



ARTICLE

Deteksi Rambutan Matang dan Busuk Menggunakan Algoritma YOLOv9

Detection of Ripe and Rotten Rambutan Using the YOLOv9 Algorithm

Febrylian Akbar Nur Muhammad* dan Hafidz Zaki Amrulloh

Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Purwokerto, Indonesia

*Penulis Korespondensi: 21102102@ittelkom-pwt.ac.id

(Disubmit 16-07-24; Diterima 10-09-24; Dipublikasikan online pada 05-02-25)

Abstrak

Rambutan dengan nama ilmiah (*Nephelium lappaceum* L.) adalah buah tropis yang populer di Indonesia dan daerah tropis hingga subtropis seperti Filipina, Singapura, dan Amerika Latin. Saat ini, penentuan tingkat kematangan rambutan masih dilakukan secara fisik, yang memakan waktu dan tidak selalu konsisten. Untuk mengatasi hal ini, diusulkan sebuah sistem otomatis yang memanfaatkan teknologi deteksi objek. Deteksi objek, cabang dari computer vision, memungkinkan komputer untuk mengenali objek seperti penglihatan manusia. Perkembangan terkini telah meningkatkan aplikasinya di pertanian untuk memantau tanaman dan menilai kualitas buah. Salah satu metode yang efektif adalah YOLO (You Only Look Once), yang mendeteksi objek secara real-time dengan menggunakan proses satu langkah menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN). Versi terbaru, YOLOv9, yang dirilis pada Februari 2024, menggabungkan inovasi PGI (Programmable Gradient Information) dan GELAN (Generalized Efficient Layer Aggregation Network), meningkatkan akurasi dan efisiensi deteksi. Dengan menggunakan algoritma YOLOv9, penelitian ini memiliki tujuan untuk membuat dan menguji metode otomatis untuk menentukan kematangan dan kebusukan buah rambutan. Berdasarkan hasil penelitian dari menggunakan dataset 100 rambutan matang dan 100 rambutan busuk lalu dilakukan training dengan menggunakan 100 epoch dan 16 batch size, didapatkan hasil evaluasi dengan nilai Precision adalah 97.2%, nilai Recall adalah 97.4% dan nilai mAP adalah 99.4% menunjukkan bahwa penelitian mendapatkan hasil yang cukup baik.

Kata kunci: YOLOv9; Visi Komputer; Deteksi; Rambutan; Deteksi Objek

Abstract

Rambutan with the scientific name (*Nephelium lappaceum* L.) is a tropical fruit popular in Indonesia and tropical to subtropical regions such as the Philippines, Singapore, and Latin America. Currently, determining the ripeness level of rambutan is still done physically, which is time-consuming and not always consistent. To overcome this, an automated system that utilizes object detection technology is proposed. Object detection, a branch of computer vision, allows computers to recognize objects like human vision. Recent developments have increased its application in agriculture to monitor crops and assess fruit quality. One effective method is YOLO (You Only Look Once), which detects objects in real-time using a one-step process using Convolutional Neural Networks (CNN). The latest version, YOLOv9, released in February 2024, incorporates innovations such as PGI (Programmable Gradient Information) and GELAN (Generalized Efficient Layer Aggregation Network), improving detection accuracy and efficiency. Using the YOLOv9 algorithm, this research aims to create and test an automated method for determining the ripeness and spoilage of rambutan fruit. Based on the research results from using a dataset of 100 ripe rambutans and 100 rotten rambutans and then training using 100 epochs and 16 batch sizes, the evaluation results obtained with a Precision value of 97.2%, a Recall value of 97.4% and a mAP value of 99.4% show that the research gets pretty good results.

KeyWords: YOLOv9; Computer Vision; Detection; Rambutan; Object Detection

This is an Open Access article - copyright on authors, distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (CC BY SA) (<http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

How to Cite: F. A. N. Muhammad *et al.*, "Judul Deteksi Rambutan Matang dan Busuk Menggunakan Algoritma YOLOv9", *JIKO (JURNAL INFORMATIKA DAN KOMPUTER)*, Volume: 9, No.1, Pages 53–59, Februari 2025, doi: 10.26798/jiko.v9i1.1382.

1. Pendahuluan

Rambutan dengan nama ilmiah (*Nephelium lappaceum L.*) merupakan buah eksotis yang banyak ditemukan di Indonesia. Tanaman ini juga tumbuh dengan subur pada daerah dengan iklim tropis dan subtropis, termasuk Filipina, Singapura, dan Amerika Latin[1]. Buah rambutan populer di kalangan masyarakat umum karena sering dikonsumsi dan rasanya yang manis[2]. Selama ini penentuan tingkat kematangan buah rambutan masih dilakukan secara manual, yaitu hanya berdasarkan penglihatan manusia. Cara ini memerlukan tenaga dan waktu yang cukup besar, sehingga hasil klasifikasinya sering kali kurang akurat dan tidak konsisten[3]. Oleh karena itu, diperlukan sebuah solusi yang memanfaatkan bantuan komputer untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah rambutan dengan akurat. Hal ini dapat dicapai melalui teknologi pendeteksi objek yang dapat mengklasifikasikan kematangan rambutan dengan tepat.

Object detection, atau pendeteksi objek, adalah aplikasi komputer yang digunakan untuk mendeteksi dan mengidentifikasi objek-objek tertentu. Kemampuan ini merupakan bagian dari ilmu computer vision, yang mempelajari cara kerja komputer untuk mengenali objek seperti halnya penglihatan manusia[4]. Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi pendeteksi objek telah berkembang pesat dan digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk di bidang pertanian untuk pemantauan tanaman, deteksi hama, dan penentuan kualitas buah. Algoritma yang digunakan untuk mendeteksi objek memanfaatkan pembelajaran mesin mendalam agar dapat menghasilkan hasil yang ideal. YOLO adalah salah satu metode yang digunakan untuk menemukan objek[5].

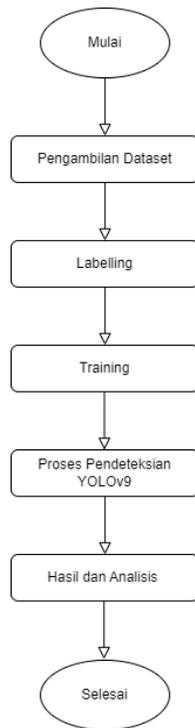
YOLO merupakan metode pendeteksian objek yang memiliki tingkat efisiensi dan kecepatan yang tinggi dalam melakukan deteksi objek gambar atau video secara real-time. Metode ini menerapkan pendekatan *single-shot* di mana proses deteksi objek dilakukan dalam satu langkah dengan memanfaatkan *Convolutional Neural Network* (CNN). YOLO membagi gambar menjadi beberapa grid, di mana setiap sel pada grid bertanggung jawab untuk mendeteksi objek yang ada di dalamnya[6][7][8].

YOLOv9 merupakan kemajuan besar dalam teknologi deteksi objek real-time, yang dirilis pada Februari 2024. Versi terbaru ini mengintegrasikan teknik inovatif seperti PGI (*Programmable Gradient Information*) dan GELAN (*Generalized Efficient Layer Aggregation Network*)[9]. PGI menjaga informasi gradien tetap utuh selama backpropagation, membantu model belajar lebih efektif dan meningkatkan kemampuan deteksi objek. Arsitektur PGI terdiri dari tiga komponen utama: cabang utama, cabang reversibel tambahan, dan informasi tambahan multi-level. Sementara itu, GELAN adalah arsitektur jaringan ringan yang mengutamakan kecepatan inferensi, akurasi, dan efisiensi dengan mengatasi masalah bottleneck informasi. Kombinasi PGI dan GELAN dalam YOLOv9 meningkatkan integritas informasi dan efisiensi pemrosesan, menjadikannya lebih efektif untuk aplikasi deteksi objek real-time[10].

Berdasarkan latar belakang dan perkembangan teknologi tersebut, penelitian dilakukan dengan tujuan untuk mengembangkan dan menguji sebuah sistem deteksi otomatis untuk menentukan kematangan dan kondisi busuk buah rambutan menggunakan algoritma YOLOv9.

2. Metode

Tahapan penelitian yang dilakukan dimulai dengan pengambilan dataset, dilanjutkan dengan labelling terhadap dataset, selanjutnya dilakukan training. Menganalisis dan melaksanakan prosedur deteksi adalah langkah selanjutnya. Tahapan penelitian digambarkan pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Diagram Alir Proses Penelitian

2.1 Pengambilan Dataset

Penelitian ini menggunakan rambutan matang dan busuk sebagai dataset. Dataset yang dikumpulkan berjumlah 100 gambar untuk rambutan matang dan 100 gambar untuk rambutan busuk. Gambar 2 dan 3 di bawah ini menggambarkan set data yang dihasilkan.



Gambar 2. Citra Rambutan Matang



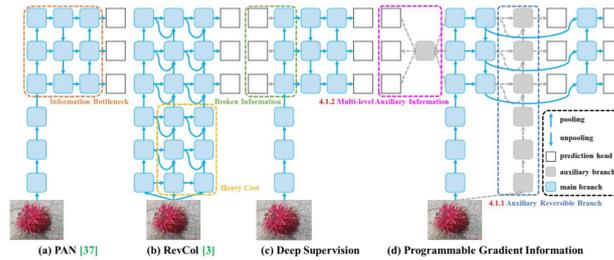
Gambar 3. Citra Rambutan Busuk

2.2 Labelling

Proses selanjutnya setelah mengumpulkan dataset adalah melakukan labelling terhadap dataset tersebut. Proses labelling dilakukan terhadap semua citra yang telah terkumpul menggunakan Roboflow. Roboflow merupakan platform yang dapat digunakan dalam pengembangan aplikasi visi komputer.

2.3 Training

Setelah melakukan *labelling*, selanjutnya adalah melakukan *training* terhadap model. Penelitian ini menerapkan model YOLOv9 dalam pembuatannya. Dengan menggunakan PGI (*Programmable Gradient Information*) dan GELAN (*Generalized Efficient Layer Aggregation Network*) untuk mendapatkan kinerja YOLOv9 yang lebih baik[11]. Gambar 4 menggambarkan arsitektur PGI yang digunakan.



Gambar 4. Arsitektur PGI YOLOv9

2.4 Deteksi

Proses deteksi dilakukan setelah training selesai dilakukan. Prediksi akan dilakukan dengan menggunakan gambar yang bukan merupakan bagian dari dataset pelatihan selama prosedur ini. Hasil dari deteksi menunjukkan akurasi deteksi dari hasil pelatihan dengan menunjukkan label prediksi citra dengan nilai akurasinya.

2.5 Analisis

Berdasarkan hasil yang telah didapat dari hasil training, dilakukan analisis dan evaluasi untuk mengetahui kinerja model yang dibuat. *Precision*, *Recall*, dan *Mean Average Precision* (mAP) digunakan dalam evaluasi. *Precision* merupakan berapa banyak nilai dari *True Positive* (TP) yang dapat diprediksi dari semua prediksi positif[12]. *Recall* merupakan berapa banyak nilai dari *True Positive* (TP) yang dapat diprediksi dari semua prediksi positif aktual (TP + FN)[13]. *Mean Average Precision* (mAP) merupakan perhitungan rata-rata dari hasil perhitungan rata-rata precision[14].

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

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

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (3)$$

TP : *True Positive*

FP : *False Positive*

FN : *False Negative*

N : Jumlah kelas

AP_i : *Average Precision* untuk kelas i

TP merupakan hasil prediksi yang positif dan kondisi sebenarnya juga bernilai positif. FP adalah dimana prediksi menyatakan negatif tetapi kondisi sebenarnya menyatakan positif. FN adalah kondisi dimana prediksi menyatakan negatif dan kondisi sebenarnya juga negatif. TN adalah dimana prediksi menyatakan positif tetapi kondisi sebenarnya menyatakan negatif.

3. Hasil

Dalam melakukan pelatihan model, digunakan Google Collab sebagai alat dalam pembuatan model. Adapun resource yang digunakan dalam pelatihan model seperti pada Gambar 5.

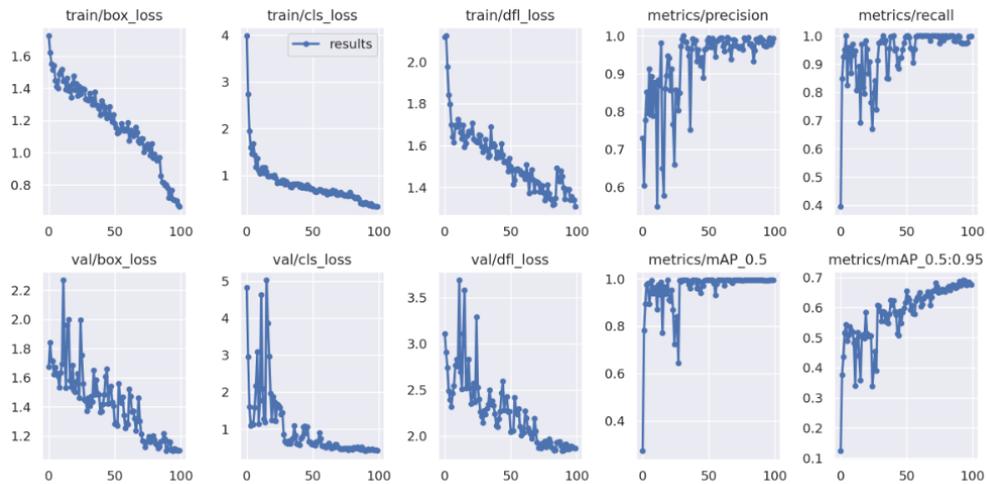
```

+-----+
| NVIDIA-SMI 535.104.05                Driver Version: 535.104.05   CUDA Version: 12.2   |
+-----+-----+
| GPU Name      Persistence-M   Bus-Id        Disp.A    Volatile Uncorr. ECC  |
| Fan  Temp  Perf    Pwr:Usage/Cap     Memory-Usage  GPU-Util  Compute M. |
|              |                |              |          |                  MIG M. |
+-----+-----+
|   0   Tesla T4               Off          00000000:00:04:0  Off          |
| N/A   49C   P8              10W / 70W           0MiB / 15360MiB     0%          Default |
|                               |                      |                  N/A   |
+-----+-----+

+-----+
| Processes:                               |
| GPU  GI  CI       PID  Type  Process name                        GPU Memory |
|  ID  ID  ID             |          |                               |          |
+-----+-----+
| No running processes found              |
+-----+
    
```

Gambar 5. Resource dalam Pelatihan Model di Google Collab

Pada saat proses training, dataset dibagi dengan rasio 80:20 untuk training dan untuk validasi. Dalam menjalankan pelatihan digunakan epoch sebesar 100 dengan batch size 16. Pelatihan berjalan selama 3 jam dengan hasil yang ditunjukkan pada Gambar 6 dan Gambar 7.



Gambar 6. Grafik Visualisasi mAP dan loss Saat Pelatihan Model

Pada Gambar 6 menunjukkan visualisasi delapan grafik yang menunjukkan hasil metrik selama proses pelatihan dan validasi berlangsung.

Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95:
all	40	40	0.972	0.974	0.994	0.692
busuk	40	19	0.994	0.947	0.993	0.698
matang	40	21	0.95	1	0.995	0.686

Gambar 7. Hasil Evaluasi Matriks

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Gambar 6, nilai Precision yang dihasilkan adalah 97.2%, dengan nilai Recall adalah 97.4% dan nilai mAP adalah 99.4%. Nilai ini menunjukkan kinerja model dalam melakukan deteksi terhadap rambutian matang dan busuk. Berikut adalah hasil evaluasi yang ditampilkan dalam bentuk Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Matriks

Evaluasi	Hasil
Precision	97.2%
Recall	97.4%
mAP	99.4%

Dari hasil yang ditunjukkan pada Tabel 1, Precision menunjukkan bahwa model yang dibuat memiliki tingkat akurasi sebesar 97.2% dalam memprediksi nilai True Positive dari semua prediksi positif yang didapatkan dari model. Hal ini menunjukkan kalau dari semua prediksi positif yang ditemukan, sebesar 97.2% merupakan prediksi positif dengan hasil yang tepat. Recall menunjukkan bahwa model yang dibuat berhasil menemukan nilai True Positive dari semua prediksi yang dilakukan dengan hasil 97.4%. Nilai mAP yang didapatkan menunjukkan hasil rata-rata dari Average Precision (AP). Nilai ini menunjukkan rata-rata AP dari semua kelas yang telah diprediksi. Hasil mAP yang ditunjukkan dari model yang telah dibuat adalah 99.4%, menunjukkan kalau model memiliki nilai kinerja yang baik dengan hasil 99.4%.

4. Pembahasan

Berdasarkan pada Gambar 7 dan Tabel 1, model yang dibuat telah melalui tahap evaluasi matriks dan mendapatkan hasil yang cukup bagus. Pelatihan model yang menggunakan epoch 100 dan batch size 16 ini masih dapat ditingkatkan berdasarkan bentuk grafik pada Gambar 6. Pada titik tertentu, grafik masih menunjukkan kenaikan dan penurunan yang cukup besar. Namun semakin lama pelatihan berjalan, grafik menunjukkan hasil yang membaik dengan tingkat kenaikan dan penurunan yang semakin datar.

Hasil yang ditampilkan pada Gambar 6 dan Tabel 1 menunjukkan bahwa model YOLOv9 yang dikembangkan untuk mendeteksi rambutan matang dan busuk memiliki performa yang baik. Grafik train/box_loss dan val/box_loss menunjukkan penurunan signifikan selama pelatihan, mengindikasikan bahwa model cepat belajar dari data. Precision mencapai 97,2%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi rambutan matang dan busuk dengan sangat baik, sementara recall sebesar 97,4% menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi hampir semua objek yang seharusnya terdeteksi. Grafik precision dan recall juga memperlihatkan stabilitas di akhir pelatihan, menandakan bahwa model telah mencapai kinerja yang optimal.

Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan metode deteksi objek yang lebih konvensional, model YOLOv9 ini menunjukkan hasil yang lebih baik dalam hal akurasi dan efisiensi. Sebelumnya, metode berbasis fitur tradisional memiliki kesulitan dalam mendeteksi objek yang kompleks seperti buah dengan kondisi yang berbeda-beda[15]. Namun, model ini mampu mengatasi masalah tersebut dengan baik. Kekuatan penelitian ini terletak pada penggunaan arsitektur YOLOv9 yang cepat dan akurat, meskipun masih terdapat keterbatasan dalam mendeteksi rambutan busuk, yang terlihat dari sedikit fluktuasi pada grafik dfl_loss. Temuan ini juga menunjukkan bahwa penambahan lebih banyak data pelatihan mungkin diperlukan untuk mengurangi kesalahan dalam mendeteksi kondisi buah yang kurang terwakili.

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil mencapai tujuannya dalam mengembangkan model yang efektif untuk mendeteksi rambutan matang dan busuk. Hasilnya menunjukkan bahwa model ini sangat akurat dalam mendeteksi objek, meskipun masih terdapat ruang untuk perbaikan dalam hal stabilitas pelatihan. Studi ini memberikan kontribusi signifikan terhadap bidang deteksi objek di pertanian, dan penelitian di masa depan dapat difokuskan pada penambahan variasi data untuk meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi kondisi buah yang lebih kompleks. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggunaan model YOLOv9 dalam aplikasi real-time yang lebih luas.

5. Simpulan

Penerapan Algoritma YOLOv9 yang telah diterapkan pada penelitian deteksi rambutan matang dan busuk telah mendapatkan hasil yang cukup baik. Dari hasil evaluasi yang ditunjukkan pada Gambar 7 dan Tabel 1 menunjukkan bahwa evaluasi dengan menggunakan matriks telah memberikan hasil 97.2% untuk Preci-

sion, 97.4% untuk Recall, dan 99.4% untuk mAP sehingga dapat dikatakan bahwa penelitian dapat bekerja untuk mendeteksi rambutan matang dan rambutan busuk. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki tempat untuk sebuah peningkatan dilihat dari grafik pada Gambar 6 yang masih memiliki kenaikan dan penurunan grafik yang cukup tinggi.

Pustaka

- [1] D. P. Nashira, W. Wisanti, and E. K. Putri, "Penanda karakter varitas rambutan (*nephelium lappaceum* l.) berdasarkan karakter morfologi," *LenteraBio*, vol. 11, no. 2, pp. 247–254, Feb 2022.
- [2] A. A. Zahra, D. C. Lau, N. Y. Wahyudi, A. Y. D. Nanda, S. G. Nibullah, and V. Mierza, "Review: Identifikasi senyawa tanin pada tumbuhan rambutan," *Tidak Diketahui*, Tidak Diketahui.
- [3] A. Octaviani, D. S. Prasvita, K. R. T. Zulkarnain, and S. Hinggit, "Klasifikasi tingkat kematangan pada buah rambutan berdasarkan fitur warna menggunakan knn dan ekstraksi warna hsv," *Tidak Diketahui*, 2021.
- [4] F. Agustina and M. Sukron, "Deteksi kematangan buah pepaya menggunakan algoritma yolo berbasis android," *Tidak Diketahui*, Tidak Diketahui.
- [5] T. Diketahui, "Pembuatan aplikasi deteksi objek menggunakan tensorflow object detection api dengan memanfaatkan ssd mobilenet v2 sebagai model pra-trlatih," *jikstik*, vol. 19, no. 3, p. 68, Mar 2020.
- [6] D. N. Alfarizi, R. A. Pangestu, D. Aditya, M. A. Setiawan, and P. Rosyani, "Penggunaan metode yolo pada deteksi objek: Sebuah tinjauan literatur sistematis," *Tidak Diketahui*, vol. 1, no. 1, 2023.
- [7] Q. Aini, N. Lutfiani, H. Kusumah, and M. S. Zahran, "Deteksi dan Pengenalan Objek Dengan Model Machine Learning: Model Yolo," *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, vol. 6, no. 2, p. 192, Jul. 2021. [Online]. Available: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess/article/view/25840>
- [8] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLOv3: An Incremental Improvement," Apr. 2018. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1804.02767>
- [9] M. Yaseen, "What is YOLOv9: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector," 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2409.07813>
- [10] H.-T. Vo, K. C. Mui, N. N. Thien, and P. P. Tien, "Automating tomato ripeness classification and counting with yolov9," *IJACSA*, vol. 15, no. 4, 2024.
- [11] F. Aziz and D. U. E. Saputri, "Efficient skin lesion detection using yolov9 network," *MEDINFTEch*, pp. 11–15, Mar 2024.
- [12] W. Gouda, N. U. Sama, G. Al-Waakid, M. Humayun, and N. Z. Jhanjhi, "Detection of skin cancer based on skin lesion images using deep learning," *Healthcare*, vol. 10, no. 7, p. 1183, Jun 2022.
- [13] M. Heydarian, T. E. Doyle, and R. Samavi, "Mlcm: Multi-label confusion matrix," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 19 083–19 095, 2022.
- [14] K. Kanagaraj and G. G. L. Priya, "Curvelet transform based feature extraction and selection for multimedia event classification," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 2, pp. 375–383, Feb 2022.
- [15] Z. Ge, S. Liu, F. Wang, Z. Li, and J. Sun, "YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021," 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2107.08430>