

Pendekatan Deep Learning Menggunakan YoloV8 untuk Identifikasi Jenis Buah Apel pada Citra Digital

Devi Yunita¹, Maulana Fansyuri^{2*}, Resti Amalia³, Bayu Dwi Putra⁴

^{1,2,3,4}Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia

Email: ¹dosen00846@unpam.ac.id, ^{2*}dosen02359@unpam.ac.id, ³dosen00850@unpam.ac.id,

⁴blog.maulana@gmail.com

(*Email Corresponding Author: dosen02359@unpam.ac.id)

Received: 20 Agustus 2026 | Revision: 28 Agustus 2026 | Accepted: 2 September 2026

Abstrak

Proses identifikasi jenis buah apel yang dilakukan secara manual memiliki sejumlah keterbatasan, seperti adanya subjektivitas dalam penilaian, waktu pemrosesan yang relatif lama, serta kemungkinan terjadinya ketidakkonsistenan hasil, khususnya ketika jumlah citra yang dianalisis cukup banyak. Kondisi tersebut mendorong perlunya pengembangan sistem otomatis yang dapat melakukan proses identifikasi secara cepat, akurat, dan konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi jenis buah apel dengan menerapkan pendekatan deep learning menggunakan algoritma YOLOv8 serta mengukur akurasi dan kinerja model dalam mengatasi keterbatasan proses identifikasi secara manual. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen. Dataset yang digunakan terdiri atas 300 citra digital buah apel yang terbagi ke dalam enam kelas, yaitu Apel Braeburn, Royal Gala, Washington, Golden Apple, Granny Smith, dan Pink Lady. Setiap kelas terdiri dari 50 citra. Dataset selanjutnya dibagi menjadi 70% data training, 20% data validation, dan 10% data testing. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset, proses anotasi citra, pembagian dataset, pelatihan model, dan pengujian menggunakan YOLOv8. Model dilatih untuk melakukan deteksi sekaligus klasifikasi jenis objek apel pada citra dalam satu proses. Kinerja model dievaluasi berdasarkan nilai precision, recall, dan mean Average Precision (mAP). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model YOLOv8 yang dikembangkan mampu menghasilkan performa yang baik dengan nilai precision sebesar 0,91, recall sebesar 0,88, dan mAP@0.5 sebesar 0,90. Nilai tersebut menunjukkan kemampuan model dalam menghasilkan deteksi yang tepat sekaligus mengenali sebagian besar objek apel yang terdapat pada citra. Penerapan YOLOv8 juga memberikan efisiensi dalam proses identifikasi karena tahapan deteksi dan klasifikasi dapat dilakukan secara bersamaan. Meskipun demikian, beberapa kesalahan klasifikasi masih ditemukan, terutama pada objek dengan karakteristik visual yang serupa dan citra dengan kondisi pencahayaan yang kurang optimal. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa penerapan deep learning menggunakan YOLOv8 memiliki kinerja yang baik dan berpotensi digunakan sebagai solusi otomatis untuk identifikasi jenis buah apel berbasis citra digital. Hasil penelitian ini dapat menjadi landasan bagi pengembangan sistem identifikasi yang lebih akurat dan optimal pada penelitian selanjutnya.

Kata Kunci: YOLOv8, Deep Learning, Deteksi Objek, Klasifikasi Citra, Buah Apel

Abstract

Manual identification of apple varieties presents several challenges, including subjectivity in assessment, relatively long processing times, and inconsistencies in the results, particularly when dealing with a large number of images. Therefore, an automated system is needed to perform identification processes quickly, accurately, and consistently. This study aims to develop an apple variety identification system using a deep learning approach with the YOLOv8 algorithm and to evaluate its accuracy and performance in addressing the limitations of manual identification. A quantitative approach with an experimental research method was employed in this study. The dataset consisted of 300 digital images of apples divided into six classes: Braeburn, Royal Gala, Washington, Golden Apple, Granny Smith, and Pink Lady, with 50 images assigned to each class. The dataset was divided into 70% training data, 20% validation data, and 10% testing data. The research process included data collection, image annotation, dataset partitioning, model training, and model testing using YOLOv8. The model was trained to simultaneously detect and classify apple objects according to their respective varieties within digital images. Model performance was evaluated using precision, recall, and mean Average Precision (mAP) metrics. The experimental results demonstrated that the developed YOLOv8 model achieved good performance, with a precision of 0.91, recall of 0.88, and mAP@0.5 of 0.90. These results indicate that the model is capable of producing accurate detections while recognizing most of the apple objects contained in the images. The implementation of YOLOv8 also improves the efficiency of the identification process by enabling object detection and classification to be performed simultaneously in a single stage. However, several classification errors were still observed, particularly for objects with similar visual characteristics and images captured under suboptimal lighting conditions. Based on these findings, it can be concluded that the application of deep learning using YOLOv8 demonstrates good performance and has considerable potential as an automated solution for apple variety identification based on digital images. The findings of this study can serve as a foundation for further development of more accurate and optimized image-based identification systems.

Keywords: YOLOv8, Deep Learning, Object Detection, Image Classification, Apple Varieties

1. PENDAHULUAN

Perkembangan kecerdasan buatan dan teknologi pengolahan citra digital telah mendorong penerapan computer vision dalam berbagai bidang, termasuk sektor pertanian. Pemanfaatan citra digital memungkinkan proses identifikasi dan klasifikasi objek pertanian dilakukan secara otomatis berdasarkan karakteristik visual yang terdapat pada citra[1][2], [3]. Pendekatan tersebut memiliki potensi untuk meningkatkan efisiensi proses pengelompokan hasil pertanian yang sebelumnya banyak bergantung pada pengamatan manusia[3]. Dalam konteks komoditas hortikultura, kemampuan untuk mengenali karakteristik visual buah secara cepat dan konsisten menjadi salah satu aspek penting dalam mendukung proses sortasi, distribusi, dan pengelolaan hasil pertanian.

Apel merupakan salah satu komoditas buah yang memiliki beragam varietas dengan karakteristik visual yang berbeda, seperti warna, bentuk, ukuran, pola permukaan, dan tekstur[4], [5]. Meskipun demikian, beberapa varietas memiliki kemiripan karakteristik visual yang cukup tinggi sehingga proses identifikasi tidak selalu mudah dilakukan hanya berdasarkan pengamatan secara langsung. Penelitian mengenai klasifikasi varietas apel menunjukkan bahwa perbedaan antarvarietas dapat menjadi permasalahan dalam proses pengenalan berbasis citra karena variasi dalam satu varietas maupun kemiripan antarvarietas dapat memengaruhi kemampuan model dalam membedakan kelas[4], [5], [6].

Identifikasi varietas apel secara manual juga memiliki keterbatasan karena hasil pengamatan dapat dipengaruhi oleh pengalaman, ketelitian, dan subjektivitas pengamat. Selain itu, proses tersebut menjadi kurang efisien ketika jumlah buah yang harus diidentifikasi semakin besar. Kondisi ini menunjukkan perlunya pendekatan berbasis teknologi yang mampu melakukan identifikasi secara otomatis dengan waktu pemrosesan yang lebih efisien dan hasil yang konsisten.

Penerapan deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali karakteristik visual buah[1], [2]. Lu et al. menggunakan beberapa arsitektur CNN berbasis transfer learning untuk mengidentifikasi 13 kelas varietas apel dari 7.439 citra. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi, dengan VGG-19 menghasilkan akurasi 100% pada salah satu konfigurasi dataset dan 93,9% pada konfigurasi lainnya. Penelitian tersebut juga menunjukkan bahwa konfigurasi dataset dapat memberikan pengaruh yang signifikan terhadap performa model klasifikasi[7].

Penelitian lain yang dilakukan pada tahun 2024 menggunakan pendekatan deep features dan machine learning untuk klasifikasi varietas apel. Tujuh arsitektur CNN digunakan untuk memperoleh fitur dari citra apel, kemudian fitur tersebut dikombinasikan dengan beberapa algoritma machine learning. Hasilnya menunjukkan bahwa DenseNet201 menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 97,48%, sedangkan kombinasi fitur dan algoritma machine learning tertentu mampu menghasilkan akurasi hingga 99,77%. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa pendekatan berbasis deep learning memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan varietas apel berdasarkan karakteristik citra[8], [9].

Selain pendekatan klasifikasi citra, perkembangan algoritma object detection berbasis YOLO memberikan alternatif untuk melakukan identifikasi objek secara lebih terintegrasi. Penelitian mengenai deteksi buah apel pada lingkungan alami telah menunjukkan bahwa arsitektur YOLO dapat digunakan untuk mendeteksi objek apel secara cepat sekaligus menangani variasi kondisi lingkungan. Salah satu penelitian terbaru mengembangkan DNE-YOLO yang berbasis YOLOv8 dan menambahkan beberapa mekanisme untuk meningkatkan kemampuan deteksi pada kondisi lingkungan yang beragam. Model tersebut menghasilkan precision 90,7%, recall 88,9%, dan mAP@0.5 sebesar 94,3%, menunjukkan bahwa YOLOv8 memiliki potensi yang baik untuk aplikasi deteksi apel[10].

Penelitian lain yang secara khusus membahas identifikasi varietas apel juga menunjukkan perkembangan pendekatan berbasis YOLO. Penelitian YOLO-APPLE mengembangkan model berbasis YOLOv7 dengan penambahan mekanisme attention dan modifikasi konvolusi untuk meningkatkan kemampuan dalam mengenali varietas apel yang memiliki kemiripan visual. Pada data pengujian, model tersebut menghasilkan precision 0,908, recall 0,968, dan mAP@0.5 sebesar 0,973. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan object detection dapat digunakan tidak hanya untuk menemukan keberadaan buah apel, tetapi juga untuk membedakan varietasnya[11][12].

Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan keberhasilan deep learning dalam klasifikasi varietas maupun deteksi buah apel, masih terdapat ruang penelitian pada penerapan YOLOv8 secara langsung untuk identifikasi beberapa varietas apel pada dataset citra digital yang relatif terkontrol[13]. Penelitian klasifikasi berbasis CNN umumnya berfokus pada penentuan kelas berdasarkan keseluruhan citra, sedangkan penelitian berbasis YOLO lebih banyak diarahkan pada deteksi buah di lingkungan kebun, termasuk kondisi oklusi, pencahayaan, dan lingkungan yang kompleks. Dengan demikian, penerapan YOLOv8 untuk melakukan deteksi sekaligus klasifikasi varietas apel dalam satu tahap dapat menjadi pendekatan yang menarik untuk dikaji, terutama dalam konteks efisiensi proses identifikasi[14].

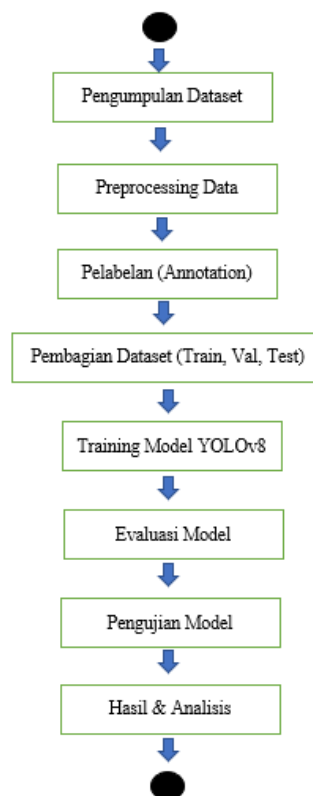
Berdasarkan permasalahan dan perkembangan penelitian tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma YOLOv8 berbasis deep learning untuk mengidentifikasi jenis atau varietas buah apel pada citra digital. Model dikembangkan menggunakan dataset yang terdiri atas 300 citra dengan enam kelas, yaitu Braeburn, Royal Gala, Washington, Golden Apple, Granny Smith, dan Pink Lady. Dataset dibagi menjadi data training, validation, dan testing untuk mendukung proses pelatihan dan evaluasi model. YOLOv8 digunakan untuk melakukan deteksi objek sekaligus klasifikasi varietas apel dalam satu proses, sehingga diharapkan dapat memberikan proses identifikasi yang lebih efisien dibandingkan pendekatan yang memisahkan tahapan deteksi dan klasifikasi[15][16].

Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik precision, recall, dan mean Average Precision (mAP) untuk mengetahui kemampuan model dalam menghasilkan deteksi yang tepat dan mengenali objek dari masing-masing kelas. Melalui pendekatan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan YOLOv8 dalam mengidentifikasi

varietas apel berdasarkan citra digital serta menganalisis kelebihan dan keterbatasannya dalam menghadapi kemiripan karakteristik visual antarvarietas. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap penerapan computer vision dan deep learning dalam proses identifikasi komoditas pertanian serta menjadi dasar bagi pengembangan sistem identifikasi buah yang lebih otomatis dan efisien

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk mengembangkan dan mengevaluasi model deep learning YOLOv8 dalam mengidentifikasi jenis buah apel berdasarkan citra digital. Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis mulai dari pengumpulan dataset, persiapan dan preprocessing citra, anotasi objek, pembagian dataset, pelatihan model, evaluasi, hingga pengujian menggunakan data yang belum digunakan dalam proses pelatihan. Alur penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Secara umum, proses penelitian diawali dengan pengumpulan citra buah apel dari dataset publik dan data tambahan. Citra yang diperoleh kemudian diseleksi dan dipersiapkan agar sesuai dengan kebutuhan model. Selanjutnya, setiap objek apel diberikan anotasi berupa bounding box dan label kelas. Dataset yang telah dianotasi dibagi menjadi data training, validation, dan testing. Model YOLOv8n kemudian dilatih menggunakan data training dengan validasi pada data validation. Model terbaik selanjutnya digunakan untuk melakukan pengujian terhadap data testing, dan hasilnya dianalisis menggunakan metrik evaluasi yang telah ditentukan.

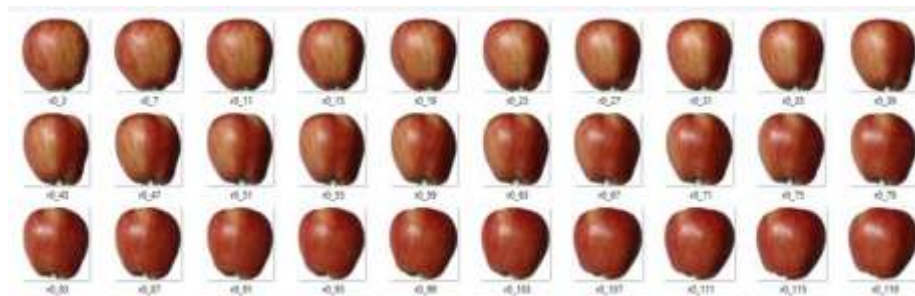
2.1 Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian berupa citra digital buah apel dengan format JPG dan PNG. Dataset diperoleh dari dua sumber, yaitu dataset publik dari Mendeley Data dan data tambahan yang diperoleh melalui pengambilan gambar secara mandiri. Total dataset yang digunakan dalam penelitian adalah 300 citra yang terbagi ke dalam enam kelas varietas apel, yaitu Braeburn, Royal Gala, Washington, Golden Apple, Granny Smith, dan Pink Lady.

Masing-masing kelas terdiri atas 50 citra sehingga distribusi dataset antar kelas berada dalam kondisi seimbang. Citra yang digunakan memiliki variasi karakteristik visual, antara lain warna, pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang. Variasi tersebut digunakan untuk membantu model mempelajari karakteristik visual dari setiap kelas secara lebih baik.

Tabel 1. Distribusi Dataset Berdasarkan Kelas

No.	Kelas Apel	Jumlah Citra
1	Braeburn	50
2	Royal Gala	50
3	Washington	50
4	Golden Apple	50
5	Granny Smith	50
6	Pink Lady	50
Total		300



Gambar 2. Contoh Citra Dataset Buah Apel

2.2 Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk mempersiapkan citra sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Citra diseleksi untuk memastikan bahwa data yang digunakan relevan dengan objek penelitian. Selanjutnya, citra disesuaikan dengan ukuran input model menjadi 640×640 piksel.

Proses normalisasi citra tidak dilakukan secara manual karena YOLOv8 telah menangani proses tersebut secara otomatis pada saat pemrosesan data. Selain preprocessing dasar, variasi data diperluas melalui mekanisme augmentasi yang tersedia pada YOLOv8 selama proses training. Teknik augmentasi yang digunakan mencakup rotasi, horizontal flip, serta perubahan karakteristik warna dan pencahayaan melalui parameter HSV.

Penggunaan augmentasi bertujuan untuk meningkatkan variasi data yang diterima model selama proses pelatihan sehingga model tidak hanya mempelajari pola tertentu dari citra training, tetapi juga mampu mengenali objek pada variasi posisi dan kondisi pencahayaan.

2.3 Anotasi Citra

Karena YOLOv8 digunakan sebagai model object detection, setiap citra diberikan anotasi berupa bounding box yang menunjukkan lokasi objek apel dan label yang menunjukkan kelas varietasnya. Anotasi menggunakan format YOLO dengan lima nilai, yaitu class ID, koordinat pusat bounding box pada sumbu x dan y, lebar, serta tinggi bounding box. Format anotasi dituliskan sebagai berikut:

class_id x_center y_center width height

Seluruh koordinat bounding box dinormalisasi ke dalam rentang 0 sampai 1. Proses anotasi memungkinkan model mempelajari dua informasi secara bersamaan, yaitu lokasi objek pada citra dan kelas varietas apel. Enam kelas yang digunakan dalam penelitian diberikan class ID seperti ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kelas dan Class ID

Class ID	Kelas
0	Braeburn
1	Royal Gala
2	Washington
3	Golden Apple
4	Granny Smith
5	Pink Lady

2.4 Pembagian Dataset

Dataset yang telah dipersiapkan dan dianotasi selanjutnya dibagi menjadi tiga kelompok, yaitu training, validation, dan testing. Pembagian dilakukan secara acak dengan tetap mempertahankan keseimbangan jumlah data pada masing-masing kelas.

Sebanyak 70% dataset digunakan sebagai data training, 20% sebagai data validation, dan 10% sebagai data testing. Dengan total 300 citra, pembagian tersebut menghasilkan 210 citra untuk training, 60 citra untuk validation, dan 30 citra untuk testing.

Tabel 3. Pembagian Dataset

No.	Kelas Apel	Jumlah Citra
1	Braeburn	50
2	Royal Gala	50
3	Washington	50
4	Golden Apple	50
5	Granny Smith	50
6	Pink Lady	50
Total		300

Data training digunakan untuk proses pembelajaran model, sedangkan data validation digunakan untuk memantau performa model selama proses training. Data testing tidak digunakan selama proses pembelajaran dan digunakan pada tahap akhir untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali citra yang belum pernah digunakan sebelumnya.

Struktur dataset disusun mengikuti format YOLOv8, yang terdiri atas folder training, validation, dan testing. Masing-masing folder memiliki subfolder images dan labels, sedangkan konfigurasi dataset disimpan dalam file `data.yaml`.

```
dataset_apel/  
├─ train/  
│ └─ images/  
│   │ └─ apel1.jpg  
│   │ └─ apel2.jpg  
│   │ └─ ...  
│   └─ labels/  
│       └─ apel1.txt  
│       └─ apel2.txt  
│       └─ ...  
├─ valid/  
│ └─ images/  
│   └─ labels/  
├─ test/  
│ └─ images/  
│   └─ labels/  
└─ data.yaml
```

Gambar 3. Struktur Folder Dataset YOLOv8

2.5 Model YOLOv8 dan Konfigurasi Pelatihan

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah YOLOv8n (nano). Varian tersebut dipilih karena memiliki ukuran model yang relatif ringan sehingga sesuai untuk digunakan pada lingkungan komputasi Google Colab dengan sumber daya GPU yang tersedia.

Pelatihan model dilakukan menggunakan framework Ultralytics YOLOv8 pada Google Colab. Model dilatih menggunakan data training dan divalidasi menggunakan data validation. Selama proses training, model mempelajari karakteristik visual dari enam kelas apel berdasarkan anotasi yang telah diberikan. Konfigurasi utama yang digunakan dalam proses pelatihan ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Konfigurasi Pelatihan YOLOv8n

Parameter	Konfigurasi
Model	YOLOv8n
Epoch	50
Batch size	16
Image size	640 × 640 piksel
Optimizer	SGD
Learning rate	Default YOLOv8
Augmentasi	Aktif
Jumlah kelas	6
Platform	Google Colab

Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch dengan batch size sebesar 16 dan ukuran input citra 640 × 640 piksel. Optimizer yang digunakan adalah SGD dengan konfigurasi learning rate bawaan YOLOv8. Augmentasi bawaan model diaktifkan selama proses pelatihan untuk meningkatkan variasi data.

Selama training, performa model dipantau berdasarkan perubahan nilai loss, precision, recall, dan mAP pada setiap epoch. Model dengan performa terbaik disimpan dalam bentuk `best.pt` dan digunakan pada tahap pengujian.

2.6 Lingkungan Penelitian

Implementasi dan proses pelatihan model dilakukan menggunakan Google Colab sebagai lingkungan komputasi berbasis cloud. Penggunaan Google Colab memungkinkan proses pelatihan memanfaatkan GPU sehingga proses komputasi deep learning dapat dilakukan dengan lebih efisien.

Tabel 5. Lingkungan Komputasi dan Perangkat Lunak

Komponen	Spesifikasi
Platform	Google Colab
GPU	NVIDIA Tesla T4 atau setara
RAM	±8 GB
Sistem Operasi	Linux berbasis cloud
Bahasa Pemrograman	Python
Framework	Ultralytics YOLOv8
Pengolahan Citra	OpenCV

Proses implementasi menggunakan Python dengan framework Ultralytics sebagai implementasi YOLOv8. OpenCV digunakan untuk mendukung proses pengolahan citra dan persiapan dataset.

2.7 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengetahui kemampuan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis buah apel. Metrik yang digunakan meliputi precision, recall, F1-score, dan mean Average Precision (mAP).

Precision digunakan untuk mengukur proporsi prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif yang dihasilkan model. Recall menunjukkan kemampuan model dalam menemukan objek yang sebenarnya terdapat pada citra. F1-score digunakan untuk memperoleh ukuran gabungan antara precision dan recall.

Nilai precision dihitung menggunakan Persamaan (1):

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

Nilai recall dihitung menggunakan Persamaan (2):

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

Sedangkan F1-score dihitung menggunakan Persamaan (3):

$$\text{F1-score} = 2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (3)$$

Keterangan: TP (True Positive) merupakan objek yang berhasil dideteksi dengan benar, FP (False Positive) merupakan prediksi objek yang tidak sesuai dengan kondisi sebenarnya, dan FN (False Negative) merupakan objek yang seharusnya terdeteksi tetapi tidak berhasil dikenali.

Selain ketiga metrik tersebut, performa deteksi dievaluasi menggunakan mean Average Precision (mAP). Dalam penelitian ini, mAP@0.5 digunakan sebagai salah satu indikator utama untuk mengukur kemampuan model dalam mendeteksi objek dengan batas Intersection over Union (IoU) sebesar 0,5. Nilai mAP diperoleh dari rata-rata Average Precision pada seluruh kelas apel yang digunakan.

2.8 Pengujian Model

Tahap pengujian dilakukan setelah proses pelatihan selesai dengan menggunakan 30 citra yang termasuk dalam testing set. Data tersebut tidak digunakan pada proses training sehingga dapat digunakan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Pada proses pengujian, citra diberikan sebagai input ke model YOLOv8n. Model menghasilkan informasi berupa lokasi objek melalui bounding box, kelas varietas apel, dan nilai confidence untuk setiap objek yang terdeteksi. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan label sebenarnya untuk mengetahui keberhasilan model dalam melakukan deteksi dan klasifikasi.

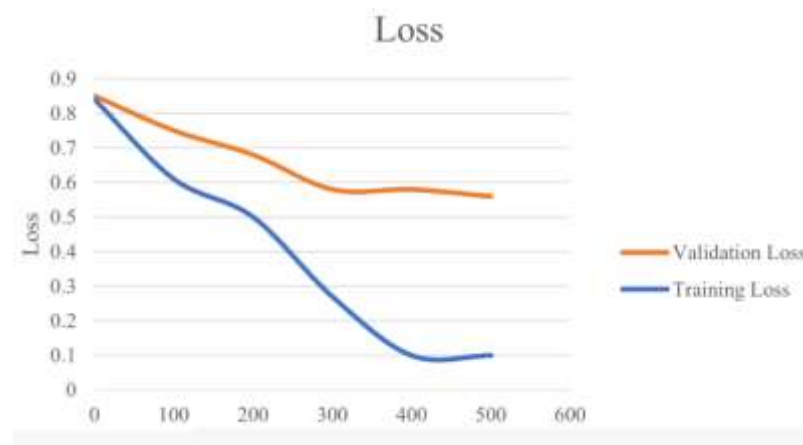
Hasil pengujian selanjutnya dianalisis menggunakan metrik evaluasi yang telah ditentukan. Analisis juga dilakukan terhadap kesalahan prediksi untuk mengetahui kelas yang memiliki tingkat kesalahan lebih tinggi serta kondisi citra yang berpotensi memengaruhi performa model, seperti kemiripan karakteristik visual antarvarietas dan kondisi pencahayaan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pelatihan Model YOLOv8n

Proses pelatihan dilakukan menggunakan model YOLOv8n dengan dataset sebanyak 300 citra buah apel yang terdiri dari enam kelas, yaitu Braeburn, Royal Gala, Washington, Golden Apple, Granny Smith, dan Pink Lady. Dataset dibagi menjadi 210 citra untuk training, 60 citra untuk validation, dan 30 citra untuk testing. Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch dengan ukuran input citra 640 × 640 piksel dan batch size sebesar 16 menggunakan lingkungan Google Colab.

Selama proses pelatihan, model mempelajari karakteristik visual dari masing-masing jenis apel berdasarkan lokasi objek dan label kelas yang telah diberikan pada tahap anotasi. Performa model diamati melalui perubahan nilai loss, precision, recall, dan mAP pada setiap epoch.



Gambar 4. Grafik Performa Training Model YOLOv8n

Berdasarkan grafik hasil pelatihan, proses pembelajaran menunjukkan kecenderungan peningkatan kemampuan model dalam mengenali objek apel seiring bertambahnya jumlah epoch. Pada tahap awal pelatihan, model masih melakukan penyesuaian terhadap karakteristik dataset sehingga performanya belum optimal. Seiring proses training berlangsung, model mulai mampu mengenali pola visual yang membedakan masing-masing kelas apel.

Pada epoch akhir, performa model cenderung lebih stabil. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model telah memperoleh representasi fitur yang cukup untuk melakukan deteksi dan klasifikasi terhadap objek apel pada dataset penelitian. Hasil pelatihan selanjutnya digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model menggunakan data yang tidak digunakan dalam proses pembelajaran.

3.2 Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kemampuan YOLOv8n dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan enam jenis apel. Evaluasi menggunakan metrik precision, recall, dan mean Average Precision (mAP) dengan ambang IoU sebesar 0,5.

Hasil evaluasi masing-masing kelas ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Model Berdasarkan Kelas

No.	Kelas Apel	Precision	Recall	mAP@0.5
1	Braeburn	0,92	0,89	0,91
2	Royal Gala	0,90	0,87	0,89
3	Washington	0,89	0,85	0,87
4	Golden Apple	0,91	0,88	0,90
5	Granny Smith	0,93	0,90	0,92
6	Pink Lady	0,90	0,86	0,89
Rata-rata		0,91	0,88	0,90

Berdasarkan Tabel 5, model memperoleh nilai precision rata-rata sebesar 0,91, recall sebesar 0,88, dan mAP@0.5 sebesar 0,90. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan deteksi dan klasifikasi objek apel dengan tingkat ketepatan yang baik.

Nilai precision sebesar 0,91 menunjukkan bahwa sebagian besar objek yang diprediksi oleh model sesuai dengan objek dan kelas sebenarnya. Dengan demikian, tingkat kesalahan prediksi positif (false positive) relatif rendah. Sementara itu, nilai recall sebesar 0,88 menunjukkan bahwa sebagian besar objek apel yang terdapat dalam data berhasil ditemukan oleh model, meskipun masih terdapat sejumlah objek yang tidak terdeteksi.

Nilai mAP@0.5 sebesar 0,90 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam menghasilkan deteksi dengan lokasi bounding box yang sesuai terhadap objek sebenarnya pada ambang IoU 0,5.

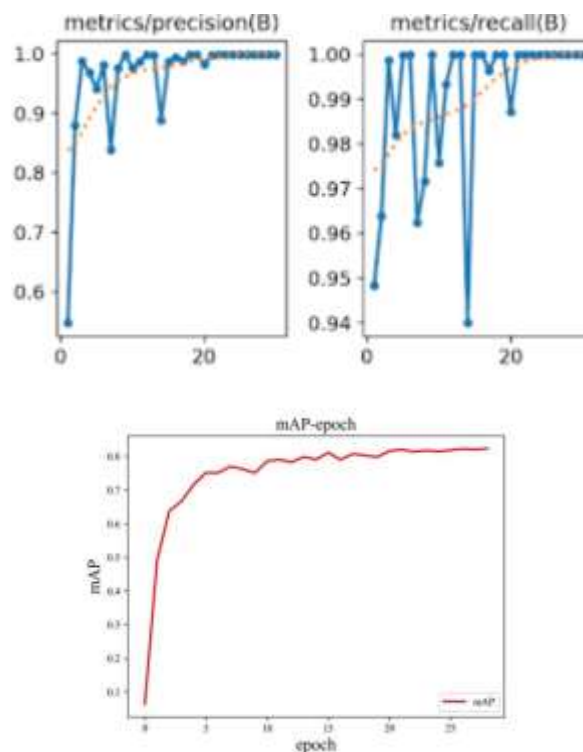
3.3 Analisis Performa Berdasarkan Kelas

Perbedaan performa antar kelas menunjukkan bahwa kemampuan model dalam mengenali setiap varietas apel tidak sepenuhnya sama. Kelas Granny Smith memperoleh performa tertinggi dengan nilai precision sebesar 0,93, recall sebesar 0,90, dan mAP@0.5 sebesar 0,92. Hasil tersebut menunjukkan bahwa karakteristik visual kelas Granny Smith relatif lebih mudah dikenali oleh model berdasarkan dataset yang digunakan.

Kelas Braeburn juga menunjukkan performa yang relatif tinggi dengan precision sebesar 0,92, recall sebesar 0,89, dan mAP@0.5 sebesar 0,91. Sementara itu, Golden Apple memperoleh mAP@0.5 sebesar 0,90 dengan precision sebesar 0,91 dan recall sebesar 0,88.

Sebaliknya, kelas Washington memperoleh nilai terendah dibandingkan kelas lainnya, yaitu precision sebesar 0,89, recall sebesar 0,85, dan mAP@0.5 sebesar 0,87. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model masih memiliki kesulitan yang relatif lebih besar dalam mengenali kelas Washington. Kesulitan tersebut dapat berkaitan dengan karakteristik visual objek pada dataset, termasuk kemiripan warna, bentuk, atau kondisi pencahayaan.

Kelas Pink Lady memperoleh precision sebesar 0,90, recall sebesar 0,86, dan mAP@0.5 sebesar 0,89. Meskipun nilai precision-nya relatif baik, nilai recall yang lebih rendah menunjukkan bahwa masih terdapat objek dari kelas tersebut yang belum berhasil dideteksi.



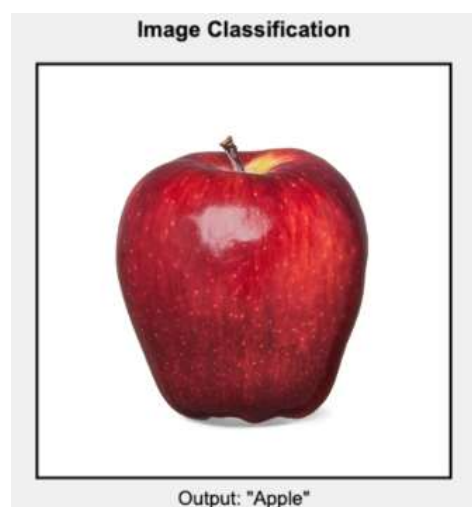
Gambar 5. Perbandingan Precision, Recall, dan mAP@0.5 Tiap Kelas

Perbedaan nilai antar kelas menunjukkan bahwa performa model tidak hanya dipengaruhi oleh algoritma, tetapi juga oleh karakteristik dan variasi data yang digunakan dalam proses pembelajaran. Kelas dengan karakteristik visual yang lebih mudah dibedakan cenderung menghasilkan performa lebih tinggi, sedangkan kelas dengan karakteristik yang lebih mirip atau memiliki variasi citra yang lebih besar berpotensi menghasilkan kesalahan deteksi maupun klasifikasi.

3.4 Hasil Deteksi pada Data Pengujian

Setelah proses training dan evaluasi selesai, model YOLOv8n digunakan untuk melakukan pengujian terhadap data testing sebanyak 30 citra. Data pengujian merupakan citra yang tidak digunakan selama proses pelatihan sehingga dapat digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Pada proses pengujian, model menghasilkan bounding box pada objek yang terdeteksi, label jenis apel, serta nilai confidence untuk setiap prediksi.



Gambar 6. Contoh Hasil Deteksi

Hasil deteksi menunjukkan bahwa model mampu menemukan objek apel dan memberikan label kelas pada citra pengujian. Informasi bounding box menunjukkan lokasi objek yang berhasil dideteksi, sedangkan label kelas menunjukkan hasil klasifikasi varietas apel berdasarkan karakteristik visual yang dipelajari selama proses training.

Keberhasilan model dalam melakukan deteksi dan klasifikasi secara bersamaan menunjukkan salah satu keunggulan pendekatan YOLOv8 dibandingkan pendekatan yang memisahkan proses deteksi objek dan klasifikasi menjadi dua tahap. Dalam penelitian ini, satu citra dapat diproses untuk memperoleh lokasi sekaligus jenis objek apel dalam satu proses inferensi.

3.5 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan YOLOv8n dapat memberikan performa yang baik untuk identifikasi jenis buah apel pada citra digital. Nilai precision sebesar 0,91 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan prediksi yang tinggi, sedangkan recall sebesar 0,88 menunjukkan bahwa sebagian besar objek apel yang terdapat pada citra berhasil ditemukan. Nilai mAP@0.5 sebesar 0,90 semakin memperlihatkan bahwa model mampu menghasilkan deteksi objek dengan posisi bounding box yang relatif sesuai dengan objek sebenarnya.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan deep learning dapat menjadi alternatif terhadap proses identifikasi apel secara manual yang memiliki keterbatasan dalam hal kecepatan, konsistensi, dan ketergantungan terhadap kemampuan individu. Dengan proses deteksi yang dilakukan secara otomatis, identifikasi jenis apel dapat dilakukan berdasarkan pola visual yang telah dipelajari oleh model.

Namun demikian, hasil evaluasi juga menunjukkan adanya perbedaan performa antar kelas. Washington merupakan kelas dengan nilai mAP@0.5 paling rendah, yaitu 0,87, sedangkan Granny Smith menghasilkan nilai tertinggi sebesar 0,92. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa model masih dipengaruhi oleh karakteristik visual masing-masing kelas. Kemiripan bentuk dan warna antarvarietas serta variasi pencahayaan dapat menjadi faktor yang menyebabkan sebagian objek lebih sulit dibedakan.

Nilai recall yang lebih rendah dibandingkan precision juga menunjukkan bahwa permasalahan utama model bukan hanya pada ketepatan klasifikasi hasil deteksi, tetapi juga pada kemampuan menemukan seluruh objek yang terdapat pada citra. Dengan kata lain, model cenderung menghasilkan prediksi yang benar ketika objek berhasil dideteksi, tetapi masih terdapat beberapa objek yang tidak berhasil ditemukan.

Secara keseluruhan, hasil eksperimen menunjukkan bahwa YOLOv8n memiliki potensi untuk digunakan sebagai model otomatis dalam identifikasi jenis buah apel. Model mampu mendeteksi sekaligus mengklasifikasikan enam kelas apel dengan performa rata-rata precision 0,91, recall 0,88, dan mAP@0.5 0,90.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Jumlah dataset yang digunakan relatif terbatas, yaitu 300 citra dengan 50 citra pada setiap kelas. Kondisi tersebut dapat membatasi kemampuan model dalam menghadapi variasi citra yang lebih luas. Selain itu, beberapa kelas masih menunjukkan performa yang lebih rendah dibandingkan kelas lainnya. Peningkatan jumlah dan keragaman dataset, penambahan variasi kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar, serta optimasi parameter pelatihan dapat dipertimbangkan pada penelitian selanjutnya untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Dengan demikian, hasil penelitian tidak hanya menunjukkan keberhasilan penerapan YOLOv8n dalam identifikasi varietas apel, tetapi juga memberikan gambaran mengenai faktor-faktor yang masih perlu diperhatikan dalam pengembangan sistem identifikasi buah berbasis computer vision.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai penerapan deep learning menggunakan YOLOv8 untuk identifikasi jenis buah apel pada citra digital, dapat disimpulkan bahwa model YOLOv8n berhasil diterapkan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan enam jenis apel, yaitu Braeburn, Royal Gala, Washington, Golden Apple, Granny Smith, dan Pink Lady. Penggunaan dataset sebanyak 300 citra dengan pembagian 70% data training, 20% validation, dan 10% testing dapat digunakan untuk membangun model identifikasi berbasis object detection. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh nilai precision sebesar 0,91, recall sebesar 0,88, dan mAP@0.5 sebesar 0,90. Hasil tersebut menunjukkan bahwa YOLOv8n memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi lokasi objek sekaligus mengidentifikasi kelas varietas apel pada citra digital. Performa terbaik diperoleh pada kelas Granny Smith, sedangkan kelas Washington menunjukkan performa yang relatif lebih rendah dibandingkan kelas lainnya. Meskipun demikian, model masih mengalami beberapa kesalahan dalam mendeteksi dan membedakan jenis apel, terutama pada objek yang memiliki karakteristik visual yang serupa serta pada kondisi citra dengan variasi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar. Oleh karena itu, pengembangan penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan memperbesar jumlah dan variasi dataset, memperkaya kondisi citra, serta melakukan optimasi konfigurasi dan parameter pelatihan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa YOLOv8n memiliki potensi untuk diterapkan sebagai pendekatan otomatis dalam identifikasi varietas buah apel berbasis citra digital dan dapat

menjadi salah satu alternatif dalam mendukung proses identifikasi yang lebih cepat dan konsisten dibandingkan pendekatan manual.

REFERENCES

- [1] E. I. S. Robi Ardiansyah, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Jenis Beras Berdasarkan Citra Digital," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 1, pp. 4172–4182, 2023, doi: <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i6.3520>.
- [2] D. Rofianto, K. Amaliah, T. K. Khoerunissa, and M. Fitri, "Metode Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi Visual Untuk Identifikasi Kualitas Pangan Lokal Berbasis Citra Digital Feature Extraction and Visual Classification Methods for Identifying the Quality of Local Food Based on Digital Images," *J. Ilmu Komput. Agri Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 178–188, 2025, doi: <https://doi.org/10.29244/jika.12.2.178-188>.
- [3] E. N. Sri Andayani, "Model Identifikasi Singkong Berdasarkan Warna untuk Tepung Mocaf Berbasis Citra Digital," *PYTHAGORAS J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 17, no. 1, pp. 281–292, 2022, doi: <https://doi.org/10.21831/pythagoras.v17i1.34994>.
- [4] A. R. Juwita, C. E. Sukmawati, A. R. Pratama, R. S. Bijokangko, and A. Susilo, "BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH Identifikasi Jenis Buah Apel berdasarkan Ekstraksi Ciri Warna Fitur HSV dengan Model Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 6, no. 2, pp. 784–792, 2026, doi: <https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v6i2.1010>.
- [5] R. W. Abdullah and R. Kusumastuti, "ANALISIS PENGOLAHAN EKSTRAKSI FITUR CITRA UNTUK KLASIFIKASI JENIS APEL MENGGUNAKAN SCKIT-LEARN DENGAN ALGORITMA K- IMAGE FEATURE EXTRACTION PROCESSING ANALYSIS FOR APPLE TYPE CLASSIFICATION USING SCKIT-LEARN WITH THE K-NEAREST NEIGHBOR," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 12, no. 1, pp. 165–174, 2025, doi: <https://doi.org/10.25126/jtiik.2025129149>.
- [6] R. Y. A. Ramadhanu, "OPTIMASI HYBRID INTELLIGENT SYSTEM UNTUK IDENTIFIKASI BUAH: STUDI KASUS PISANG DAN APEL," *Inti Nusa Mandiri*, vol. 19, no. 2, pp. 211–220, 2025, doi: <https://doi.org/10.33480/inti.v19i2.6382>.
- [7] G. Wang, Y. Chen, P. An, H. Hong, J. Hu, and T. Huang, "UAV-YOLOv8 : A Small-Object-Detection Model Based on Improved YOLOv8 for UAV Aerial Photography Scenarios," *MDPI journals*, vol. 23, no. 16, 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/s23167190>.
- [8] Z. U. J. U. N. Khow *et al.*, "Improved YOLOv8 Model for a Comprehensive Approach to Object Detection and Distance Estimation," *IEEE Access*, vol. 12, no. May, pp. 63754–63767, 2024, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3396224>.
- [9] J. S. Moahaimen Talib, Ahmed H. Y. Al-Noori, "YOLOv8-CAB : Improved YOLOv8 for Real-time object detection YOLOv8-CAB : Improved YOLOv8 for Real-time object detection," *Karbala Int. J. Mod. Sci.*, vol. 10, no. 1, 2024, doi: <https://doi.org/10.33640/2405-609X.3339>.
- [10] V. Afifah, "YOLOv8 for Object Detection : A Comprehensive Review of Advances , Techniques , and Applications," *Int. J. Adv. Comput. INFORMATICS*, vol. 2, no. 1, pp. 53–61, 2026, doi: <https://doi.org/10.71129/ijaci.v2i1.pp53-61>.
- [11] H. L. Xianxu Zhai, Zhihua Huang, Tao Li and S. Wang, "YOLO-Drone : An Optimized YOLOv8 Network for Tiny UAV Object Detection," *MDPI journals*, vol. 12, no. 17, 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/electronics12173664>.
- [12] L. Shen, B. Lang, and Z. Song, "DS-YOLOv8-Based Object Detection Method for Remote Sensing Images," *IEEE Access*, vol. 11, no. October, pp. 125122–125137, 2023, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3330844>.
- [13] M. Mejdoub, "An Improved YOLOv8 to Detect Moving Objects," *IEEE Access*, vol. 12, no. May, pp. 59782–59806, 2024, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3393835>.
- [14] I. Wirabowo, I. Susilawati, T. Informasi, U. Mercu, and B. Yogyakarta, "Implementasi Convolution Neural Network (CNN) untuk Deteksi Penyakit pada Daun Jagung Berbasis Citra Digital," *J. Pustaka Data*, vol. 5, no. 1, pp. 233–241, 2025, doi: <https://doi.org/10.55382/jurnalpustakadata.v5i1.1046>.
- [15] A. Shihab, A. Ghofur, and A. Hamdani, "Klasifikasi Kualitas Daging Ayam Menggunakan Citra Digital Dengan Ekstraksi Fitur GLCM Dan Metode CNN," *J. TEKNO KOMPAK*, vol. 19, no. 2, pp. 291–303, 2025, doi: <https://doi.org/10.33365/jtk.v19i2.355>.
- [16] A. H. Nasrullah and H. Annur, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Citra Digital Daun," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. April, pp. 726–736, 2023, doi: <https://doi.org/10.30865/mib.v7i2.5962>.