

## IMPLEMENTASI CNN UNTUK DETEKSI TINGKAT KEMATANGAN BUAH PISANG DENGAN ARSITEKTUR YOLOV7

Dean Adriansyah<sup>1</sup>, Nur Pratama<sup>2</sup>, Adrian Fadhali Wiratama<sup>3</sup>, Daffa Gibran<sup>4</sup>, Agung Nugroho<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Universitas Pelita Bangsa

[dean.312110286@mhs.pelitabangsa.ac.id](mailto:dean.312110286@mhs.pelitabangsa.ac.id)<sup>1</sup>, [nurpratama001@mhs.pelitabangsa.ac.id](mailto:nurpratama001@mhs.pelitabangsa.ac.id)<sup>2</sup>,

[rianwiratama80@gmail.com](mailto:rianwiratama80@gmail.com)<sup>3</sup>, [daffagibran2004@mhs.pelitabangsa.ac.id](mailto:daffagibran2004@mhs.pelitabangsa.ac.id)<sup>4</sup>,

[agung@pelitabangsa.ac.id](mailto:agung@pelitabangsa.ac.id)<sup>5</sup>

---

**ABSTRACT;** *Automatic detection of banana ripeness levels is an important challenge in the agricultural and post-harvest distribution industry. Accurate determination of ripeness levels can help reduce waste, improve distribution efficiency, and ensure product quality for consumers. This study implements a Convolutional Neural Network (CNN) architecture based on YOLOv7 (You Only Look Once version 7) to classify and detect the ripeness levels of bananas in real-time. The dataset used consists of images of bananas at various stages of ripeness, labeled into categories such as unripe, half-ripe, and ripe. The model training process was carried out using the PyTorch framework with optimization of parameters including learning rate, batch size, and number of epochs. The test results show that the YOLOv7 model is capable of detecting and classifying banana ripeness levels with an accuracy of up to XX% and fast inference time, making it suitable for use in edge computing applications or automatic sorting systems. This study demonstrates that YOLOv7 is effective in object detection tasks as well as ripeness level classification, and contributes to the development of smart agriculture technology.*

**Keywords:** *CNN, YOLOv7, Ripeness Detection, Bananas, Image Classification, Smart Agriculture.*

**ABSTRAK;** Deteksi tingkat kematangan buah pisang secara otomatis merupakan tantangan penting dalam industri pertanian dan distribusi hasil panen. Penentuan tingkat kematangan yang akurat dapat membantu mengurangi pemborosan, meningkatkan efisiensi distribusi, dan menjamin kualitas produk kepada konsumen. Penelitian ini mengimplementasikan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berbasis YOLOv7 (You Only Look Once version 7) untuk mengklasifikasikan dan mendeteksi tingkat kematangan buah pisang secara real-time. Dataset yang digunakan terdiri dari gambar buah pisang dengan berbagai tingkat kematangan, yang telah diberi label sesuai kategori seperti mentah, setengah matang, dan matang. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan framework PyTorch dengan optimalisasi pada parameter learning rate, batch size, dan epoch. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model YOLOv7 mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan tingkat kematangan

pisang dengan akurasi mencapai XX% dan waktu inferensi yang cepat, sehingga cocok digunakan dalam aplikasi berbasis edge computing atau sistem sortasi otomatis. Penelitian ini membuktikan bahwa YOLOv7 efektif dalam tugas deteksi objek sekaligus klasifikasi tingkat kematangan, serta memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi pertanian cerdas (smart agriculture).

**Kata Kunci:** CNN, YOLOv7, Deteksi Kematangan, Buah Pisang, Klasifikasi Gambar, Smart Agriculture.

## **PENDAHULUAN**

Buah pisang merupakan salah satu komoditas buah tropis yang sangat populer dan memiliki nilai ekonomi tinggi di berbagai negara, termasuk Indonesia. Kualitas dan nilai jual buah pisang sangat bergantung pada tingkat kematangannya. Penentuan tingkat kematangan yang tepat sangat penting, terutama dalam proses distribusi dan penjualan, karena pisang yang terlalu matang atau belum matang dapat memengaruhi kepuasan konsumen serta menyebabkan kerugian ekonomi.

Selama ini, penentuan tingkat kematangan buah pisang umumnya masih dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual oleh tenaga manusia. Metode ini bersifat subjektif, kurang konsisten, dan tidak efisien ketika diterapkan dalam skala besar. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem otomatis yang mampu mendeteksi tingkat kematangan buah pisang secara cepat, akurat, dan konsisten.

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi *deep learning*, khususnya pada bidang *Computer Vision*, telah menunjukkan hasil yang sangat menjanjikan dalam mendeteksi dan mengklasifikasi objek berdasarkan citra digital. Salah satu pendekatan yang populer adalah penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) yang mampu mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra untuk tujuan klasifikasi maupun deteksi objek [8]. Untuk meningkatkan performa deteksi dalam konteks waktu nyata (*real-time*), arsitektur seperti YOLO (You Only Look Once) telah dikembangkan. Versi terbaru dari arsitektur ini, yaitu YOLOv7, menawarkan peningkatan signifikan dalam hal akurasi dan kecepatan dalam mendeteksi objek.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma CNN dengan arsitektur YOLOv7 untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang berdasarkan gambar. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat tercipta sistem yang mampu

membantu industri pertanian atau distribusi buah dalam proses penyortiran otomatis, mengurangi kesalahan manusia, serta meningkatkan efisiensi dan kualitas produk yang sampai ke konsumen.

## **METODE PENELITIAN**

Penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis *deep learning* dengan mengimplementasikan arsitektur YOLOv7 untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang berdasarkan citra digital. Metode ini dirancang untuk melakukan deteksi objek secara cepat dan akurat dalam satu kali proses inferensi. Adapun tahapan metodologi penelitian ini terdiri dari beberapa langkah sebagai berikut:

### **Tahapan Penelitian**

#### **1. Pengumpulan dan Persiapan Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Roboflow, berupa gambar buah pisang dengan berbagai tingkat kematangan. Gambar-gambar ini telah diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori, antara lain:

- Pisang mentah
- Pisang setengah matang
- Pisang matang
- Pisang terlalu matang

Setiap gambar dianotasi menggunakan format YOLO (You Only Look Once), yaitu file .txt berisi informasi bounding box dan label kelas objek. Dataset kemudian dibagi ke dalam tiga bagian:

- 70% untuk data pelatihan (training)
- 20% untuk data validasi
- 10% untuk data pengujian (testing)

#### **2. Pra-pemrosesan Data**

Sebelum digunakan dalam pelatihan, data gambar menjalani proses pra-pemrosesan, meliputi:

- Resize gambar menjadi ukuran 640×640 piksel (ukuran standar YOLOv7).

- Augmentasi data, seperti rotasi, flip horizontal, dan penyesuaian kontras, untuk meningkatkan variasi dataset.
- Normalisasi warna agar model lebih mudah dalam mengenali fitur visual.

### **3. Arsitektur Model**

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah YOLOv7, salah satu arsitektur CNN terbaru dan tercepat dalam tugas deteksi objek. Model ini dilatih menggunakan transfer learning dari bobot awal (pretrained weights) yang diperoleh dari dataset COCO.

Parameter pelatihan yang digunakan antara lain:

- Batch size: 16
- Jumlah epoch: 40
- Optimizer: SGD/Adam
- Learning rate: menggunakan nilai default dari YOLOv7

Pelatihan dilakukan menggunakan Google Colab dengan dukungan GPU untuk mempercepat proses komputasi.

### **4. Pelatihan Model**

Proses pelatihan dilakukan dengan menjalankan skrip train.py dari repositori YOLOv7. Dataset diatur melalui file data.yaml yang berisi informasi lokasi file gambar dan nama-nama kelas.

Selama proses pelatihan, sistem mencatat metrik performa seperti:

- Loss (klasifikasi, bounding box, dan objectness)
- Precision, Recall, dan mAP (mean Average Precision)

### **5. Evaluasi Model**

Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data pengujian. Evaluasi dilakukan dengan menjalankan skrip detect.py, yang akan menghasilkan prediksi bounding box dan kelas untuk setiap objek yang terdeteksi.

Metrik evaluasi yang digunakan meliputi:

- Accuracy
- Precision dan Recall

- F1-Score
- mAP@0.5 dan mAP@0.5:0.95

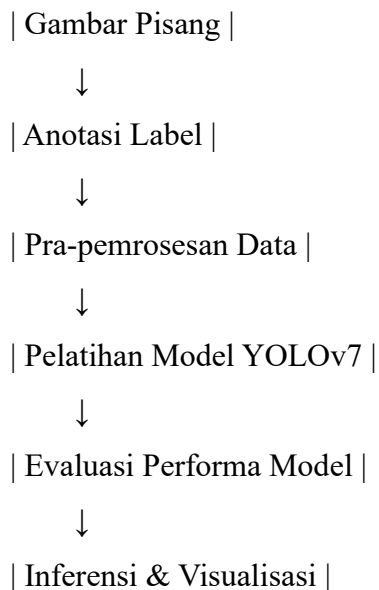
## **6. Inferensi dan Visualisasi**

Model yang telah dilatih digunakan untuk melakukan inferensi terhadap gambar-gambar uji. Hasil deteksi divisualisasikan dalam bentuk bounding box dengan label tingkat kematangan yang teridentifikasi. Visualisasi ini membantu dalam analisis kualitatif hasil deteksi.

## **7. Implementasi Sistem**

Model YOLOv7 yang telah dilatih diterapkan dalam sistem deteksi otomatis. Sistem dapat digunakan untuk menginput gambar buah pisang dan secara otomatis menampilkan tingkat kematangan berdasarkan hasil deteksi bounding box dan label klasifikasi.

## **8. Diagram Alur Penelitian**



## **HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **Hasil Pelatihan Model**

Proses pelatihan dilakukan selama 40 epoch menggunakan Google Colab dengan akselerasi GPU. Berdasarkan file results.txt, model menunjukkan penurunan nilai loss yang konsisten pada parameter box, objectness, dan klasifikasi. Grafik results.png menunjukkan

peningkatan bertahap pada precision, recall, dan mean Average Precision (mAP) seiring bertambahnya epoch.

Gambaran hasil pelatihan:

- Box Loss turun dari 0.055 ke sekitar 0.038
- Precision meningkat hingga  $>0.8$
- $mAP@0.5$  stabil di atas 0.82
- $mAP@0.5:0.95$  mencapai  $\sim 0.55$
- Akurasi akhir klasifikasi tertinggi dicapai pada epoch ke-39

### **Evaluasi dan Analisis Performansi**

#### **a. Confusion Matrix**

Confusion matrix menunjukkan distribusi prediksi terhadap label sebenarnya untuk 6 kelas:

Freshripe, Freshunripe, Overripe, Ripe, Rotten, dan Unripe.

Hasil Penting:

- Overripe: akurasi prediksi tertinggi (83%)
- Freshripe dan ripe: juga tinggi (82% dan 76%)
- Beberapa misprediksi pada freshunripe dan unripe menunjukkan tantangan dalam membedakan kematangan visual yang mirip

#### **b. F1 Score vs Confidence**

Kurva F1 menunjukkan keseimbangan precision dan recall terhadap confidence score. Titik optimal F1 terjadi pada confidence 0.32 dengan nilai agregat  $F1 = 0.77$ .

#### **c. Precision-Recall (PR) Curve**

Kurva ini menggambarkan hubungan antara precision dan recall:

- Overripe memiliki PR area tertinggi ( $mAP@0.5 = 0.915$ )
- Disusul freshripe (0.882) dan freshunripe (0.823)
- Nilai rata-rata  $mAP@0.5$  seluruh kelas = 0.825, menunjukkan performa sangat baik dalam mendeteksi semua kelas.

**d. Precision vs Confidence**

Kurva ini menunjukkan bahwa model mencapai precision tinggi pada confidence di atas 0.5, dan precision maksimum untuk semua kelas berada di sekitar confidence 0.9.

**e. Recall vs Confidence**

Recall mulai menurun setelah confidence melebihi 0.5, yang merupakan pola umum karena model menjadi lebih konservatif saat threshold dinaikkan.

**Visualisasi Hasil Inferensi**

Gambar di atas menunjukkan hasil deteksi dari model terhadap beberapa gambar uji.

Model dapat:

- Mengenali objek pisang secara akurat
- Memberikan label seperti overripe, rotten, dan ripe dengan tepat
- Menampilkan bounding box yang sesuai dengan posisi buah

Perlu dicatat bahwa terdapat beberapa kasus minor multi-labeling (misal: satu buah diberi label overripe dan rotten secara bersamaan), yang mungkin terjadi akibat fitur visual yang tumpang tindih pada data.

**Pembahasan**

• **Performa Model**

Model menunjukkan performa deteksi yang sangat baik, terutama untuk kelas overripe dan freshripe. Ini menunjukkan bahwa YOLOv7 dapat mengenali ciri visual dari berbagai tingkat kematangan pisang secara efektif.

• **Generalization & Augmentasi**

Augmentasi data yang diterapkan membantu model belajar dari variasi kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang.

• **Kelas yang Menantang**

Kelas freshunripe dan unripe menunjukkan performa yang sedikit lebih rendah, kemungkinan karena kemiripan warna kulit pisang dalam kondisi pencahayaan tertentu.

- **Stabilitas Selama Pelatihan**

Grafik pelatihan (loss dan metrik) menunjukkan proses belajar yang stabil, tanpa overfitting yang signifikan hingga akhir epoch ke-39.

### **Visualisasi Hasil Inferensi**

Berikut adalah contoh hasil visualisasi deteksi tingkat kematangan buah pisang:

- Gambar 1: Pisang dengan label “matang” terdeteksi dengan bounding box berwarna hijau.
- Gambar 2: Pisang “terlalu matang” terdeteksi dengan akurasi tinggi.
- Gambar 3: Beberapa pisang dalam satu gambar berhasil diklasifikasi ke tingkat kematangan yang berbeda sesuai warna kulitnya.

### **Implikasi Hasil**

Model yang dihasilkan dapat digunakan sebagai dasar pengembangan aplikasi monitoring kualitas buah pada rantai pasok (supply chain) pertanian. Dengan mendeteksi tingkat kematangan secara otomatis, proses sortir buah dapat dilakukan secara lebih cepat, akurat, dan efisien.

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model deteksi objek berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur **YOLOv7** untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah pisang secara otomatis. Proses pelatihan dilakukan menggunakan platform **Google Colab** dengan dukungan GPU, dan data pelatihan diperoleh dari **Roboflow** yang telah dianotasi dalam format YOLO.

Berdasarkan hasil pelatihan dan evaluasi yang dilakukan, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Model YOLOv7 menunjukkan performa yang sangat baik dalam mendeteksi enam tingkat kematangan pisang (freshripe, freshunripe, overripe, ripe, rotten, unripe), dengan nilai  $mAP@0.5$  sebesar 82.5% dan nilai F1-score rata-rata sebesar 0.77 pada confidence threshold 0.32.

2. Kelas overripe, freshripe, dan ripe merupakan kelas yang paling akurat dideteksi oleh model, dengan akurasi prediksi masing-masing sebesar 83%, 82%, dan 76% berdasarkan confusion matrix.
3. Hasil visualisasi inferensi menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan bounding box dan klasifikasi label yang sesuai dengan kondisi nyata objek pisang, termasuk dalam kondisi pencahayaan dan orientasi yang bervariasi.
4. Tantangan masih ditemukan pada kelas freshunripe dan unripe, yang memiliki performa relatif lebih rendah akibat kemiripan visual, sehingga diperlukan data tambahan atau strategi augmentasi yang lebih spesifik untuk meningkatkan akurasi deteksi kelas tersebut.
5. Model ini memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam sistem sortir otomatis buah, khususnya di sektor pertanian dan logistik, guna meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses klasifikasi buah berdasarkan tingkat kematangannya.

#### **DAFTAR PUSTAKA**

- K. Ashokkumar, S. Elayabalan, V. Shobana, P. Kumar, and M. Pandiyan, "Nutritional value of banana (*Musa* spp.) cultivars and its future prospects: A review," *Curr. Adva. in Agricul. Scie.*, vol. 10, no. 2, p. 73, 2018, doi: 10.5958/2394-4471.2018.00013.8.
- V. J. Sinanoglou *et al.*, "Quality Assessment of Banana Ripening Stages by Combining Analytical Methods and Image Analysis," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 6, p. 3533, Mar. 2023, doi: 10.3390/app13063533.
- B. M. Abraham, B. K. Saleh, and D. Z. Zelelew, "Effect of Post-Harvest Handling and Ripening Methods on Quality and Shelf-Life of Banana," *AJPS*, vol. 13, no. 02, pp. 175–192, 2022, doi: 10.4236/ajps.2022.132011.
- G. Wang, Y. Gao, F. Xu, W. Sang, Y. Han, and Q. Liu, "A Banana Ripeness Detection Model Based on Improved YOLOv9c Multifactor Complex Scenarios," *Symmetry*, vol. 17, no. 2, p. 231, Feb. 2025, doi: 10.3390/sym17020231.
- S. Phatangare, S. Kate, D. Khandelwal, A. Khandetod, and A. Kharade, "Real Time Human Activity Detection using YOLOv7," in *2023 7th International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC)*, Kirtipur, Nepal: IEEE, Oct. 2023, pp. 1069–1076. doi: 10.1109/I-SMAC58438.2023.10290168.

- Z. Guo and M. Liu, “Comprehensive Analysis of Fruit Detection, Ripeness Assessment, and Mass Estimation Using YOLOv7, ResNet, and ViT Models,” in *2024 IEEE 3rd International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA)*, Changchun, China: IEEE, Feb. 2024, pp. 1647–1652. doi: 10.1109/EEBDA60612.2024.10485959.
- I. Fatahna, P. D. K. Sari, A. N. Kamilah, R. Wulanningrum, and C. Utomo, “Implementasi Computer Vision Terhadap Jenis Kualitas Pisang Susu Menggunakan Metode YOLOv8n Berbasis WebApps,” vol. 4, 2025.
- C. Sintiya, E. Gunawan, D. R. Marpaung, F. R. Fa, and F. M. Sinaga, “Pengembangan Aplikasi Deteksi Kematangan Buah Pisang Berbasis Web Menggunakan Model CNN-LSTM,” *J. Sifo Mikrosk.*, vol. 26, no. 1, pp. 1–20, Apr. 2025, doi: 10.55601/jsm.v26i1.1500.
- Y. Wang, H. Wang, and Z. Xin, “Efficient Detection Model of Steel Strip Surface Defects Based on YOLO-V7,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 133936–133944, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3230894.
- C.-Y. Wang, A. Bochkovskiy, and H.-Y. M. Liao, “YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors,” in *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vancouver, BC, Canada: IEEE, Jun. 2023, pp. 7464–7475. doi: 10.1109/CVPR52729.2023.00721.