



KLASIFIKASI KUALITAS BUAH JERUK MENGGUNAKAN COMPUTER VISION DENGAN ARSITEKTUR YOLO V8

Irwan Adhi Prasetya¹, Fadli Sukandiarsyah², Novi Aryani Fitri^{3*}, Safri Adam³

¹Program Studi Teknologi Informasi Politeknik Aisyiyah Pontianak Jl. Ampera, Pontianak Kalimantan Barat Indonesia

²Program Studi Teknologi Laboratorium Medis Politeknik Aisyiyah Pontianak Jl. Ampera, Pontianak Kalimantan Barat Indonesia

³Program Studi Teknik Informatika Politeknik Negeri Pontianak Jl. Ahmad Yani 1 Pontianak Kalimantan Barat Indonesia

*email: noviaryanif@polnep.ac.id

Received: 2024-11-29 Accepted: 2024-12-20 Published: 2024-12-25

Abstrak

Pengembangan sistem klasifikasi mutu jeruk berbasis kecerdasan buatan yang memanfaatkan fitur tekstur, warna, dan bentuk untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi penyortiran jeruk siam Pontianak dari Kabupaten Sambas, Kalimantan Barat. Jeruk siam dikenal sebagai komoditas bernilai tinggi dengan permintaan nasional dan internasional yang besar, tetapi penyortiran manual masih menjadi tantangan bagi petani. Dataset penelitian terdiri dari 500 gambar jeruk dalam tiga kategori mutu antara lain matang, belum matang, dan busuk, yang diambil menggunakan kamera Sony Alpha a5100 beresolusi tinggi dan dianotasi melalui LabelImg. Model YOLOv8 digunakan untuk deteksi dan klasifikasi, mencapai akurasi pada data uji rata-rata sebesar 96,89 % untuk kategori matang, belum matang, dan busuk, dengan nilai mAP@0.5 sebesar 0,993, precision 0.98, recall 0.97, dan F1-score 0.99. Visualisasi hasil deteksi menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi area penting pada jeruk berdasarkan tekstur, warna, dan bentuk, serta memberikan hasil klasifikasi yang optimal. Implementasi sistem ini diharapkan dapat membantu petani meningkatkan efisiensi penyortiran jeruk, mengurangi beban kerja, dan memperluas daya saing produk di pasar.

Kata kunci: YOLOv8, Klasifikasi mutu jeruk, Penyortiran otomatis, Kecerdasan buatan

Abstract

Development of an Artificial Intelligence-Based Citrus Quality Classification System Utilizing Texture, Color, and Shape Features to Enhance the Efficiency and Accuracy of Sorting Siam Oranges from Pontianak, Sambas Regency, West Kalimantan. Siam oranges are recognized as a high-value commodity with substantial national and international demand. However, manual sorting remains a significant challenge for farmers. This research utilized a dataset comprising 500 images of oranges categorized into three quality classes: ripe, unripe, and spoiled. The images were captured using a high-resolution Sony Alpha a5100 camera and annotated using LabelImg. The YOLOv8 model was employed for detection and classification, achieving an average test data accuracy of 96.89% across the ripe, unripe, and spoiled categories, with mAP@0.5 of 0.993, precision of 0.98, recall of 0.97, and an F1-score of 0.99. Detection results visualizations demonstrated the model's capability to identify key areas on oranges based on texture, color, and shape features, delivering optimal classification outcomes. The implementation of this system is expected to assist farmers in improving sorting efficiency, reducing labor burdens, and enhancing the competitiveness of their products in the market.

Keywords: YOLOv8, Citrus quality classification, Automated sorting, Artificial intelligence



How to cite (in APA style): Irwan Adhi Prasetya, Fadli Sukandiasyah, Novi Aryani Fitri, & Safri Adam. (2024). Klasifikasi kualitas buah jeruk menggunakan computer vision dengan arsitektur YOLO V8. *Jurnal Pendidikan Informatika Dan Sains*, 13(2), 187-201. <https://doi.org/10.31571/saintek.v13i2.8346>

Copyright (c) 2024 Irwan Adhi Prasetya, Fadli Sukandiasyah, Novi Aryani Fitri, Safri Adam

DOI: 10.31571/saintek.v13i2.8346

PENDAHULUAN

Buah jeruk dikenal luas sebagai komoditas yang bernilai komersial tinggi di Indonesia dan memiliki pasar yang luas baik di tingkat nasional maupun internasional (Pawening et al., 2020). Selain itu, jeruk merupakan sumber vitamin C yang penting dan berperan dalam pemenuhan kebutuhan gizi sehari-hari (Riastana et al., 2019). Kalimantan Barat, khususnya Kabupaten Sambas, dikenal sebagai penghasil jeruk siam pontianak (*Citrus nobilis* var. *Microcarpa*) dengan karakteristik khas kulit tipis, licin, rasa manis, dan aroma yang kuat. Sebagai komoditas unggulan daerah, jeruk siam ini berkontribusi sekitar 90% dari total produksi hortikultura di Kalimantan Barat. Produksi jeruk siam yang melimpah menyebabkan jeruk menjadi komoditas unggulan daerah, ditunjukkan dari nilai *Indeks Location Quotient* lebih besar dari 1 (Kristiandi & Sitompul, 2020). Namun, proses penyortiran jeruk secara manual masih menjadi tantangan bagi petani, memerlukan waktu dan tenaga yang cukup besar untuk memastikan kualitas buah sesuai standar pasar. Selain itu, penyortiran secara manual dapat menyebabkan informasi yang diberikan berakhir subjektif dan tidak konsisten (Barkah, 2020).

Dalam proses panen buah jeruk siam, salah satu Langkah yang dilakukan yaitu melakukan penyortiran terhadap buah jeruk. Jeruk siam yang telah disortir menghasilkan beberapa *grade* yaitu A, B, C, dan D. Penentuan *grade* ini dilakukan berdasarkan kualitas dari setiap buah jeruk. *Grade* ini pada akhirnya akan menentukan harga jual buah jeruk, semakin tinggi *grade* buah jeruk maka harganya semakin mahal (Rahmadewi et al., 2019). Contoh masing masing *grade* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Grade buah jeruk AB, B dan C berdasarkan ukuran dan tingkat kematangan (Manihuruk et al., 2018).

Kualitas buah memiliki pengaruh besar terhadap daya tarik konsumen. Salah satu faktor yang menjadi perhatian konsumen di pasar adalah bentuk buah, yang merupakan salah satu karakteristik fisik dari produk pertanian (Ifmalinda et al., 2022). Selain bentuk, ukuran buah juga sangat penting dalam pandangan konsumen. Seiring dengan perkembangan teknologi, beberapa metode kecerdasan buatan (AI) mulai diterapkan dalam sistem klasifikasi dan deteksi mutu buah untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi (Hidayat et al., 2024). Dalam literatur, terdapat banyak sistem klasifikasi dan penyortiran otomatis berbasis pemrosesan citra untuk berbagai jenis buah (Jana & Parekh, 2017; Kaya & Saritas, 2019; Koklu & Cinar, 2019; Naik et al., 2015). Beberapa penelitian sebelumnya telah mencoba mengembangkan alat penyortiran dan deteksi kematangan buah menggunakan sensor warna, sensor suhu, serta algoritma berbasis visi komputer seperti CNN dan YOLO (Akyas Hifdzi Rahman et al., 2024; Prasetya, 2024; Yoghaswara et al., 2023). Dengan sistem ini, diharapkan proses penyortiran dapat dilakukan lebih efisien, mengurangi beban kerja petani, serta meningkatkan daya saing jeruk siam di pasar yang lebih luas (Tasya & Novitasari, 2020).

Penelitian ini menghadirkan kebaruan dengan mengintegrasikan tiga fitur utama, yaitu tekstur, warna, dan bentuk, ke dalam satu model klasifikasi mutu buah jeruk. Pendekatan ini merupakan inovasi yang belum banyak dieksplorasi sebelumnya (Singh & Malik, 2022). Sebagian besar studi terdahulu lebih fokus pada satu atau dua fitur, sedangkan penelitian ini mengeksplorasi sinergi ketiganya untuk meningkatkan akurasi klasifikasi (Putra et al., 2023; Siagian et al., 2022). Beberapa penelitian mencoba memecahkan masalah penyortiran buah, diantaranya penelitian Siswanto (Siswanto et al., 2020) yang melakukan pengenalan tingkat kematangan tomat berdasarkan citra warna menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Penelitian tersebut memiliki kelemahan yaitu kamera yang digunakan adalah webcam yang memiliki resolusi rendah sehingga mempengaruhi citra yang dihasilkan. Penelitian Shermila (Shermila P et al., 2024) menggunakan CNN dan LSTM untuk mendeteksi penyakit pada buah dan daun jeruk, mencapai akurasi 96% dan kinerja tinggi lainnya. Metode ini terbukti lebih efektif dibandingkan KNN dan SVM. Perkembangan CNN dalam mendeteksi objek semakin pesat, arsitektur CNN juga semakin bervariasi salah satunya yaitu arsitektur YOLO (Tuswan et al., 2024). Penelitian Xu (Xu et al., 2023) mengembangkan kerangka kerja YOLOv4 ringan untuk deteksi jeruk yang mendukung pemetikan di kebun. Hasilnya, skema ini berpotensi meningkatkan efisiensi dan otomatisasi dalam industri pertanian. Penelitian Usman (Ali et al., 2024) menggunakan model YOLOv5, YOLOv7, dan YOLOv8 untuk deteksi penyakit jeruk. Model YOLOv8 mencapai akurasi terbaik dengan 96.1% mAP@50-95, efektif mendeteksi penyakit seperti *Anthracnose*, *Melanose*, dan *Bacterial Brown Spot*. Model ini diimplementasikan di *platform Roboflow*. Support Vector Machine (SVM) dikenal dengan kemampuan klasifikasinya yang kuat, terutama dalam menangani data yang tidak terpisahkan secara linear. Penelitian yang dilakukan oleh Maneno (Maneno et al., 2023) menerapkan Support Vector Machine (SVM) pada klasifikasi tingkat kematangan buah pinang, dengan hasil akurasi sebesar 90,90% menggunakan kernel Polynomial. Penelitian ini menunjukkan bahwa pemilihan kernel yang tepat dalam *Support Vector Machine* (SVM) sangat krusial untuk mendapatkan hasil yang optimal. Selain itu, penelitian oleh Udjulawa (Udjulawa, 2023) yang mengklasifikasikan tanaman hias jenis keladi berdasarkan tekstur daun menggunakan fitur GLCM juga memperlihatkan kemampuan SVM dalam menangani data yang kompleks dan beragam.

Metode *Logistic Regression* dan *Decision Tree Classifier* juga telah diterapkan dalam klasifikasi objek berbasis fitur visual. Penelitian Honestya (Honestya et al., 2024) menggunakan kedua metode ini untuk mengklasifikasikan jenis daun herbal berdasarkan fitur warna dan bentuk, dengan hasil akurasi sebesar 80,93%. *Logistic Regression*, meskipun lebih sederhana dibandingkan *Support Vector Machine* (SVM), memiliki keunggulan dalam interpretabilitas model, sedangkan *Decision Tree* menawarkan transparansi dalam proses pengambilan keputusan, meski rentan terhadap *overfitting* pada data yang kompleks. Penelitian oleh Hawibowo menunjukkan bahwa kematangan pepaya berpengaruh signifikan terhadap rasa, tekstur, dan nilai jualnya, sehingga diperlukan sistem otomatis untuk mendeteksinya (Hawibowo & Muhimma, 2024). Model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dilatih menggunakan dataset pepaya berhasil mengklasifikasikan kematangan ke dalam tiga kategori belum matang, setengah matang, dan matang dengan akurasi 96,97%.

Penelitian ini menawarkan kebaruan dengan menggabungkan tiga fitur utama tekstur, warna, dan bentuk dalam satu model klasifikasi mutu buah jeruk, yang belum banyak dieksplorasi sebelumnya. Sebagian besar studi terdahulu fokus pada satu atau dua fitur, sementara penelitian ini akan mengeksplorasi sinergi dari ketiganya untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu, penelitian ini memfokuskan pada buah jeruk, yang merupakan komoditi buah khas Kalimantan Barat dan memiliki potensi besar untuk dikembangkan lebih lanjut.

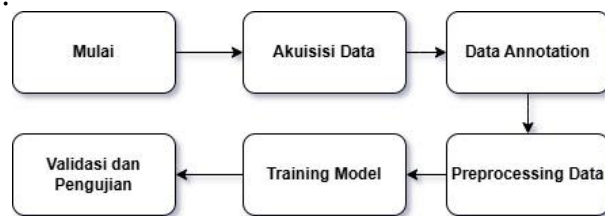
METODE

Penelitian ini dirancang untuk mengembangkan sistem kecerdasan buatan yang mampu mengklasifikasi mutu buah jeruk berdasarkan fitur tekstur, warna, dan bentuk. Desain penelitian

mencakup beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data, pembangunan model, serta pengujian sistem (I. Maulana et al., 2023). Bahan Penelitian menggunakan Jeruk Siam yang merupakan Jeruk khas dari Kabupaten Sambas yang menjadi objek utama dalam penelitian ini. Platform Anotasi Citra (*LabelImg*) digunakan untuk anotasi citra, berdasarkan fitur tekstur, bentuk, dan warna, untuk memastikan kualitas pelabelan yang akurat (Saputra et al., 2023).

Pembangunan Sistem Kecerdasan Buatan

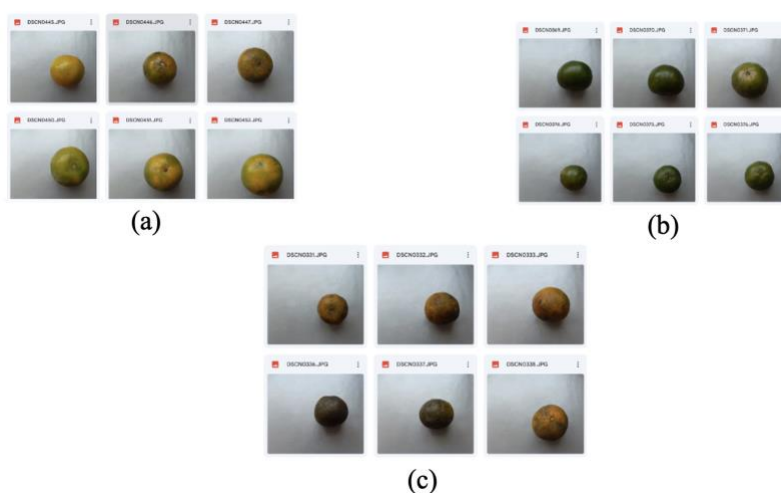
Kecerdasan buatan yang dibangun pada penelitian ini merupakan model yang dikembangkan melalui proses pelatihan data. Pada tahap pelatihan, diperlukan data latih, sehingga dataset buah jeruk digunakan untuk keperluan ini. *Dataset* yang dihasilkan dari proses pengumpulan data telah dipersiapkan untuk membangun model. Proses pengembangan model dilakukan menggunakan algoritma YOLO (*You Only Look Once*). Adapun rancangan pengembangan model mengikuti flowchart pada Gambar 2.



Gambar 2. flowchart pengembangan model

Akuisisi Data

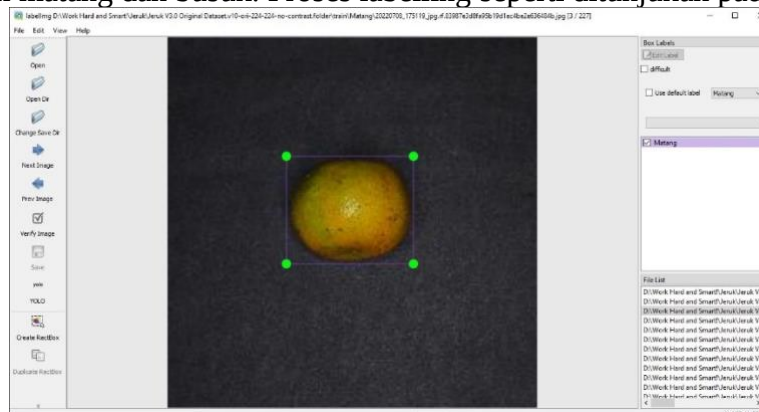
Akuisisi data atau Pengumpulan data berupa citra buah jeruk dilakukan secara langsung dari hasil panen di kebun jeruk yang berlokasi di Sambas. Proses pengambilan gambar menggunakan kamera *Sony Alpha A5100*, dengan teknik pemotretan yang dilakukan pada jarak sekitar 20 cm dari objek. Penggunaan kamera berkualitas tinggi akan memastikan hasil gambar yang baik dan meningkatkan kinerja sistem dalam hal akurasi deteksi dan klasifikasi (Akhter & Idrees, 2021). Kamera diletakkan sejajar dengan buah jeruk yang ditempatkan di atas bidang datar. Citra buah jeruk diambil dalam tiga tingkat kategori, yaitu matang, belum matang, dan busuk, guna memastikan representasi yang komprehensif dari berbagai kondisi kematangan. Proses ini bertujuan untuk menghasilkan dataset yang bervariasi, sehingga mendukung pengembangan model klasifikasi atau analisis yang akurat terkait kematangan buah jeruk. Dari proses ini, diperoleh 500 citra yang akan diproses lebih lanjut pada tahap *data anotasi*. Contoh sampel citra yang telah terkumpul dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. (a) Jeruk Matang, (b) Jeruk Belum Matang, dan (c) Jeruk Busuk

Data Anotation

Data annotation adalah proses memberikan label pada data untuk melatih model machine learning, terutama dalam tugas-tugas seperti deteksi objek, klasifikasi, atau segmentasi. Dalam konteks YOLOv8 untuk klasifikasi kualitas buah jeruk, data annotation bertujuan memberikan bounding box di sekitar objek (buah jeruk) dan memberikan label sesuai dengan kualitasnya. Pembuatan bounding box menggunakan tools labelImg. Proses labelling dilakukan dengan 3 label yaitu matang, belum matang dan busuk. Proses labelling seperti ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Proses labelling data

Data Preprocessing

Data preprocessing adalah tahapan penting dalam pengembangan model machine learning, khususnya dalam klasifikasi kualitas buah jeruk menggunakan YOLOv8. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa data gambar dalam kondisi optimal untuk dilatih pada model sehingga dapat meningkatkan performa model. Proses data preprocessing ini dilakukan dengan berbagai tahapan yaitu data albumentation, label encoding, splitting dataset.

Albumentations digunakan untuk meningkatkan performa model dengan meningkatkan jumlah variasi data tanpa perlu menambah jumlah dataset secara eksplisit. Hal ini membantu model belajar lebih robust terhadap variasi input, seperti rotasi, perubahan kecerahan, noise, atau distorsi. Dalam proses data albumentation, terdapat beberapa operasi albumentation. Pada penelitian ini digunakan operasi albumentation dengan parameter sesuai Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Operasi Albumentation

Operasi	Nilai
Blur	p=0.01, blur_limit=(3, 7)
MedianBlur	p=0.01, blur_limit=(3, 7)
ToGray	p=0.01, num_output_channels=3, method='weighted_average'
CLAHE	p=0.01, clip_limit=(1, 4.0), tile_grid_size=(8, 8)

Training model

Setelah proses data preprocessing, dilanjutkan dengan proses training model. Training model adalah proses melatih algoritma deep learning untuk mengenali pola dari data. Dalam konteks YOLOv8 training bertujuan agar model memprediksi output yang diinginkan (seperti klasifikasi, deteksi objek, atau segmentasi). Dalam proses training, setiap data latih dipetakan ke dalam ruang multidimensi, di mana setiap dimensi merepresentasikan karakteristik atau fitur tertentu dari data. Data yang telah dipetakan dalam ruang multidimensi kemudian diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi kinerja model. Proses training data dilakukan menggunakan google collab dengan spesifikasi Kartu grafis NVIDIA L4, 23,80 Gb, 12 CPUs, 53.0 GB RAM. Training model

memerlukan data, arsitektur model, dan parameter hyperparameter untuk mengontrol proses training yang disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Parameter training model

Parameter	Nilai
Model	Yolo V8
Epochs	100
Batch size	16
Image Size	640
Learning Rate	0.001429
Optimizer	Adam Optimizer
Momentum	0.9
Weight decay	0.0005
Early Stopping	Aktif (patience=10)
Gradient Clipping	0.5

Hasil dari proses training yaitu model dalam format .pt yang sudah terlatih untuk mendeteksi objek klasifikasi kualitas buah jeruk.

Validasi dan Pengujian Sistem

Validasi dan pengujian bertujuan untuk mengevaluasi performa model selama proses pelatihan menggunakan data yang tidak dilihat model (data validasi). Proses ini dilakukan pada setiap epoch untuk mengetahui apakah model mengalami overfitting atau underfitting. Pengujian dilakukan setelah model selesai dilatih untuk mengevaluasi performa akhir pada data uji (test data), yang sepenuhnya terpisah dari data pelatihan dan validasi. Proses pengujian dilakukan dengan komposisi data sesuai Tabel 3.

Tabel 3. Komposisi data pengujian

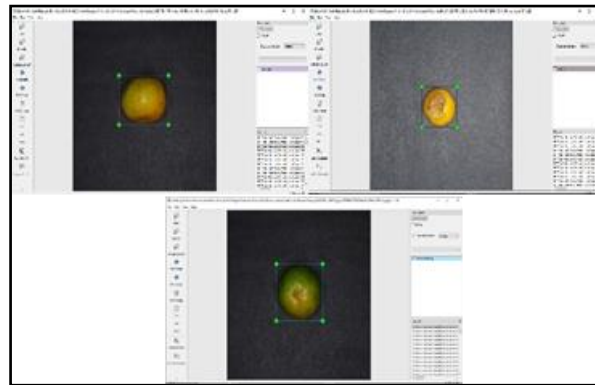
Kelas	Jumlah Data
Matang	63
Belum Matang	42
Busuk	85

Pengujian diukur dengan menggunakan confusion matrix yaitu akurasi. Akurasi diukur dengan menghitung jumlah prediksi benar dibagi dengan jumlah data sesuai dengan Persamaan 1.

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Jumlah\ Data} \times 100\% \quad (1)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini memproses dataset dengan membagi data menjadi data latih, validasi, dan uji untuk membangun dan menguji model machine learning. Data latih digunakan untuk melatih model, data validasi untuk memantau performa selama pelatihan, dan data uji untuk mengevaluasi akurasi akhir model (Wijoyo et al., 2024). Dataset citra yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 500 gambar jeruk dalam tiga kategori mutu antara lain matang, belum matang, dan busuk. Gambar diambil langsung dari lapangan, dengan tambahan referensi dari *platform Roboflow* untuk memastikan keanekaragaman dan keakuratan data. Pada penelitian ini, mengklasifikasi mutu buah jeruk dengan memanfaatkan fitur tekstur, warna, dan bentuk.



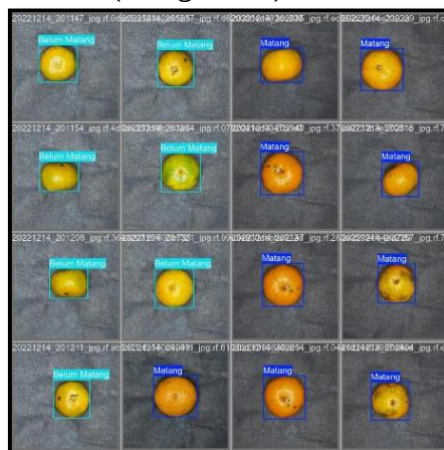
Gambar 5. Hasil labeling kualitas Jeruk Matang, Belum Matang, dan Busuk

Gambar 5 menunjukkan hasil penelitian disajikan dalam bentuk gambar dan tabel untuk menunjukkan performa sistem klasifikasi yang dibangun menggunakan algoritma YOLO. Pembahasan dilakukan dengan merujuk kepada literatur untuk memperkuat analisis terhadap hasil yang diperoleh. Proses anotasi dilakukan menggunakan LabelImg untuk menandai fitur penting seperti tekstur, bentuk, dan warna. Hasil anotasi dapat dilihat pada Tabel 4.

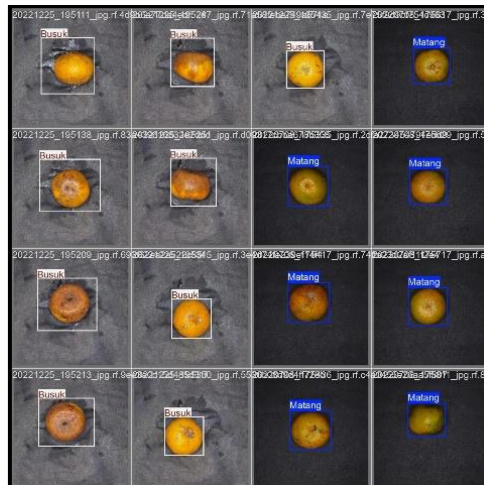
Tabel 4. Distribusi Dataset Berdasarkan Kategori Mutu Jeruk

Kategori	Jumlah Citra		
	Data Tes	Data Training	Data Validasi
Matang	135	229	85
Belum Matang	95	455	171
Busuk	153	459	127
Total	383	1143	383

Penggunaan data tes untuk mengevaluasi akurasi akhir model setelah pelatihan selesai. Dataset ini terdiri dari 383 gambar yang diklasifikasikan ke dalam tiga kategori: matang (135 gambar), belum matang (95 gambar), dan busuk (153 gambar). Data Training sebagai input utama untuk melatih model dalam mengenali pola dan karakteristik setiap kategori. Dataset ini terdiri dari 1.143 gambar, terbagi dalam kategori matang (229 gambar), belum matang (455 gambar), dan busuk (459 gambar). Data Validasi untuk menilai performa model selama proses pelatihan dan membantu menghindari overfitting. Dataset validasi ini terdiri dari 383 gambar, yang terdiri dari kategori matang (85 gambar), belum matang (171 gambar), dan busuk (127 gambar).

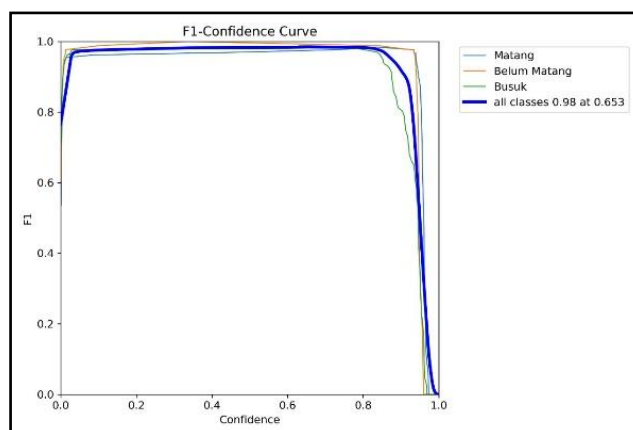


Gambar 6. Hasil Deteksi Buah Belum Matang dan Matang



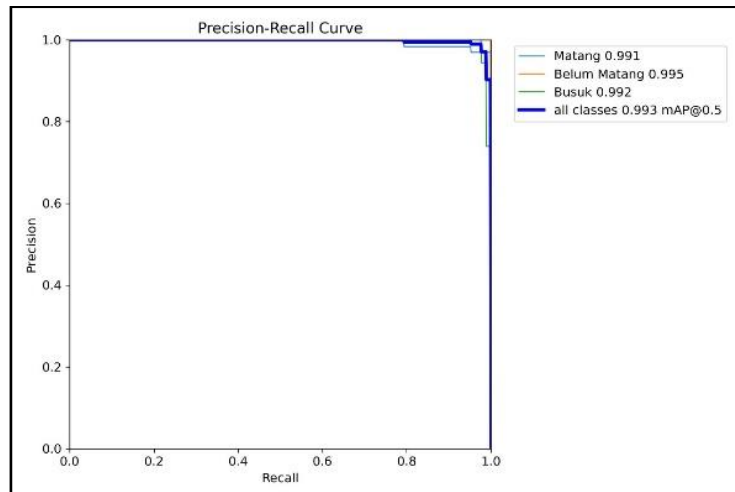
Gambar 7. Hasil Deteksi Buah Busuk dan Matang

Pengambilan citra dilakukan dalam posisi diam sama halnya dengan yang telah dilakukan pada penelitian sebelumnya (Ifmalinda et al., 2022). Pelatihan model kecerdasan buatan dilatih menggunakan algoritma YOLOv8 dengan spesifikasi komputer yang mendukung pemrosesan citra cepat. Hasil deteksi dan klasifikasi model pada sampel gambar jeruk ditampilkan dengan label "Matang" dan "Belum Matang," yang ditandai oleh *bouding box* berwarna biru dan hijau. Setiap *bouding box* menunjukkan prediksi model terhadap kondisi jeruk, sekaligus membedakan kategori "Busuk," "Matang," dan "Belum Matang." Visualisasi ini menunjukkan akurasi model dalam mengidentifikasi kualitas jeruk berdasarkan area penting seperti tekstur, warna, dan bentuk, yang dapat dilihat pada Gambar 6 dan 7. Dataset dilatih selama 100 *epoch* dengan 100 iterasi per *epoch*.



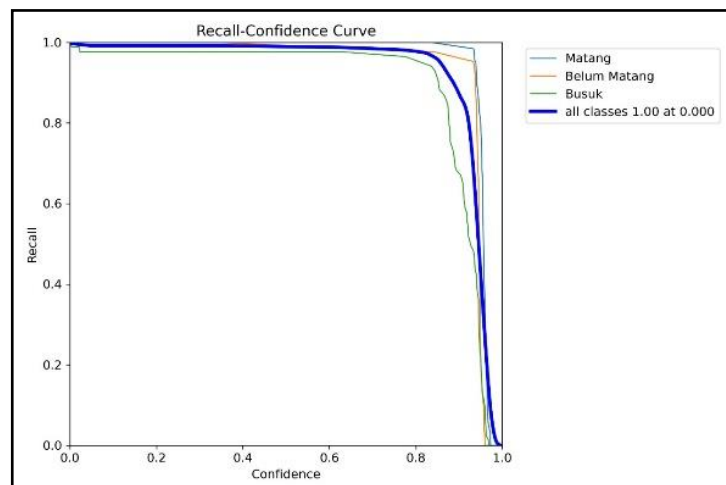
Gambar 8. Perbandingan hasil F1-Confidence Curve

Pada gambar 8 menunjukkan hubungan antara F1-score dan *confidence* dalam klasifikasi jeruk pada tiga kategori antara lain matang, belum matang, dan busuk. F1-score mendekati nilai maksimal hampir 1.0 pada *confidence* tinggi, menandakan kinerja model yang sangat baik (Alfiano & Rahayu, 2024). Rata-rata F1-score sebesar 0.98 tercapai pada *confidence* 0.653 untuk semua kelas, dan garis gabungan (biru) menunjukkan kestabilan deteksi di berbagai tingkat *confidence*.



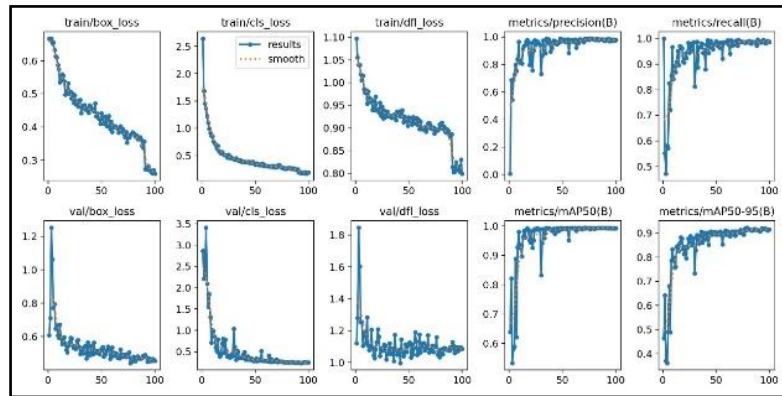
Gambar 9. Perbandingan hasil *Precision-Recall Curve*

Penurunan signifikan di akhir kurva menunjukkan model menjadi lebih selektif pada tingkat *confidence* yang sangat tinggi. Sehingga grafik menunjukkan akurasi tinggi dan keseimbangan antara *precision* dan *recall* di semua kategori. Pada gambar 9 menunjukkan performa model dalam mengklasifikasi jeruk pada tiga kategori matang, belum matang, dan busuk, dengan *precision* dan *recall* mendekati 1.0 untuk semua kategori. Nilai mAP@0.5 sebesar 0.993 mencerminkan akurasi tinggi secara keseluruhan (Lestari et al., 2024). Kurva yang mendekati *horizontal* menunjukkan konsistensi model pada berbagai tingkat recall, sementara tingkat kesalahan yang rendah mendukung kinerja optimal model dalam klasifikasi jeruk, membuatnya andal untuk pemeringkatan mutu buah otomatis.



Gambar 10. Perbandingan hasil recall dengan confidence curve

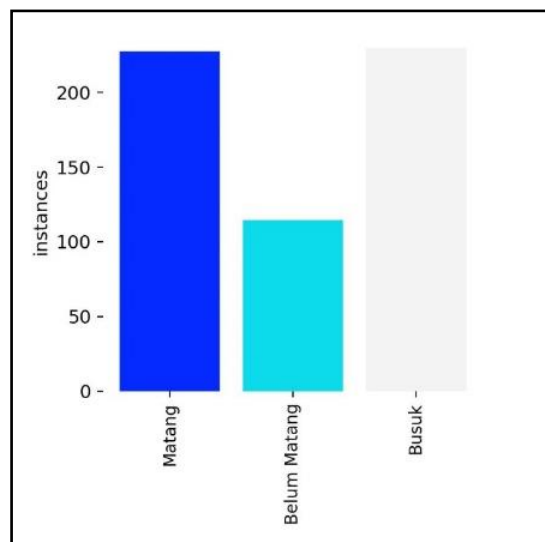
Pada gambar 10 menunjukkan hubungan antara *recall* dan *confidence* dalam klasifikasi mutu jeruk berdasarkan kategori matang, belum matang, dan busuk. Pada *confidence* rendah, *recall* tinggi untuk semua kelas, menunjukkan deteksi yang baik. Saat *confidence* meningkat mendekati 1.0, *recall* mulai menurun, terutama untuk kategori "Belum Matang." Secara keseluruhan, model memiliki performa yang optimal pada *confidence* di kisaran 0.6 hingga 0.9, dengan penurunan *recall* yang minimal.



Gambar 11. Hasil Pelatihan Model

Pada gambar 11 menunjukkan hasil pelatihan model deep learning untuk mengukur kualitas jeruk dalam kategori matang, belum matang, dan busuk berdasarkan warna, tekstur, dan bentuk jeruk. Model ini dilatih menggunakan teknik deteksi objek atau klasifikasi dengan fitur-fitur visual sebagai parameter utama. Grafik *train/box_loss*, *train/cls_loss*, dan *train/obj_loss* menunjukkan metrik loss (kesalahan) selama pelatihan untuk tiga komponen model — *box loss* untuk deteksi objek, *cls loss* untuk klasifikasi, dan *obj loss* untuk keyakinan terhadap objek yang terdeteksi. Penurunan *loss* yang stabil pada ketiga grafik ini menandakan bahwa model berhasil belajar dan memperbaiki kesalahan secara bertahap.

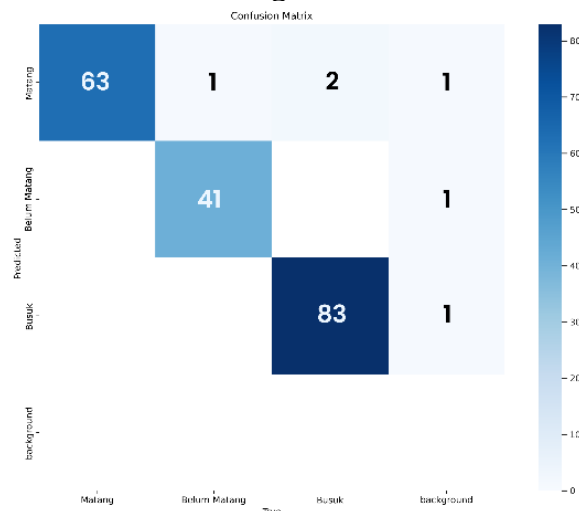
Grafik *metrics/precision (B)* dan *metrics/recall (B)* menunjukkan performa model yang tinggi dan stabil dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jeruk dengan akurat ke dalam kategori yang diinginkan. Grafik *val/box_loss*, *val/cls_loss*, dan *val/obj_loss* menunjukkan penurunan *loss* yang konsisten pada data validasi, mengindikasikan generalisasi model yang baik. Sementara itu, *metrics/mAP50(B)* dan *metrics/mAP50-95(B)* menunjukkan peningkatan yang mengukur akurasi deteksi model pada berbagai ambang batas IoU, menandakan bahwa model memiliki kemampuan deteksi dan klasifikasi jeruk yang akurat.



Gambar 12. Jumlah data uji pada setiap kategori

Berbagai visualisasi terkait dataset jeruk, yang dikelompokkan berdasarkan kategori kualitas (Matang, Belum Matang, dan Busuk) dapat dilihat pada gambar 12 menunjukkan jumlah data pada setiap kategori jeruk. Kategori "Matang" memiliki jumlah paling banyak, diikuti oleh "Belum Matang", dan "Busuk" yang memiliki jumlah data paling sedikit. Hal ini memberi gambaran tentang distribusi dataset berdasarkan kategori kualitas jeruk.

Berdasarkan hasil pengujian dan validasi, akurasi yang dicapai sebesar 96,89 % untuk kategori matang, belum matang, dan busuk, dengan nilai mAP@0.5 sebesar 0,993, precision 0.98, recall 0.97, dan F1-score 0.99. confusion matrix dari berbagai kelas atau label di sajikan pada Gambar 13.



Gambar 13. Confussion Matrix

Beberapa faktor yang mempengaruhi performa ini, seperti kompleksitas fitur jeruk dan keseragaman dataset, perlu diperhatikan untuk peningkatan lebih lanjut. Akurasi model masih dapat ditingkatkan melalui penyesuaian hyperparameter atau penambahan data latih, sebagaimana disarankan oleh Isa (Isa & Junedi, 2022) yang menunjukkan bahwa penyesuaian hyperparameter dapat mengoptimalkan performa model pada deteksi objek yang rumit sebelumnya oleh Ashfani (Yazid Fauzan Nur Ashfani et al., 2024) juga mendukung bahwa fitur visual seperti tekstur dan warna memiliki kontribusi penting dalam klasifikasi kualitas buah, namun kompleksitas fitur-fitur ini kadang memerlukan algoritma pengolahan yang lebih intensif. Hasil ini sejalan dengan pentingnya kebermanfaatan sistem klasifikasi otomatis dalam meningkatkan efisiensi sektor pertanian (A. Maulana, 2024). Dalam mendeteksi klasifikasi buah jeruk, beberapa tantangan dalam mendeteksi kualitasnya. Beberapa data salah dalam prediksi semisal pada gambar 14.



Gambar 14. (a) kesalahan output belum matang (b) kesalahan prediksi matang

Pada gambar 14 (a) data input dengan kelas belum matang namun diprediksi busuk. Berdasarkan hasil pengamatan peneliti, hal ini disebabkan pada permukaan kulit buah jeruk terdapat beberapa objek bekas goresan yang banyak dijumpai pada objek buah yang busuk. Sama hal nya dengan gambar xx(b), data input yaitu buah matang namun dideteksi busuk. Hal ini disebabkan karena terdapat objek mirip lubang dan bercak yang ada pada permukaan kulit buah jeruk.

Implikasi Praktis Bagi Petani

Dengan sistem otomatis yang dapat mengklasifikasikan buah secara akurat, petani dapat menghemat waktu dalam proses penyortiran manual, sehingga tenaga kerja dapat difokuskan pada aktivitas lain seperti pengemasan atau distribusi. Teknologi klasifikasi berbasis AI seperti YOLO mampu mendeteksi parameter kualitas buah, seperti warna, tekstur, dan bentuk, sehingga hasil yang diperoleh lebih konsisten dibandingkan penilaian manusia yang seringkali bersifat subjektif. Akurasi pengklasifikasian ini memungkinkan petani untuk membedakan buah premium dan non-premium, menjualnya dengan harga yang sesuai, serta meminimalkan buah berkualitas rendah di pasar, yang pada akhirnya meningkatkan kepercayaan konsumen dan pendapatan jangka panjang. Selain itu, sistem klasifikasi dapat diintegrasikan dengan dashboard analitik untuk menyajikan informasi tren kualitas buah secara berkala, sehingga petani dapat mengambil keputusan lebih baik terkait pola pemupukan, waktu panen, maupun metode pengendalian penyakit tanaman.

Biaya implementasi sistem klasifikasi kualitas buah jeruk melibatkan beberapa komponen. Untuk perangkat keras, diperlukan kamera berkualitas tinggi dengan harga berkisar antara Rp 1-5 juta untuk menangkap gambar buah dengan resolusi tinggi, serta komputer atau server untuk menjalankan model AI, dengan harga bervariasi antara Rp 5-15 juta tergantung spesifikasi. Jika model berjalan di cloud computing seperti AWS, GCP, atau Azure, biaya akan dihitung berdasarkan penggunaan per jam. Sedangkan untuk perangkat lunak, jika menggunakan model YOLO v8 yang open-source, biaya lisensi bisa mencapai 0 rupiah, namun biaya pelatihan model dapat muncul jika menggunakan GPU berbasis cloud. Pelatihan model sendiri memerlukan data anotasi yang baik dan waktu beberapa hari, dengan biaya pelatihan di cloud GPU seperti Google Colab Pro mencapai sekitar Rp 1-3 juta. Selain itu, sistem juga memerlukan pemeliharaan berkala untuk menjaga akurasi klasifikasi, dengan biaya operasional tambahan yang mungkin timbul untuk penggantian perangkat keras atau penyimpanan data.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model kecerdasan buatan berbasis YOLOv8 yang mampu mengklasifikasi mutu jeruk dengan akurasi tinggi menggunakan fitur tekstur, warna, dan bentuk. Model ini, yang dilatih dan divalidasi menggunakan dataset jeruk teranotasi, mencapai akurasi pada data uji rata-rata sebesar 96,89 % untuk kategori matang, belum matang, dan busuk, dengan nilai mAP@0.5 sebesar 0,993, precision 0.98, recall 0.97, dan F1-score 0.99. Hasil evaluasi metrik, termasuk mAP dan F1-score yang tinggi, menunjukkan performa yang stabil dan konsisten pada berbagai tingkat confidence, menegaskan keandalan model dalam deteksi mutu buah secara otomatis. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam penerapan klasifikasi otomatis di sektor pertanian. Rekomendasi untuk pengembangan lebih lanjut mencakup penambahan data dan optimasi hyperparameter untuk menghadapi kompleksitas fitur visual yang lebih beragam.

REFERENSI

- Akhter, N., & Idrees, M. (2021). Shape and texture-based classification of citrus using principal component analysis. *International Journal of Agricultural Extension*, 02. <https://doi.org/10.33687/ijae.009.02.3525>
- Akyas Hifdzi Rahman, R., Adi Sunarto, A., & Asriyanik, A. (2024). Penerapan you only look once (yolo) v8 untuk deteksi tingkat kematangan buah manggis. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(5), 10566–10571. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.10979>
- Alfiano, O., & Rahayu, S. (2024). Implementasi algoritma deep learning yolo (you only look once) untuk deteksi kualitas kentang segar dan busuk secara real time. *JORAPI: Journal of Research and Publication Innovation*, 2(3), 2470–2478. <https://jurnal.portalpublikasi.id/index.php/JORAPI/index>

- Ali, U., Ismail, M. A., Ariyaluran Habeeb, R. A., & Ali Shah, S. R. (2024). Performance evaluation of yolo models in plant disease detection. *Journal of Informatics and Web Engineering*, 3(2), 199–211. <https://doi.org/10.33093/jiwe.2024.3.2.15>
- Barkah, M. F. (2020). Klasifikasi rasa buah jeruk pontianak berdasarkan warna kulit buah jeruk menggunakan metode k-nearest neighbor. *Coding Jurnal Komputer dan Aplikasi*, 8(1). <https://doi.org/10.26418/coding.v8i1.39193>
- Hawibowo, M. S., & Muhimmmah, I. (2024). aplikasi pendeteksi tingkat kematangan pepaya menggunakan metode convolutional neural network (cnn) berbasis android. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 10(1), 162. <https://doi.org/10.26418/jp.v10i1.77819>
- Hidayat, R., Firmando, A., Lestari, N. S., Hermawaty, & Fadriani, H. (2024). Klasifikasi jenis buah berdasarkan citra menggunakan metode ekstraksi ciri. *Jurnal Teknologi Dan Sains Modern*, 1(1), 36-48. <https://doi.org/10.69930/jtsm.v1i1.62>
- Honestya, G., Sajida, M., & Ramadhanu, A. (2024). Klasifikasi jenis daun herbal menggunakan metode logistic regression dan decision tree classifier berdasarkan fitur (warna dan bentuk). *Journal of Information System and Education Development*, 2(1), 52–55. <https://doi.org/10.62386/jised.v2i1.59>
- Ifmalinda, I., Andasuryani, A., & Shaufana, L. (2022). identifikasi bentuk buah alpukat (persea americana mill.) dengan analisis citra digital. *Jurnal Teknologi Pertanian*, 23(3), 215–226. <https://doi.org/10.21776/ub.jtp.2022.023.03.5>
- Isa, I. G. T., & Junedi, B. (2022). Hyperparameter tuning epoch dalam meningkatkan akurasi data latih dan data validasi pada citra pengendara. *Prosiding Sains Nasional Dan Teknologi*, 12(1), 231. <https://doi.org/10.36499/psnst.v12i1.6697>
- Jana, S., & Parekh, R. (2017). Shape-based Fruit Recognition and Classification. In J. K. Mandal, P. Dutta, & S. Mukhopadhyay (Eds.), *Computational Intelligence, Communications, and Business Analytics* (Vol. 776, pp. 184–196). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-6430-2_15
- Kaya, E., & Saritas, İ. (2019). Towards a real-time sorting system: Identification of vitreous durum wheat kernels using ANN based on their morphological, colour, wavelet and gaborlet features. *Computers and Electronics in Agriculture*, 166, 105016. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105016>
- Koklu, M., & Cinar, I. (2019). Classification of rice varieties using artificial intelligence methods. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 7(3), 188–194. <https://doi.org/10.18201/ijisae.2019355381>
- Kristiandi, K., & Sitompul, N. (2020). Retensi vitamin c pada olahan limbah jeruk. *Prosiding Seminar Nasional Riset Teknologi Terapan*. <https://jurnal.untidar.ac.id/index.php/senaster/article/view/2573>
- Lestari, D. P., Madenda, S., Octavia, L., Susetianingtias, D. T., Wibowo, H. T., Ligar, W., Kusuma, T. M., Suro, S., Rumambi, T., Prasetyo, E., Siswono, H., Yakti, B. K., Prayitno, R. H., Sudiro, S. A., Raharja, W. K., & Baaits, A. H. A. (2024). *Komputer vision, kecerdasan artifisial, dan sistem tertanam*. Gunadarma. <https://penerbit.gunadarma.ac.id/wp-content/uploads/2024/07/KomputerVision-juli2024.pdf>
- Maneno, R., Baso, B., Manek, P. G., & Fallo, K. (2023). Deteksi tingkat kematangan buah pinang menggunakan metode support vector machine berdasarkan warna dan tekstur. *Journal of Information and Technology*, 3(2), 60–66. <https://doi.org/10.32938/jitu.v3i2.5323>
- Manihuruk, J., Suswatiningsih, T. E., & Martini, R. (2018). Pemasaran buah jeruk di kecamatan silimakuta kabupaten simalungun. *JURNAL MASEPI*, 3(8). <https://journal.instiperjogja.ac.id/index.php/JMI/article/download/517/491>
- Maulana, A. (2024). *Literatur review implementasi artificial intelligence dalam pertanian*. 2. <https://conference.upgris.ac.id/index.php/infest/article/view/6479>

- Maulana, I., Rahaningsih, N., & Suprapti, T. (2023). Analisis penggunaan model yolov8 (you only look once) terhadap deteksi citra senjata berbahaya. 7(6). <https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/8271>
- Naik, S., Patel, B., & Pandey, R. (2015). Shape, size and maturity features extraction with fuzzy classifier for non-destructive mango (*Mangifera Indica* L., cv. Kesar) grading. 2015 *IEEE Technological Innovation in ICT for Agriculture and Rural Development (TIAR)*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/TIAR.2015.7358522>
- Pawening, R. E., Shudiq, W. J., & Wahyuni, W. (2020). Klasifikasi kualitas jeruk lokal berdasarkan tekstur dan bentuk menggunakan metode k-Nearest Neighbor (k-NN). *COREAI: Jurnal Kecerdasan Buatan, Komputasi Dan Teknologi Informasi*, 1(1), 10–17. <https://doi.org/10.33650/coreai.v1i1.1640>
- Prasetya, S. A. (2024). *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*. 6(1). <https://doi.org/10.47065/bits.v6i1.5396>
- Putra, A. S. J., Subroto, I. M. I., & Poetro, B. S. W. (2023). Identifikasi kematangan buah jeruk medan menggunakan K-Nearest Neighbor berbasis Metrik RGB. 5(3). <http://jurnal.unissula.ac.id/online/index.php/EI>
- Rahmadewi, R., Sari, G. L., & Firmansyah, H. (2019). Pendeteksian kematangan buah jeruk dengan fitur citra kulit buah menggunakan transformasi ruang warna HSV. *JTEV (Jurnal Teknik Elektro Dan Vokasional)*, 5(1.1), 166. <https://doi.org/10.24036/jtev.v5i1.1.107560>
- Riastana, I. K., Astiari, N. K. A., & Sulistiawati, N. P. A. (2019). Kualitas buah jeruk siam (*Citrus nobillis var microcarva* L) selama penyimpanan pada berbagai tingkat kematangan buah. 1, 22–28. <https://doi.org/10.22225/ga.24.1.1696.22-28>
- Saputra, D. H., Imran, B., & Juhartini. (2023). Object detection untuk mendeteksi citra buah-buahan menggunakan metode yolo. *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*, 2(2), 70–80. <https://doi.org/10.69916/jkbti.v2i2.18>
- Shermila P, Josephin, Victor, A., Manoj, S. O., Sri Krishna College of Engineering and Technology, Devi, E. A., & Sathyabama Institute of Science and Technology. (2024). Automatic detection and classification of disease in citrus fruit and leaves using a customized CNN based model. *Boletin Latinoamericano y Del Caribe de Plantas Medicinales y Aromaticas*, 23(2), 180–198. <https://doi.org/10.37360/blacpma.24.23.2.13>
- Siagian, S., Ibutama, K., & Mahyuni, R. (2022). Implementasi metode ekstraksi ciri warna untuk mendeteksi kematangan buah jeruk. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 1(6), 898. <https://doi.org/10.53513/jursi.v1i6.5861>
- Singh, S., & Malik, K. (2022). Feature selection and classification improvement of Kinnow using SVM classifier. *Measurement: Sensors*, 24, 100518. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2022.100518>
- Siswanto, I., Utami, E., & Raharjo, S. (2020). Klasifikasi Tingkat kematangan buah berdasarkan warna dan tekstur menggunakan metode K-Nearest Neighbor dan Nearest Mena Classifier. *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 10(1), 93. <https://doi.org/10.35585/inspir.v10i1.2559>
- Tasya, S. E., & Novitasari, H. (2020). analisis kelayakan pada agroindustri jeruk siam di Kecamatan Summersari Kabupaten Jember. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Agroinfo Galuh*, 7(2), 455. <https://doi.org/10.25157/jimag.v7i2.3491>
- Tuswan, T., Veda, K. A. B., Chrismianto, D., Mursid, O., Adam, S., Prabowo, A. R., & Nubli, H. (2024). Artificial intelligence-based ship hull plate corrosion monitoring using Convolutional Neural Network (CNN): Comparison of YOLOv8 and Detectron2 architecture models. *Ship Technology Research*, 1–11. <https://doi.org/10.1080/09377255.2024.2397608>
- Udjulawa, D. (2023). Klasifikasi tanaman hias berdasarkan tekstur daun menggunakan metode svm dan fitur glcM. *Klik - Jurnal Ilmu Komputer*, 3(2), 121–127. <https://doi.org/10.56869/klik.v3i2.418>

- Wijoyo, A., Saputra, A. Y., Ristanti, S., Sya'Ban, S. R., Amalia, M., & Febriansyah, R. (2024). *Pembelajaran machine learning*. 3(2). <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal>
- Xu, L., Wang, Y., Shi, X., Tang, Z., Chen, X., Wang, Y., Zou, Z., Huang, P., Liu, B., Yang, N., Lu, Z., He, Y., & Zhao, Y. (2023). Real-time and accurate detection of citrus in complex scenes based on HPL-YOLOv4. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, 107590. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107590>
- Yazid Fauzan Nur Ashfani, Yovi Litanianda, & Rizqy Amalia Putri. (2024). Klasifikasi Jenis buah jeruk menggunakan metode convolutional neural network: Deep learning studi. *Uranus : Jurnal Ilmiah Teknik Elektro, Sains Dan Informatika*, 2(2), 70–79. <https://doi.org/10.61132/uranus.v2i2.129>
- Yoghaswara, P., Anshory, I., & Ayuni, S. D. (2023). *Rancang bangun alat deteksi kematangan buah pepaya berdasarkan warna pada kulit buah berbasis arduino*. 6 (02), 32-37. <https://doi.org/10.25124/jett.v10i1.6209>