

DETEKSI KEMATANGAN KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN MODEL YOLOV8 PADA GAMBAR DIGITAL

Tsabita Rosyidah Putri¹⁾, I Gede Susrama Mas Diyasa²⁾, Alfan Rizaldy Pratama³⁾

- 1) Program Studi Sains Data Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
E-mail: 22083010012@student.upnjatim.ac.id
- 2) Program Studi Sains Data Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
E-mail: igsusrama.if@upnjatim.ac.id
- 3) Program Studi Sains Data Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
E-mail: alfan.fasilkom@upnjatim.ac.id

Abstrak

Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas perkebunan utama di Indonesia yang memiliki peran strategis dalam perekonomian nasional. Kualitas minyak kelapa sawit (CPO) sangat dipengaruhi oleh tingkat kematangan buah saat panen. Namun, penentuan tingkat kematangan masih banyak dilakukan secara manual. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi otomatis tingkat kematangan buah kelapa sawit menggunakan metode You Only Look Once versi 8 (YOLOv8) berbasis deep learning. Dataset citra buah sawit dengan empat kelas kematangan, yaitu mengkal, mentah, masak, dan terlalu masak dari Roboflow. Model YOLOv8 dilatih selama 50 epoch dengan ukuran citra 640×640 piksel, setelah itu dievaluasi menggunakan metrik precision, recall, dan mean Average Precision (mAP). Hasil pengujian menunjukkan nilai precision rata-rata sebesar 96,5%, recall 84,9%, mAP@0.50 sebesar 95,8%, dan mAP@0.50–0.95 sebesar 82,8%. Model mampu mendeteksi kelapa sawit dengan akurasi tinggi dan kecepatan inferensi 10,3 miliditik per citra, sehingga potensial diterapkan pada sistem deteksi kematangan buah sawit secara real-time.

Kata kunci: Kelapa Sawit, YOLOv8, Deep Learning, Deteksi kematangan buah.

Pendahuluan

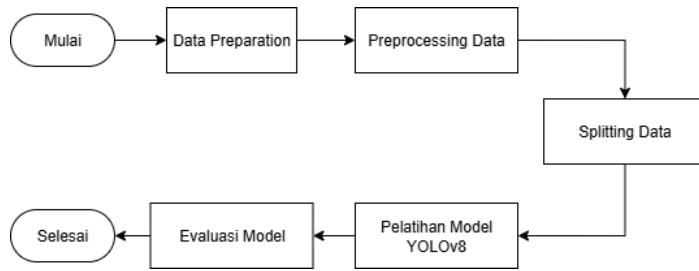
Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas perkebunan utama di Indonesia yang memiliki peran strategis dalam perekonomian nasional, terutama sebagai bahan baku utama minyak nabati dan biodiesel. Kualitas minyak kelapa sawit (Crude Palm Oil/CPO) sangat bergantung pada tingkat kematangan buah saat panen [1]. Namun, dalam praktik di lapangan, proses penentuan tingkat kematangan buah kelapa sawit masih banyak dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual oleh tenaga panen. Proses ini bersifat subjektif dan sangat bergantung pada pengalaman pekerja, sehingga menimbulkan variabilitas antarpenilai. Ketidakakurasaan dalam menentukan buah matang dapat mengakibatkan kerugian produksi, menurunkan efisiensi panen, serta berdampak pada kualitas CPO yang dihasilkan. Seiring dengan berkembangnya teknologi digital dan kecerdasan buatan, upaya otomatisasi dalam mendeteksi kematangan buah sawit menjadi sangat penting. Penerapan metode berbasis computer vision dan deep learning menawarkan potensi besar untuk mengatasi keterbatasan manusia dalam mendeteksi kematangan buah secara cepat dan konsisten [2].

Salah satu arsitektur deteksi objek yang banyak digunakan adalah YOLO (You Only Look Once), yang bekerja secara one-stage detector, sehingga mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dalam satu kali proses inferensi secara cepat dan efisien. Seiring perkembangan teknologi, algoritma ini terus disempurnakan hingga muncul versi terbarunya, yaitu YOLOv8, yang dirilis oleh Ultralytics pada tahun 2023. YOLOv8 mengadopsi pendekatan anchor-free untuk menyederhanakan proses prediksi posisi objek sekaligus meningkatkan presisi hasil deteksi [3]. Berdasarkan penelitian telah menerapkan YOLOv8 untuk mendeteksi kematangan buah secara otomatis seperti Muna et al. (2025) pada Jurnal Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan Model Yolov8 Berbasis Deep Learning. Hal ini membuktikan bahwa model YOLOv8 tidak hanya cepat, tetapi juga mampu mendeteksi kematangan buah secara lebih akurat, bahkan dalam kondisi lingkungan yang kompleks [4]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menguji model deteksi kematangan buah kelapa sawit menggunakan YOLOv8 agar mampu mengidentifikasi tingkat kematangan dengan akurasi tinggi dan waktu deteksi yang cepat. Hasil penelitian diharapkan dapat

berkontribusi terhadap peningkatan efisiensi panen serta kualitas produksi minyak sawit nasional melalui penerapan teknologi deep learning yang adaptif dan aplikatif di sektor perkebunan.

Metodologi Penelitian

Rancangan penelitian ini disusun secara sistematis sesuai dengan tahapan yang ditunjukkan pada Gambar 1. diagram alur penelitian berikut

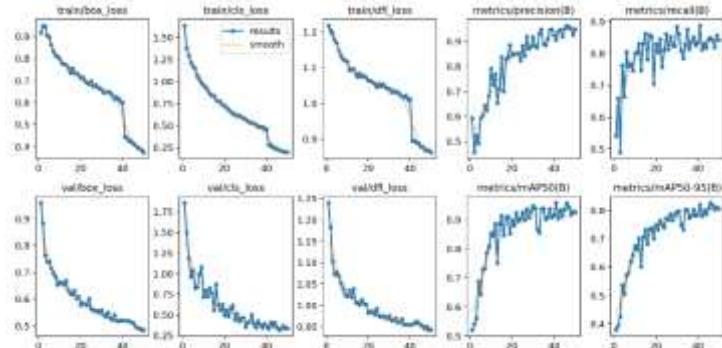


Gambar 1. Alur penelitian

Proses dimulai dari tahap data preparation, yaitu pengumpulan dan penyiapan dataset berupa citra buah kelapa sawit dengan berbagai kondisi pencahayaan dan tingkat kematangan yang berbeda. Dataset yang diperoleh kemudian diunggah ke platform Roboflow untuk dilakukan proses pelabelan (anotasi) menggunakan bounding box serta pemberian label kelas masak, mengkal, mentah, dan terlalu masak. Selanjutnya dilakukan preprocessing data, yaitu tahap pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi dataset. Proses ini meliputi pengubahan ukuran citra menjadi seragam (misalnya 640×640 piksel) serta augmentasi data seperti rotasi, flipping, guna memperluas variasi data pelatihan. Setelah data diproses, tahap berikutnya adalah splitting data, yaitu pembagian dataset menjadi tiga bagian utama: 66% training, 20% validation, dan 14% testing. Lalu, pelatihan model YOLOv8, digunakan untuk melatih model deteksi objek berbasis deep learning dengan dilakukan konfigurasi parameter pelatihan seperti jumlah epoch, batch size, serta ukuran citra. Model kemudian dilatih menggunakan perintah training YOLOv8 agar dapat mengenali dan mengklasifikasikan objek buah sawit sesuai label yang telah diberikan. Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan evaluasi model untuk menilai performa deteksi dengan menggunakan metrik seperti precision, recall, dan mean Average Precision (mAP). Hasil evaluasi ditampilkan dalam bentuk grafik dan visualisasi hasil deteksi. Tahapan terakhir adalah penyelesaian penelitian, di mana hasil evaluasi model dianalisis untuk menentukan tingkat akurasi dan efektivitas YOLOv8 dalam mendeteksi tingkat kematangan buah kelapa sawit. Proses ini dapat diakhiri dengan implementasi model pada aplikasi berbas

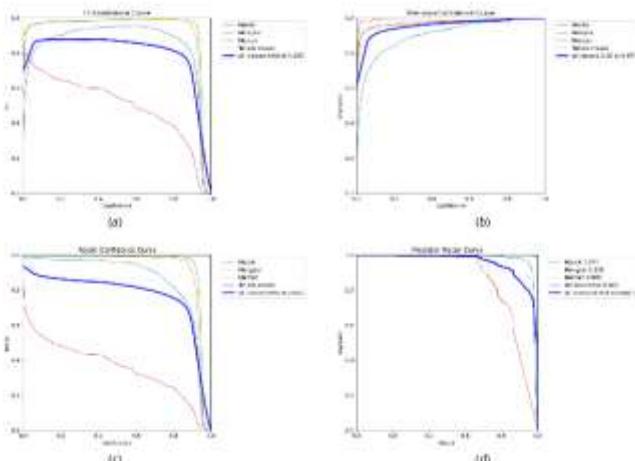
Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian ini adalah hasil dari proses pelatihan model YOLOv8 yang akan menghasilkan metrics evaluasi seperti precision, recall, dan mAP (Mean Average Precision). Proses pelatihan dikendalikan melalui kurva pelatihan selama 50 epoch.



Gambar 2. Visualisasi hasil grafik training

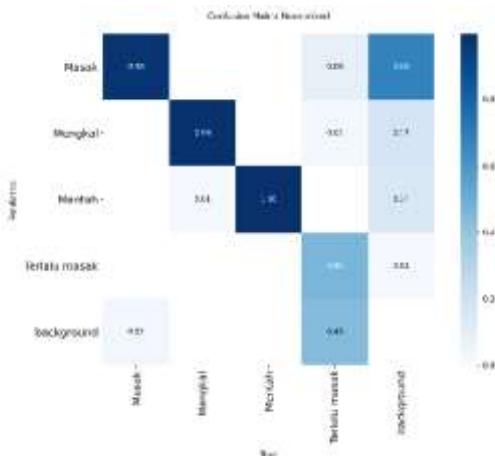
Grafik hasil pelatihan menunjukkan bahwa model YOLOv8 mengalami peningkatan performa yang stabil selama 50 epoch. Nilai train/box_loss, train/cls_loss, dan train/dfl_loss menurun secara konsisten, menandakan peningkatan akurasi dalam mengenali posisi dan kelas objek. Sementara itu, nilai precision dan recall meningkat hingga mendekati 0.9, menunjukkan model semakin jarang melakukan kesalahan deteksi maupun melewatkannya. Pada data validasi, pola penurunan val/loss serupa dengan data pelatihan, menandakan tidak terjadi overfitting. Selain itu, nilai mAP50 dan mAP50-95 yang masing-masing mencapai sekitar 0.9 dan 0.8 membuktikan bahwa model memiliki kemampuan deteksi dan klasifikasi yang sangat baik. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa YOLOv8 telah dilatih secara optimal dan mampu mengenali tingkat kematangan buah kelapa sawit dengan akurasi tinggi.



Gambar 3. (a)Kurva F1, (b)Kurva Precision, (c)Kurva Recall, dan (d)Kurva Hubungan Precision-Recall

Pada Gambar 3. Adalah kurva kinerja model yolov8 yang menunjukkan performa deteksi kematangan kelapa sawit dengan Kurva (a) F1–Confidence menunjukkan hubungan antara F1-score dan confidence threshold, yang menggambarkan keseimbangan antara precision dan recall. Nilai F1 meningkat hingga mencapai puncak optimal pada confidence sekitar 0.38 dengan nilai maksimum 0.88, lalu menurun setelahnya. Hal ini menandakan bahwa model paling akurat pada kisaran tersebut. Kelas Masak, Mengkal, dan Mentah menunjukkan performa sangat baik, sedangkan Terlalu Masak sedikit lebih rendah karena kemiripan visual dengan kelas lain. Kurva (b) Precision–Confidence memperlihatkan bahwa precision meningkat seiring kenaikan confidence dan mencapai nilai sempurna 1.00 pada confidence 0.977. Artinya, pada tingkat keyakinan tinggi, hampir semua deteksi model benar. Kelas Mengkal dan Mentah memiliki precision tertinggi, sementara Terlalu Masak sedikit lebih rendah akibat kemiripan warna dan tekstur dengan kelas Masak. Kurva (c) Recall–Confidence menunjukkan bahwa recall tertinggi (0.94) terjadi saat confidence = 0, menandakan

model mampu mendeteksi hampir semua objek tanpa batas keyakinan. Namun, semakin tinggi confidence, recall menurun karena model menjadi lebih selektif. Kelas Masak, Mengkal, dan Mentah tetap menunjukkan recall tinggi, sedangkan Terlalu Masak sedikit menurun. Kurva (d) Precision–Recall menggambarkan keseimbangan antara precision dan recall pada tiap kelas. Kelas Masak, Mengkal, dan Mentah memiliki area kurva hampir sempurna dengan mAP@0.5 berturut-turut 0.979, 0.995, dan 0.995, sedangkan Terlalu Masak sebesar 0.862. Secara keseluruhan, rata-rata mAP@0.5 mencapai 0.958, menunjukkan bahwa model YOLOv8 memiliki akurasi deteksi yang sangat tinggi dan mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit secara konsisten dan andal.



Gambar 4. Confusion matrix

Berdasarkan hasil analisis confusion matrix, model menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengenali sebagian besar kelas kematangan buah kelapa sawit. Pada kelas Masak, nilai True Positive (TP) sangat tinggi dengan akurasi mencapai 98%, yang berarti sebagian besar buah Masak berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan nilai False Positive (FP) dan False Negative (FN) relatif kecil. Kelas Mengkal juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan TP sebesar 99%, menandakan model hampir selalu tepat dalam mengenali buah mengkal dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Sementara itu, kelas Mentah memperoleh hasil terbaik dengan TP mencapai 100%, artinya seluruh buah mentah berhasil terdeteksi dengan benar tanpa adanya FN maupun FP. Sebaliknya, kelas Terlalu Masak memiliki performa yang lebih rendah dengan TP sebesar 46%, menunjukkan adanya peningkatan FN karena sebagian besar buah terlalu masak salah diklasifikasikan sebagai kelas lain, terutama Masak dan Mentah. Selain itu, terdapat sedikit FP pada area background, yang menunjukkan bahwa sebagian kecil area kosong pada citra masih terdeteksi keliru sebagai objek buah oleh model. Berikut hasil pendekripsi model dengan set data validasi dapat dilihat pada Gambar 5. Dan hasil evaluasi yang dihasilkan oleh model YOLOv8 pada Tabel dibawah ini



Gambar 5. Hasil deteksi model

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model YOLOv8

Kelas	Precision	Recall	mAP@50	mAP@50-95
Masak	0.920	0.970	0.979	0.819
Mengkal	0.978	0.996	0.995	0.925
Mentah	0.975	0.998	0.995	0.937
Terlalu Masak	0.987	0.430	0.862	0.630
All	0.965	0.849	0.958	0.828

Model YOLOv8 menunjukkan performa yang sangat baik dalam mendekripsi dan mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit pada empat kelas utama. Hasil evaluasi menunjukkan nilai precision rata-rata 96,5%, recall 84,9%, mAP@0.50 sebesar 95,8%, dan mAP@0.50–0.95 sebesar 82,8%. Meskipun nilai mAP@0.50–0.95 sedikit lebih rendah dibandingkan metrik lainnya, hasil ini tetap menunjukkan kemampuan deteksi yang sangat baik. Karena metrik tersebut menuntut tingkat tumpang tindih (IoU) yang lebih ketat antara prediksi dan ground truth, sehingga nilai 82,8% menegaskan bahwa model mampu mengenali dan melokalisasi objek dengan akurasi tinggi. Kinerja model juga stabil di hampir semua kelas. Kelas Masak, Mengkal, dan Mentah menunjukkan hasil yang sangat baik dengan precision dan recall di atas 90%, serta nilai mAP@0.50 melebihi 97%. Namun, kelas Terlalu Masak menjadi tantangan utama bagi model, di mana precision tinggi (0,987), recall rendah (0,43) menandakan masih ada objek yang terlewat akibat kemiripan visual dengan kelas lain.

Dari sisi efisiensi, model YOLOv8 memiliki kecepatan inferensi sebesar 10,3 milidetik per gambar, yang menunjukkan kemampuannya untuk diterapkan dalam sistem deteksi real-time. Meski demikian, performa model masih sensitif terhadap variasi pencahayaan, bayangan, serta posisi dan sudut pengambilan gambar. Kondisi lapangan seperti perubahan intensitas cahaya alami, latar belakang yang kompleks, dan tumpukan tandan buah segar dapat memengaruhi akurasi deteksi. Secara keseluruhan, model YOLOv8 terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi, menjadikannya potensial untuk diterapkan dalam sistem otomatisasi deteksi kematangan buah kelapa sawit secara real-time, dengan peluang peningkatan performa melalui penambahan data dan augmentasi citra khususnya pada kelas “Terlalu Masak”.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, model YOLOv8 terbukti mampu mendekripsi dan mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit dengan performa yang sangat baik. Hasil evaluasi menunjukkan nilai precision rata-rata sebesar 96,5%, recall 84,9%, mAP@0.50 sebesar 95,8%, dan mAP@0.50–0.95 sebesar 82,8%, yang menandakan kemampuan tinggi model dalam mengenali serta melokalisasi objek dengan akurasi yang konsisten. Kelas Masak, Mengkal, dan Mentah menunjukkan hasil deteksi yang sangat baik dengan tingkat kesalahan yang rendah, sedangkan kelas Terlalu Masak masih menjadi tantangan utama akibat kemiripan visual dengan kelas lain dan keterbatasan jumlah data pelatihan. Dari sisi efisiensi, model memiliki kecepatan inferensi sebesar 10,3 milidetik per gambar, yang membuktikan kemampuannya untuk diterapkan pada sistem deteksi real-time. Oleh karena itu, model YOLOv8 layak digunakan sebagai solusi berbasis kecerdasan buatan dalam mendukung proses penentuan kematangan buah kelapa sawit secara otomatis di lapangan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menambah jumlah data, khususnya pada kelas Terlalu Masak, serta melakukan augmentasi citra dan pengujian pada kondisi lapangan yang lebih beragam guna meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Daftar pustaka

- [1] A. Hamid, R. Saragih, and S. Syahputra, “Measuring the Maturity Level of Oil Palm Fruit For CPO Production Based on Color With Using the LVQ Method,” *j. of artif. intell. and eng. appl.*, vol. 3, no. 1, pp. 255–261, Oct. 2023, doi: 10.59934/jaiea.v3i1.303.
- [2] A. Susanto, T. W. Cenggoro, and B. Pardamean, “Oil Palm Fruit Image Ripeness Classification with Computer Vision using Deep Learning and Visual Attention”.
- [3] D. J. Marcelleno and M. P. K. Putra, “PERFORMANCE EVALUATION OF YOLOV8 IN REAL-TIME VEHICLE DETECTION IN VARIOUS ENVIRONMENTAL CONDITIONS,” *J. Tek. Inform. (JUTIF)*, vol. 6, no. 1, pp. 269–279, Feb. 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.1.3916.
- [4] M. S. Muna, Y. Setiyo, I. P. S. Wirawan, M. Syarovy, and G. H. Jaya, “Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan Model Yolov8 Berbasis Deep Learning,” *JABER*, vol. 6, no. 1, p. 50, June 2025, doi: 10.20884/1.jaber.2025.6.1.15953.