangani, penyebab dari kerusakan tanaman tomat itu sendiri diantaranya adalah penyakit dan hama serangga. Hama ulat dan belalang merupakan hama yang umum ditemui pada tanaman tomat dimana apabila hama tersebut tidak segera diatasi maka akan menyebabkan kerusakan pada tanaman. Untuk membantu mengidentifikasi adanya hama sekaligus mengenali bagian-bagian tanaman tomat diperlukan bantuan teknologi yakni *computer vision*. Pada penelitian ini *computer vision* akan digunakan untuk mendeteksi bagian-bagian tanaman tomat serta tingkat kematangan buah tomat yakni *unripe tomato*, *semi ripe tomato*, dan *ripe tomato*. Sebanyak 368 dataset kemudian dibagi menjadi 3 bagian yakni *train set* sebanyak 70%, *valid set* sebanyak 20%, dan *test set* sebanyak 10%. Pengujian menggunakan model YOLO-v9e mendapatkan hasil dengan performa terbaik pada kelas *grasshopper* dan *caterpillar*, serta mendapatkan performa yang cukup baik pada kelas *ripe tomato*, *semi_ripe tomato*, dan *unripe tomato*, dan mendapatkan performa terendah pada kelas *stem* dan *leaf*.

Kata Kunci— *Computer Vision*, Hama, Tomat

Abstract— Tomatoes (*Solanum lycopersicum* L.) are widely cultivated around the world due to their high nutritional value and ability to be produced year-round. However, tomatoes are vulnerable to damage, which reduces productivity and can result in losses if not addressed promptly. The causes of damage to tomato plants include diseases and insect pests such as insects. Caterpillars and grasshoppers are common pests found on tomato plants, and if these pests are not addressed promptly, they can cause damage to the plants. To assist in identifying the presence of pests and recognizing the parts of tomato plants, technological assistance is required, specifically *computer vision*. In this study, *computer vision* will be used to detect the parts of tomato plants and the ripeness level of tomato fruits, namely *unripe tomatoes*, *semi-ripe tomatoes*, and *ripe tomatoes*. A total of 368 datasets were then divided into three parts: a train set of 70%, a validation set (20%), and test set (10%). Testing using the YOLO-v9e model yielded the best performance in the *grasshopper* and *caterpillar* classes, as well as fairly good performance in the *ripe tomato*, *semi_ripe tomato*, and *unripe tomato* classes, and the lowest performance in the *stem* and *leaf* classes.

Keywords— *Computer Vision*, *Pests*, *Tomatoes*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Tomat (*Solanum lycopersicum* L.) [1] merupakan tanaman yang banyak ditanam di dunia [2] karena gizinya yang tinggi [3] dan memungkinkan produksi di sepanjang tahun [4]. Tomat merupakan sumber fitokimia dan nutrisi yang baik seperti likopen, kalium, zat besi, folat, dan vitamin C [5], [6] K1, B2 dan B9, kalium, tembaga, besi, dan fosfor [6]. Tomat juga memiliki

kandungan antioksidan lain, seperti beta-karoten, dan senyawa fenolik, seperti flavonoid, asam hidroksisinamat, klorogenat, asam homovanilat, dan asam ferulat [6], [7]. Meskipun demikian, tomat secara signifikan merupakan tanaman yang rentan mengalami kerusakan sehingga mengurangi produktivitas dan akan menyebabkan kerugian apabila tidak segera ditangani, penyebab dari kerusakan tanaman tomat itu sendiri diantaranya adalah penyakit dan hama serangga [8], [9].

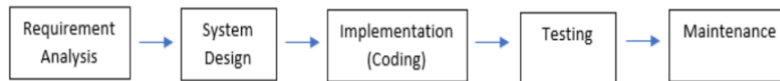
Hama mempengaruhi hasil dan kualitas produksi pertanian secara serius, menyebabkan kerugian ekonomi yang sangat besar, serta mengurangi ketahanan pangan di dunia [10], [11]. Belalang merupakan jenis hama yang menyerang pada tanaman tomat [12]. Belalang dianggap sebagai hama utama di seluruh dunia, sejak peradaban manusia belalang telah menyebabkan kerusakan besar pada tanaman dan produksi pertanian [11], [13]. Selain belalang, ulat juga merupakan hama serangga perusak tanaman tomat yang paling umum dijumpai [14]. Kehadiran hama ulat tersebut menjadi sangat merugikan karena terdapat salah satu jenis ulat yang langsung menyerang pada daun secara berkelompok pada malam hari, sedangkan pada siang hari tidak ditemukan keberadaan dari ulat tersebut [15]. Kedua hama tersebut tentunya akan sangat merugikan bagi petani apabila tidak segera ditangani. Untuk membantu mengidentifikasi keberadaan hama sekaligus mengenali bagian-bagian tanaman tomat, diperlukan bantuan teknologi terbaru yang disebut *computer vision*.

Computer vision adalah salah satu teknologi yang memungkinkan komputer mampu melihat serta mengenali objek seperti manusia pada umumnya [16]. Pada penelitian sebelumnya, Muhammad Miftahul Huda melakukan penelitian menggunakan YOLO-v11 dalam mendeteksi tingkat kematangan buah mangga menunjukkan model dapat mendeteksi buah mangga matang dengan akurasi 100% dan mangga yang belum matang dengan akurasi 68% dengan kesalahan prediksi senilai 10%. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa performa YOLO-v11 cukup baik untuk mendeteksi tingkat kematangan buah mangga [17]. Selanjutnya pada penelitian yang dilakukan oleh Hoang-Tu Vo pada tahun 2024 dalam mendeteksi tingkat kematangan tomat menggunakan YOLO-v9 memperoleh hasil Presisi sebesar 85%, *Recall* 83%, dan mAP50 88% menunjukkan bahwa performa YOLO-v9 cukup baik dalam mendeteksi tingkat kematangan buah tomat [18]. Demikian pula pada penelitian yang berjudul Model Deteksi dan Penghitungan Kematangan Tomat Berdasarkan MHSA-YOLOv8 yang dilakukan oleh Ping Li pada tahun 2023 mendapatkan hasil Presisi 99%, *Recall* 96%, *F1-score* 97%, dan mAP50 91% menunjukkan bahwa MHSA-YOLOv8 memiliki performa yang sangat baik dalam mendeteksi kematangan tomat [19].

Pada penelitian ini *computer vision* akan digunakan untuk mendeteksi bagian-bagian tanaman tomat serta tingkat kematangan buah tomat yakni *unripe tomato*, *semi ripe tomato*, dan *ripe tomato* (tomat mentah, tomat mengkal, dan tomat matang) untuk mengembangkan penelitian sebelumnya dimana pada penelitian sebelumnya kebanyakan hanya mendeteksi tingkat kematangannya saja.

II. METODE

Metode yang digunakan salah satu model SDLC (*Software Development Life Cycle*) yakni model *waterfall* atau air terjun. Model *waterfall* merupakan salah satu model yang sering digunakan atau sering disebut dengan model regular atau siklus hidup klasik, menggunakan pendekatan sistematis dan berurutan, mulai dari tingkat kebutuhan sistem dan berlanjut ke analisis, desain, pengkodean, pengujian/validasi, dan pemeliharaan [20].



Gambar 1. Model *Waterfall*

Kelebihan model *Waterfall* adalah sederhana dan mudah dimengerti karena setiap tahapannya didefinisikan secara jelas, terstruktur, memiliki dokumentasi yang lengkap sehingga memudahkan dalam proses *maintenance*, serta cocok digunakan untuk proyek kecil, sedangkan kekurangan dari model ini adalah kaku, sehingga apabila terdapat kesalahan pada tahapan sebelumnya maka tahapannya harus dimulai kembali dari awal, sangat bergantung pada spesifikasi persyaratan, serta tidak mampu digunakan untuk mengembangkan sistem dengan cepat [21].

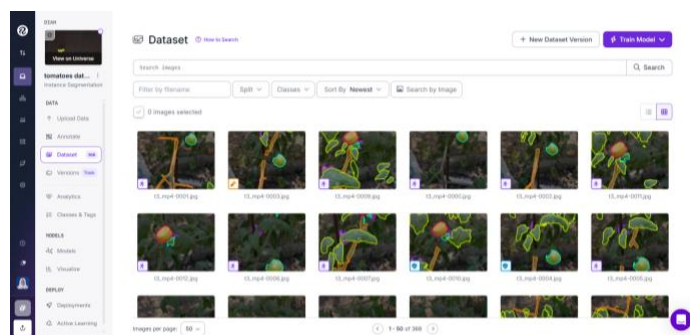
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Perencanaan Konsep

Sistem dibuat untuk mengembangkan penelitian-penelitian sebelumnya yang awalnya hanya mendeteksi salah satu objeknya atau tingkat kematangannya saja, pada penelitian ini akan digabungkan mulai bagian-bagian tanaman tomat, tingkat kematangan buah tomat, serta hama belalang dan ulat pada tanaman tomat. Karena beragamnya objek yang dideteksi, program memungkinkan untuk digunakan dalam berbagai macam hal diantaranya sebagai eksperimen untuk mendeteksi objek serta meyortir buah tomat dengan cepat dan efisien.

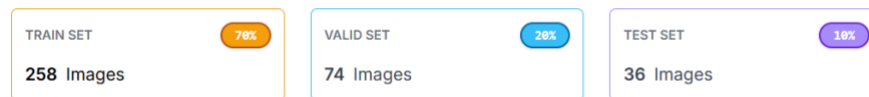
3.2 Pemodelan Sistem

Penelitian kali ini menggunakan uji coba image segmentation menggunakan google collab dengan bahasa pemrograman Python. Unggah semua dataset yang telah dikumpulkan sebelumnya pada *platform* roboflow. Dataset menggunakan *video* dengan durasi kurang lebih 1 menit dengan pembagian 1 *frame* per detik sebanyak 3 video sehingga mendapatkan sebanyak 368 dataset. Anotasikan semua dataset dan berikan label sesuai dengan nama objek supaya sistem dapat mendeteksi keberadaan dari objek tersebut dengan baik.



Gambar 2. Anotasi Data

Di atas telah dilabeli objek *ripe_tomato*, *unripe_tomato*, *semi_ripe_tomato*, *stem*, dan *leaf*, selanjutnya dilakukan *split* data. Data akan dibagi menjadi tiga bagian yakni *train set*, *valid set*, dan *test set*. Untuk membagi data tersebut kedalam 3 bagian, digunakan metode yang sama pada penelitian [17] dimana pada penelitian tersebut membagi data dengan presentase 70%, 20%, dan 10%.



Gambar 3. Split data

Selanjutnya dilakukan tahap preprosesing, pada tahap ini seluruh dataset akan dievaluasi kembali supaya data yang akan digunakan bersih dan layak untuk digunakan saat proses modeling. Tahapan preprosesing diantaranya menggunakan *Auto-Orient* supaya sistem tetap dapat mendeteksi apabila objek terorientasi atau tidak dalam posisi tegak lurus dan *resize fit within* 640x640 supaya semua dataset berukuran sama yakni 640x640. Ditambahkan proses augmentasi berupa *flip vertical* dan *horizontal* supaya sistem dapat mendeteksi benda yang sama secara terbalik atau *mirror*, *rotation between* -15° dan +15° untuk rotasi objek, serta *brightness between* -25% dan +25% untuk tingkat pencahayaan objek.

3.3 Pengkodean

Terdapat sejumlah 884 data setelah melalui tahap preproses dan augmentasi yang pembagian yang semula menggunakan presentase 70%, 20%, dan 10% meningkat menjadi 88%, 8%, dan 4%. Selanjutnya adalah tahap modeling, pada proses ini algoritma yolo-v9e akan diuji dan dilatih menggunakan dataset yang telah dilakukan preproses dan augmentasi sebelumnya. Dipilih YOLO-v9 versi e karena berdasarkan data dari *ultralytics* tipe tersebut memiliki performa paling baik dibandingkan tipe-tipe lainnya. Dilakukan sejumlah 100 *epoch* karena pada penelitian yang telah ditulis oleh [22] mendapatkan hasil yang sangat memuaskan dengan jumlah *epoch* tersebut.

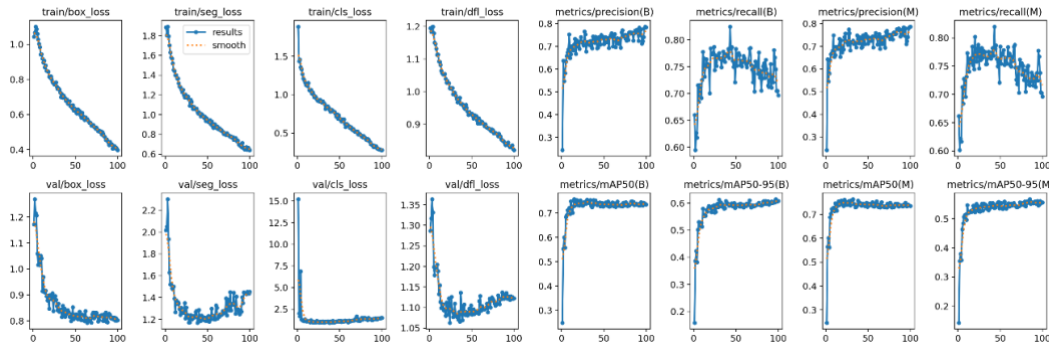
Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95)	Mask(P	R	mAP50	mAP50-95):
all	74	689	0.725	0.763	0.746	0.607	0.774	0.717	0.744	0.567
caterpillar	14	32	0.849	0.906	0.886	0.656	0.966	0.898	0.93	0.628
grasshopper	13	13	0.936	1	0.995	0.845	0.958	1	0.995	0.781
leaf	30	384	0.478	0.364	0.388	0.307	0.511	0.294	0.388	0.301
ripe_tomato	36	106	0.765	0.861	0.876	0.657	0.797	0.741	0.821	0.539
semi_ripe_tomato	38	52	0.864	0.808	0.856	0.795	0.873	0.808	0.853	0.747
stem	25	53	0.402	0.528	0.334	0.194	0.471	0.42	0.345	0.209
unripe_tomato	34	49	0.781	0.875	0.884	0.795	0.844	0.857	0.876	0.761

Gambar 4. Hasil Deteksi

Hasil menunjukkan bahwa kelas *catterpillar* dan *grasshopper* memiliki performa yang sangat baik pada deteksi dan segmentasi objek. Kelas *ripe_tomato*, *semi_ripe_tomato*, dan *unripe_tomato* memiliki performa yang cukup baik pada deteksi dan segmentasi objek. Kelas *leaf* dan *stem* memiliki performa yang kurang baik pada deteksi objek dan segmentasi objek.

3.4 Evaluasi

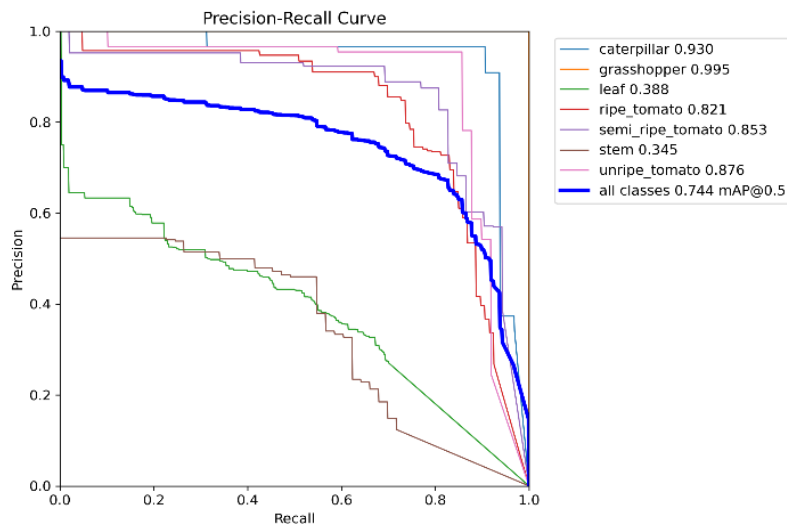
Disajikan dalam beberapa grafik dan *matrix* hasil dari pengujian sebelumnya yang menunjukkan performa YOLO-v9 cukup baik untuk mendeteksi bagian-bagian tanaman tomat, tingkat kematangan tomat, serta hama tanaman.



Gambar 5. Hasil

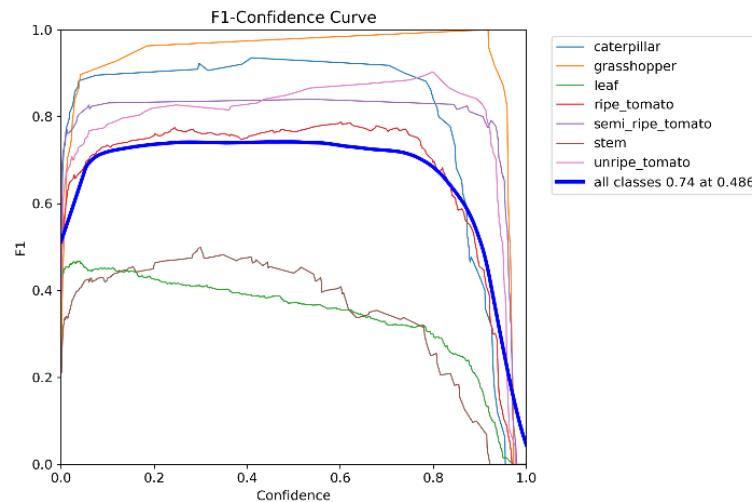
Penjelasan dari grafik di atas akan dibagi menjadi 4 yang masing-masing memuat 4 grafik, dimana menunjukkan bahwa:

- Grafik kelompok pertama terus menurun ke bawah menunjukkan bahwa model menunjukkan performa yang baik dalam segmentasi objek, memprediksi *box*, klasifikasi objek, serta akurat dalam memprediksi *bounding-box*
- Grafik kelompok kedua menuju ke atas menunjukkan bahwa model dapat mendeteksi lebih sedikit *false positive* serta lebih banyak mendeteksi objek dengan benar
- Grafik kelompok ketiga menunjukkan bahwa performa model yang stabil dan mengalami peningkatan akurasi, tetapi pada *val/seg_loss* menunjukkan kemungkinan adanya *overfitting*
- Grafik kelompok keempat mengalami kenaikan dan stabil menunjukkan peningkatan performa secara keseluruhan



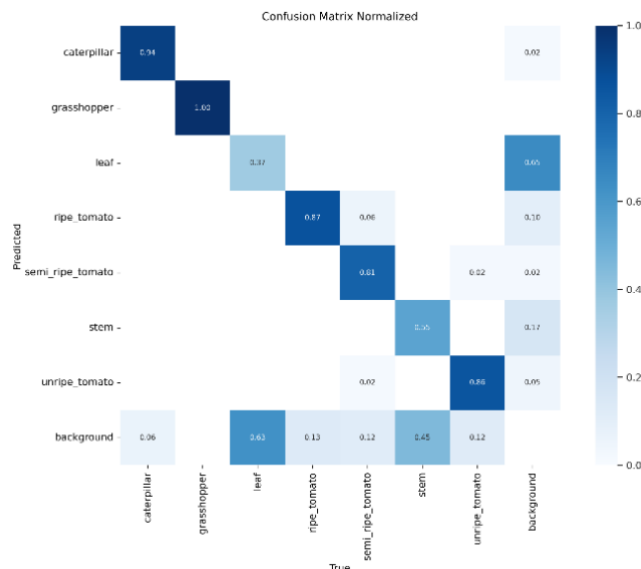
Gambar 6. Kurva Presisi-Recall Object Segmentation

Performa tertinggi dalam segmentasi objek didapatkan oleh kelas *caterpillar* dan *grasshopper*, disusul dengan performa *ripe_tomato*, *semi_ripe_tomato*, dan *unripe_tomato*, serta performa terendah didapatkan oleh *leaf* dan *stem*. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang baik dengan nilai mAP sebesar 74%.



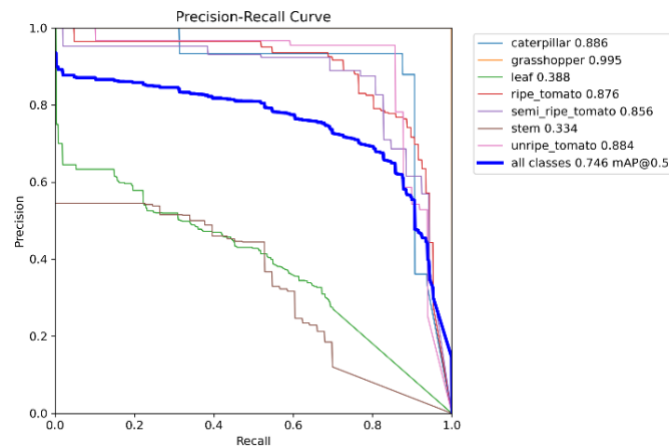
Gambar 7. Kurva F1 Object Segmentation

Secara keseluruhan, model memperoleh *confidence score* sebesar 48% menunjukkan bahwa model seimbang dalam mendeteksi *false positive* dan *false negative*. *Grasshopper* mendapatkan nilai *confidence* paling tinggi menunjukkan bahwa objek tersebut paling mudah terdeteksi.



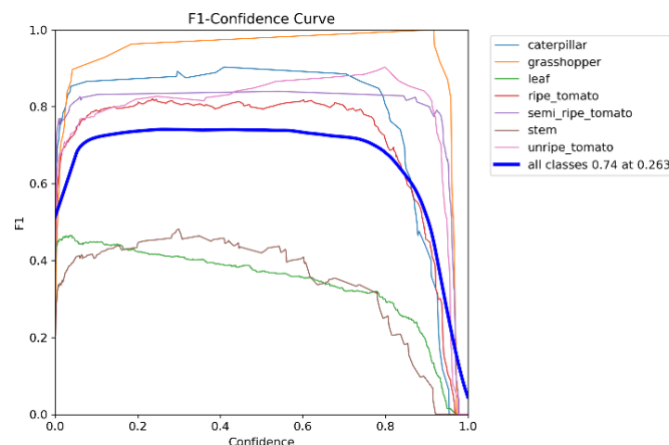
Gambar 8. Confussion Matrix Normalized

Gambar 8 merupakan *matrix* yang sangat penting untuk evaluasi. Matrix menunjukkan beberapa objek terdeteksi objek lain seperti contoh leaf yang terdeteksi menjadi grasshopper serta stem yang terdeteksi sebagai background. *Matrix* dengan warna paling gelap menunjukkan akurasi yang sangat tinggi, *grasshopper* memiliki akurasi yang tinggi yakni di angka 1.



Gambar 9. Kurva Presisi-Recall Object Detection

Performa tertinggi dalam deteksi objek didapatkan oleh kelas *grasshopper*, disusul dengan performa *caterpillar*, *ripe_tomato*, *semi_ripe_tomato*, dan *unripe_tomato*, serta performa terendah didapatkan oleh *leaf* dan *stem*. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang baik dengan nilai mAP sebesar 74%.



Gambar 10. Kurva F1 Object Detection

Secara keseluruhan, model memperoleh *confidence score* sebesar 26% menunjukkan bahwa model kurang baik dalam mendeteksi *false positive* dan *false negative* pada deteksi objek.

3.5 Pemeliharaan

Dikarenakan kelemahan dari model *waterfall* itu sendiri, pada penelitian ini tidak diperlukan pemeliharaan yang signifikan karena *ultralystics* tetap dapat digunakan dalam versi berapapun.

Berdasarkan hasil yang telah dijabarkan di atas, YOLO-v9 sangat efektif dalam hal deteksi objek serta tingkat kematangan buah. Pada penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Miftahul Huda yang melakukan penelitian menggunakan YOLO-v11 untuk mendeteksi tingkat kematangan buah mangga, berhasil mendeteksi mangga matang dengan akurasi 100% dan mangga yang belum matang dengan akurasi 68% dengan kesalahan prediksi senilai 10% menunjukkan performa YOLO-v9 sedikit lebih baik dan stabil dalam mendeteksi tingkat

kematangan buah. Selanjutnya penelitian oleh Hoang-Tu Vo yang mendeteksi tingkat kematangan tomat menggunakan YOLO-v9 memperoleh hasil Presisi sebesar 85%, *Recall* 83%, dan mAP50 88% menunjukkan hasil yang kurang lebih sama dengan penelitian saat ini. Demikian pada penelitian oleh Ping Li yang mendeteksi tingkat kematangan buah tomat menggunakan MHSA-YOLOv8 mendapatkan hasil Presisi 99%, *Recall* 96%, *F1-score* 97%, dan mAP50 91% menunjukkan MHSA-YOLOv8 lebih baik daripada penelitian saat ini yang menggunakan YOLO-v9.

IV. KESIMPULAN

YOLO-v9 berhasil menunjukkan performanya yang sangat tinggi dalam mendeteksi keberadaan hama pada tanaman tomat. Diperoleh presentase mAP sebesar 88% pada deteksi objek caterpillar dan 93% dalam segmentasi objek, demikian pada hama grasshopper yang mendapatkan presentase sebesar 99% dalam deteksi objek dan segmentasi objek menunjukkan bahwa YOLO-v9 dapat mendeteksi hama tersebut dengan sangat baik. Selain itu YOLO-v9 juga menunjukkan performa yang cukup baik untuk mendeteksi tingkat kematangan buah tomat dengan nilai mAP 85% hingga 88% dalam deteksi objek dan 82% hingga 87% dalam segmentasi objek. Didapatkan performa terendah pada objek leaf dan stem dengan nilai mAP dibawah 40% dalam deteksi objek dan segmentasi objek. YOLO-v9 dapat menjadi alat bantu pendeteksi hama ulat dan belalang serta mengenali tingkat kematangan buah yang dapat dimanfaatkan oleh petani untuk meningkatkan produktivitas pada bidang pertanian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Depenbusch *et al.*, "Tomato pests and diseases in Bangladesh and India: farmers' management and potential economic gains from insect resistant varieties and integrated pest management," *Int J Pest Manag*, pp. 1–15, Sep. 2023, doi: 10.1080/09670874.2023.2252760.
- [2] M. Tolasa, F. Gedamu, and K. Woldetsadik, "Impacts of harvesting stages and pre-storage treatments on shelf life and quality of tomato (*Solanum lycopersicum* L.)," *Cogent Food Agric*, vol. 7, no. 1, Jan. 2021, doi: 10.1080/23311932.2020.1863620.
- [3] B. Su *et al.*, "Analysis of the effect of improving drought tolerance via SIGATA17 overexpression on tomato fruit quality," *Sci Hortic*, vol. 343, p. 114083, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.scienta.2025.114083.
- [4] L. Dong and H. Manghwar, "Genome-wide expression analysis of *LBD* genes in tomato (*Solanum lycopersicum* L.) under different light conditions," *Plant Signal Behav*, vol. 18, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1080/15592324.2023.2290414.
- [5] M. Kumar *et al.*, "Valorization Potential of Tomato (*Solanum lycopersicum* L.) Seed: Nutraceutical Quality, Food Properties, Safety Aspects, and Application as a Health-Promoting Ingredient in Foods," *Horticulturae*, vol. 8, no. 3, p. 265, Mar. 2022, doi: 10.3390/horticulturae8030265.
- [6] T. Laranjeira *et al.*, "Sustainable Valorization of Tomato By-Products to Obtain Bioactive Compounds: Their Potential in Inflammation and Cancer Management," *Molecules*, vol. 27, no. 5, p. 1701, Mar. 2022, doi: 10.3390/molecules27051701.

- [7] E. J. Collins, C. Bowyer, A. Tsouza, and M. Chopra, "Tomatoes: An Extensive Review of the Associated Health Impacts of Tomatoes and Factors That Can Affect Their Cultivation," *Biology (Basel)*, vol. 11, no. 2, p. 239, Feb. 2022, doi: 10.3390/biology11020239.
- [8] K. M.-P. Chanthini, A. Deva-Andrews, P. Kirupaanntha-Rajan, B. O. Almutairi, and S. Senthil-Nathan, "Systemic defense induced by fatty acid compounds from marine macroalgae, *Chaetomorpha antennina* in tomato (*Solanum lycopersicum*) plants alters the susceptibility of the polyphagous agricultural pest, *Spodoptera litura* Fab," *Chemical and Biological Technologies in Agriculture*, vol. 11, no. 1, p. 65, May 2024, doi: 10.1186/s40538-024-00573-1.
- [9] R. B. de Lima Filho *et al.*, "Relationship between Acylsugars and Leaf Trichomes: Mediators of Pest Resistance in Tomato," *Insects*, vol. 13, no. 8, p. 738, Aug. 2022, doi: 10.3390/insects13080738.
- [10] C. Zhang, Y. Zhang, and X. Xu, "Dilated inception U-Net with attention for crop pest image segmentation in real-field environment," *Smart Agricultural Technology*, vol. 11, p. 100917, Aug. 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.100917.
- [11] A. Bijlwan *et al.*, "Enhancing rice disease and insect-pest detection through augmented deep learning with transfer learning techniques," *Smart Agricultural Technology*, vol. 11, p. 100954, Aug. 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.100954.
- [12] D. Hunter, "World's Best Practice Locust and Grasshopper Management: Accurate Forecasting and Early Intervention Treatments Using Reduced Chemical Pesticide," *Agronomy*, vol. 14, no. 10, p. 2369, Oct. 2024, doi: 10.3390/agronomy14102369.
- [13] H. Zhang *et al.*, "Beta diversity of grasshoppers and predatory beetles across steppes is closely associated with altitude and average annual precipitation in Ningxia, northwest China," *Glob Ecol Conserv*, vol. 51, p. e02941, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.gecco.2024.e02941.
- [14] K. Djufri, H. Umaternate, and J. Andres, "Efektifitas Ekstrak Daun Sirih Hijau Sebagai Insektisida Nabati Bagi Tanaman Tomat," *JBES: Journal of Biology Education and Science*, vol. 4, no. 1, pp. 19–25, 2024.
- [15] R. Soelistijono, "EFEKTIFITAS DAUN MAHONI (*Swietenia mahagoni* L. Jacq.) SEBAGAI BIOPESTISIDA *Spodoptera litura* F. PADA TOMAT," *Jurnal Ilmiah Hijau Cendekia*, vol. 8, no. 2, p. 173, Oct. 2023, doi: 10.32503/hijau.v8i2.4107.
- [16] J. Subur, Suryadhi, M. Taufiqurrohman, and N. Reza Al Hafizh, "Pemanfaatan Teknologi Computer Vision untuk Deteksi Ukuran Ikan Bandeng dalam Membantu Proses Sortir Ikan," *CYCLOTRON*, vol. 7, no. 01, pp. 52–60, Jan. 2024, doi: 10.30651/cl.v7i01.21239.
- [17] M. M. Huda, K. A. Prasetyo, M. A. R. Vieri, R. Wulanningrum, and M. A. D. W. Dara, "Identifikasi Mangga Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Yolo 11," in *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, 2025, pp. 175–182.
- [18] H.-T. Vo, K. C. Mui, N. N. Thien, and P. P. Tien, "Automating tomato ripeness classification and counting with YOLOv9," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl*, vol. 15, no. 4, 2024.
- [19] P. Li, J. Zheng, P. Li, H. Long, M. Li, and L. Gao, "Tomato Maturity Detection and Counting Model Based on MHSA-YOLOv8," *Sensors*, vol. 23, no. 15, p. 6701, Jul. 2023, doi: 10.3390/s23156701.
- [20] V. Adi Kurniyanti and D. Murdiani, "Perbandingan Model Waterfall Dengan Prototype Pada Pengembangan System Informasi Berbasis Website," *Jurnal Syntax Fusion*, vol. 2, no. 08, pp. 669–675, Aug. 2022, doi: 10.54543/fusion.v2i08.210.

- [21] D. T. Haniva, J. A. Ramadhan, and A. Suharso, “Systematic Literature Review Penggunaan Metodologi Pengembangan Sistem Informasi Waterfall, Agile, dan Hybrid,” *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, vol. 7, no. 1, pp. 36–42, Jun. 2023, doi: 10.26740/jieet.v7n1.p36-42.
- [22] M. M. NSA, R. Wulanningrum, and A. Sanjaya, “Implementasi YOLO Dalam Deteksi Jumlah Kendaraan,” in *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 2024, pp. 1274–1281.