

IMPLEMENTASI YOLOV8 UNTUK DETEKSI DAN KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH MANGGA BERDASARKAN CITRA DIGITAL

¹⁾Faldo Satria, ²⁾Edhy Poerwandono

^{1,2)}Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika (Teknik Informatika)

^{1,2)}faldosatria12@gmail.com

| INFO ARTIKEL | ABSTRAK |
|--|--|
| Riwayat Artikel : Diterima : 1 September 2025 Disetujui : 22 September 2025 | Penelitian ini mengembangkan sistem otomatis untuk mengklasifikasikan kematangan buah mangga menggunakan algoritma YOLOv8 berbasis citra digital, guna mengatasi ketidakakuratan sortir manual oleh petani. Sistem ini menganalisis ciri visual seperti warna dan tekstur secara <i>real-time</i> . Hasil pengujian menunjukkan performa model yang sangat baik dengan <i>mean Average Precision</i> (mAP50) mencapai 94,19%, presisi 94,52%, dan <i>recall</i> 91,85%. Sistem ini diimplementasikan dalam aplikasi <i>mobile</i> untuk petani dan distributor, memperkenalkan teknologi AI guna meningkatkan efisiensi di sektor pertanian. |

| ARTICLE INFO | ABSTRACT |
|--|---|
| Article History : Received : Sept 1, 2025 Accepted : Sept 22, 2025 | <i>This study develops an automated system to classify mango ripeness using the YOLOv8 algorithm with digital images, addressing the inaccuracies of manual sorting by farmers. The system analyzes visual features like color and texture in real-time. Test results show excellent model performance with a mean Average Precision (mAP50) of 94.19%, precision of 94.52%, and recall of 91.85%. This system is implemented in a mobile application for farmers and distributors, introducing AI technology to improve efficiency in the agricultural sector.</i> |
| Keywords: YOLOv8, Mango Ripeness Detection, Android Application, Digital Image, Object Detection | |

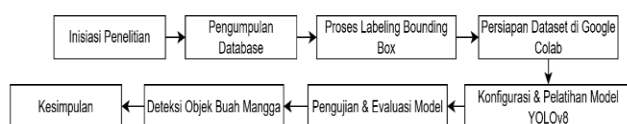
1. PENDAHULUAN

Mangga merupakan komoditas hortikultura unggulan di Indonesia dengan nilai ekonomi tinggi, baik untuk pasar domestik maupun ekspor. Penentuan tingkat kematangan menjadi faktor penting dalam menjaga kualitas dan umur simpan buah (Gusnanto, Rahaningsih and Dana, 2025). Namun, di lapangan proses ini umumnya masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual, yang bersifat subjektif dan rentan terhadap kesalahan, terutama pada volume besar atau kondisi lingkungan yang kurang ideal (Arkadia *et al.*, 2021). Perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan (AI) memungkinkan pengembangan sistem otomatis untuk deteksi dan klasifikasi buah. Algoritma YOLO, khususnya YOLOv8, menawarkan deteksi cepat, akurat, dan efisien untuk aplikasi real-time (Wang and Liao, 2024). Berbagai penelitian menunjukkan efektivitas metode ini, dengan tingkat akurasi mAP yang tinggi pada klasifikasi kematangan mangga (Utami *et al.*, 2020).

Meski demikian, tantangan seperti variasi pencahayaan, latar belakang, dan keterbatasan perangkat keras masih memengaruhi kinerja sistem di lapangan. Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan YOLOv8 untuk klasifikasi kematangan mangga secara akurat dan efisien dalam berbagai kondisi, serta mengintegrasikannya ke aplikasi mobile berbasis Flutter (Widayani *et al.*, 2024). Solusi ini diharapkan meningkatkan kecepatan, konsistensi, dan efisiensi proses sortir, sekaligus memperkuat nilai ekonomi produk di pasar.

2. METODE

Dalam penerapan metode ini, terdapat beberapa langkah yang digambarkan pada gambar 1. Tahapan awal dimulai dari inisiasi penelitian, pengumpulan data, Proses labeling dan kemudian dilanjutkan dengan proses *persiapan dataset*, konfigurasi pelatihan YOLOv8, pengujian dan evaluasi model, kesimpulan. (Mulyana, Lazuardi and Yel, 2022)



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

1. Inisiasi Penelitian

Tahapan awal yang mencakup perencanaan dan pemahaman tujuan penelitian. Di sini, peneliti menentukan fokus utama yaitu deteksi objek buah mangga dengan menggunakan YOLOv8 untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah.

2. Pengumpulan Database

Proses pengumpulan data gambar yang akan digunakan untuk pelatihan model. Data ini dapat berupa gambar buah mangga yang akan dilabeli dan digunakan dalam tahap berikutnya.

3. Proses Labeling Bounding Box

Setelah gambar terkumpul, langkah selanjutnya adalah melakukan *labeling* dan penandaan *bounding box* (kotak pembatas) pada objek (buah mangga) di dalam gambar (Cláudio *et al.*, 2020). Proses ini bertujuan agar model bisa mengenali dan mengidentifikasi objek yang ada di dalam gambar.

4. Persiapan Dataset di Google Colab

Dataset yang telah dilabeli kemudian dipersiapkan dan diunggah ke platform Google Colab. Di sini, peneliti melakukan setup dan menyiapkan data untuk digunakan dalam pelatihan model (Yi *et al.*, 2024). Google Colab memungkinkan pelatihan dengan menggunakan GPU, yang mempercepat proses *training* model.

5. Konfigurasi dan Pelatihan Model YOLOv8

Tahap ini adalah inti dari penelitian, dimana model YOLOv8 dikonfigurasi dan dilatih menggunakan *dataset* yang sudah dipersiapkan. YOLOv8 digunakan untuk deteksi objek, yaitu untuk mengenali dan mengklasifikasikan buah mangga dalam gambar berdasarkan tingkat kematangan.

6. Pengujian dan Evaluasi Model

Setelah model dilatih, tahap selanjutnya adalah pengujian dan evaluasi performa

model. Model diuji dengan menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya (data uji) untuk menilai seberapa baik model dalam melakukan deteksi objek dan klasifikasi tingkat kematangan buah mangga.

7. Model Berhasil? (Keputusan)

Setelah evaluasi, jika model berhasil mencapai tingkat akurasi yang memadai, maka tahap selanjutnya adalah deteksi objek pada buah mangga untuk menghasilkan *output* yang diinginkan. Jika model tidak berhasil, maka dilakukan perbaikan dan pelatihan ulang pada model.

8. Deteksi Objek Buah Mangga Berhasil

Jika model dinilai berhasil, tahap ini merepresentasikan penerapan fungsional dari sistem. Ini menunjukkan bahwa model mampu secara akurat melokalisasi objek buah mangga di dalam sebuah gambar (deteksi) dan secara bersamaan menetapkan label yang sesuai dari salah satu kategori kematangan yang telah ditentukan (*unripe*, *ripe*, atau *unhealthy*) (Hemanto Laia et al., n.d.).

9. Kesimpulan

Tahap terakhir adalah penarikan kesimpulan dari penelitian, di mana hasil deteksi dan kinerja model dianalisis dan disimpulkan untuk memberikan wawasan lebih lanjut mengenai efektivitas sistem deteksi buah mangga yang dikembangkan.

2.1 Dataset Dan Proses Pelabelan

Sumber data yang digunakan adalah dataset citra buah mangga yang disusun secara khusus untuk tugas deteksi objek. Dataset ini merupakan gabungan dari repositori publik (Roboflow, Kaggle) dan koleksi gambar pribadi untuk meningkatkan variasi dan jumlah data. Total dataset terdiri dari 682 citra, yang dibagi menjadi 558 gambar untuk data latih (*training set*), 82 gambar untuk data validasi (*validation set*), dan 42 gambar untuk data uji (*testing set*).

Untuk memastikan model mampu bekerja andal di kondisi nyata dan menjawab tantangan variabilitas, dataset ini sengaja mencakup gambar dengan berbagai variasi kondisi pencahayaan dan sudut pandang, mulai dari pencahayaan yang terkontrol hingga pencahayaan alami di luar ruangan yang tidak merata. Setiap gambar kemudian dianotasi dengan *bounding box* (kotak pembatas) dan diberi label sesuai tiga kelas kematangan: *unripe* (mentah), *ripe* (matang), dan *unhealthy* (busuk).

Untuk melatih model deteksi objek, setiap gambar dalam dataset harus melalui proses anotasi atau pelabelan. Proses ini melibatkan penggambaran kotak pembatas (*bounding box*) di sekitar objek mangga untuk menandai lokasinya secara presisi, serta pemberian label kelas yang sesuai dengan tingkat kematangannya. Dataset penelitian ini terdiri dari tiga kelas utama, yaitu *unripe* (mentah), *ripe* (matang), dan *unhealthy* (busuk). Gambar 2 di bawah ini menampilkan beberapa contoh citra dari dataset yang telah melalui proses pelabelan untuk setiap kelas. Dataset yang telah teranotasi inilah yang kemudian digunakan sebagai input untuk melatih model YOLOv8 agar dapat mengenali dan membedakan ciri visual dari setiap tingkat kematangan mangga.

Gambar 2 Proses Labeling Box



2.2 Konfigurasi Pelatihan Dan Parameter Model

Pelatihan model dilakukan menggunakan platform Google Colab yang didukung oleh GPU NVIDIA Tesla T4 untuk akselerasi komputasi. Pemilihan parameter pelatihan didasarkan pada tujuan untuk mencapai keseimbangan antara akurasi dan efisiensi, sebagai berikut:

- Model: Varian YOLOv8n dipilih karena arsitekturnya yang ringan dan efisien, sehingga sangat ideal untuk implementasi pada perangkat *mobile* tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan.
- Epoch: Pelatihan dijalankan selama 100 *epoch*. Jumlah ini ditentukan berdasarkan analisis kurva pelatihan dari skripsi (Grafik Hasil Proses Data Latih), yang menunjukkan bahwa model telah mencapai konvergensi (kondisi stabil di mana performa tidak lagi meningkat signifikan) dan meminimalkan *loss* tanpa mengalami *overfitting*.
- Batch Size: Ukuran *batch* sebesar 16 digunakan sebagai kompromi yang optimal antara kecepatan proses pelatihan dan pemanfaatan memori GPU yang tersedia.

2.3 Metrik Evaluasi

Untuk mengukur performa model secara kuantitatif, digunakan metrik evaluasi standar dalam tugas deteksi objek. Metrik utama yang digunakan adalah:

- Precision: Mengukur tingkat akurasi dari prediksi positif yang dibuat oleh model.
- Recall: Mengukur kemampuan model dalam menemukan semua objek relevan yang ada di dalam dataset.
- Mean Average Precision* (mAP): Metrik utama yang merepresentasikan performa model secara keseluruhan. Evaluasi dilakukan pada ambang batas IoU 0.5 (mAP50) dan pada rentang 0.5 hingga 0.95 (mAP50-95) untuk penilaian yang lebih komprehensif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil dari implementasi dan pengujian model YOLOv8 untuk deteksi kematangan buah mangga. Pembahasan mencakup analisis kuantitatif dari performa model, analisis kualitatif melalui visualisasi deteksi, serta implementasi model ke dalam prototipe aplikasi mobile.

3.1 Hasil Kuantitatif Model

Setelah model dilatih selama 100 epoch, evaluasi dilakukan pada validation set untuk mengukur performa secara objektif. Hasil evaluasi kuantitatif menunjukkan bahwa model yang dikembangkan memiliki kinerja yang sangat baik dan andal dalam mendeteksi serta mengklasifikasikan tingkat kematangan buah mangga. Metrik-metrik utama dari performa model disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Akhir Kuantitatif Model

| Metrik | Nilai |
|-----------|-----------------|
| Precision | 0.9452 (94,52%) |
| Recall | 0.9185 (91,85%) |
| mAP@0.5 | 0.9419 (94,19%) |

Presisi yang mencapai 94,52% menandakan bahwa ketika model mendeteksi sebuah objek sebagai mangga matang, mentah, atau busuk, prediksi tersebut memiliki tingkat kebenaran yang sangat tinggi. Sementara itu, nilai

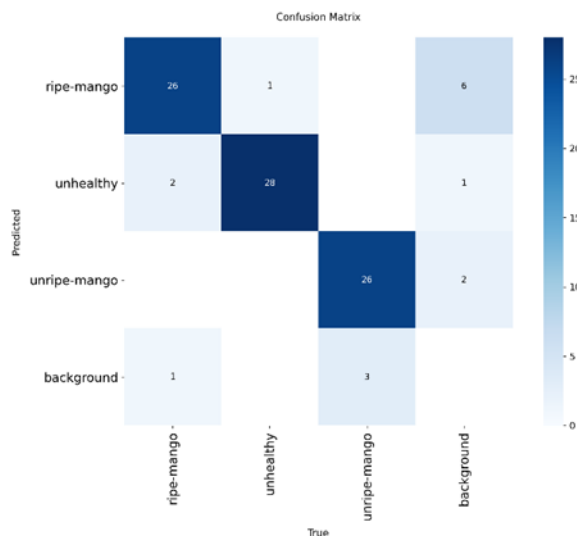
Recall sebesar 91,85% menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi mayoritas objek mangga yang ada pada gambar, dengan hanya sebagian kecil objek yang terlewat. Performa model secara keseluruhan divalidasi oleh nilai

Mean Average Precision (mAP) sebesar 94,19% pada ambang batas IoU 0.5, yang menegaskan bahwa model tidak hanya akurat dalam mengklasifikasikan, tetapi juga presisi dalam melokalisasi posisi objek

3.2 Analisis Kualitatif Dan Visualisasi Hasil

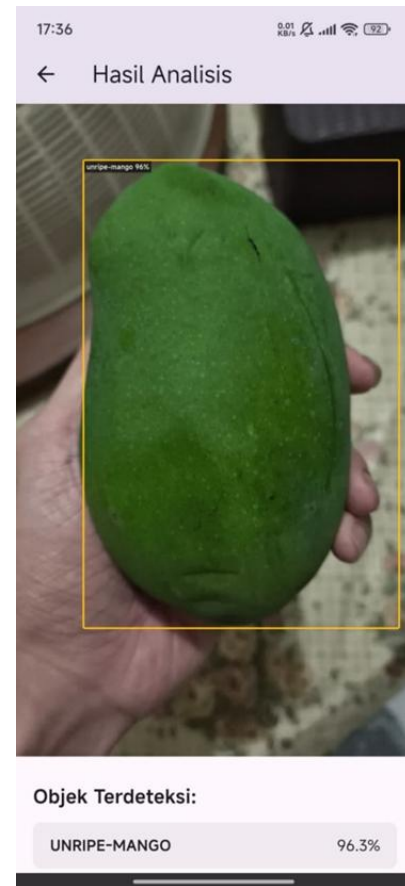
Untuk menganalisis perilaku model secara lebih mendalam, dilakukan evaluasi kualitatif menggunakan *confusion matrix* dan visualisasi hasil deteksi pada gambar uji.

Gambar 3 Confusion Matrix



Dari matriks tersebut, dapat dianalisis secara mendalam:

- Prediksi Benar (Diagonal Utama):** Angka pada diagonal utama menunjukkan jumlah prediksi yang benar, yaitu 26 untuk ripe-mango, 28 untuk unhealthy, dan 26 untuk unripe-mango. Tingginya angka pada diagonal ini mengonfirmasi kemampuan model dalam membedakan ketiga kelas dengan akurasi tinggi.
- Kesalahan Klasifikasi (Di Luar Diagonal):** Jumlah kesalahan klasifikasi tercatat sangat minimal. Terdapat dua kasus
- unhealthy yang keliru diklasifikasikan sebagai ripe-mango, dan satu kasus ripe-mango yang salah diprediksi sebagai background.** Rendahnya angka kesalahan ini mengindikasikan bahwa fitur-fitur visual yang dipelajari oleh model sudah sangat distingtif untuk setiap kategori kematangan, sehingga model jarang membuat prediksi yang salah antar kelas.



Gambar 4 Mangga “Unripe”

Gambar 4 adalah, model berhasil mengidentifikasi mangga mentah dengan skor kepercayaan yang sangat tinggi (96.3%) pada kondisi pencahayaan yang cukup ideal. Ini menunjukkan kekuatan dasar model dalam mengenali ciri-ciri utama mangga mentah



Gambar 5 Mangga “Ripe”

Gambar 5, model menunjukkan kelebihan dengan tetap akurat mendeteksi mangga matang meskipun berada pada latar belakang yang gelap dan kontras. Ini membuktikan bahwa model tidak hanya bergantung pada kondisi pencahayaan yang sempurna dan mampu beradaptasi pada skenario yang lebih menantang



Gambar 5 Mangga “Unhealthy”

Gambar 6 menampilkan batasan sekaligus kelebihan model. Meskipun skor kepercayaan sedikit lebih rendah (84.9%), model tetap berhasil mengidentifikasi kategori unhealthy pada buah dengan pola kerusakan yang tidak beraturan dan kompleks. Ini menunjukkan kemampuan model untuk mengenali fitur-fitur yang sulit, meskipun dengan keyakinan yang sedikit lebih rendah dibandingkan kategori lain yang lebih seragam.

Gambar 3, 4, dan 5 menampilkan contoh hasil deteksi di mana model berhasil memberikan kotak pembatas (*bounding box*) dan label klasifikasi yang akurat

3.3 Implementasi Aplikasi Mobile

Sebagai bukti konsep dan untuk menunjukkan penerapan praktis dari penelitian ini, model YOLOv8 yang telah dilatih berhasil diimplementasikan ke dalam sebuah prototipe aplikasi *mobile* berbasis Flutter. Aplikasi ini dirancang untuk dapat digunakan secara luring (

offline) dan ringan, sehingga cocok untuk penggunaan di lapangan oleh petani atau distributor. Fitur utama yang dikembangkan meliputi:

- Pengambilan gambar objek secara langsung melalui kamera perangkat.
- Pemilihan gambar dari galeri untuk dianalisis.
- Tampilan hasil deteksi berupa *bounding box* dan label klasifikasi secara *real-time*.
- Fitur Flashlight yang dapat membantu menerangi objek



Gambar 7 Tampilan Awal Aplikasi

3.4 Pembahasan

Hasil penelitian secara konsisten menunjukkan bahwa algoritma YOLOv8 sangat efektif untuk tugas klasifikasi tingkat kematangan buah mangga. Pencapaian *mean Average Precision* (mAP) sebesar 94,19% tidak hanya membuktikan akurasi yang tinggi, tetapi juga menunjukkan hasil yang sangat kompetitif dan merupakan peningkatan signifikan jika

dibandingkan secara komprehensif dengan penelitian terdahulu.

Sebagai perbandingan, penelitian oleh Rismayanti dan Rahmadewi (2025) yang juga menggunakan YOLOv8 mencatatkan mAP sebesar 82,2%. Hasil yang lebih tinggi dalam penelitian ini mengindikasikan bahwa pemilihan dataset yang lebih bervariasi dan proses pelatihan yang terstruktur mampu mengoptimalkan kinerja model secara signifikan. Sementara itu, penelitian lain oleh Gusnanto et al. (2025) yang menggunakan YOLO11 berhasil mencapai akurasi 97,3%. Meskipun angka tersebut lebih tinggi, keunggulan utama dari model

YOLOv8n yang digunakan dalam penelitian ini adalah efisiensi komputasinya yang superior, yang dirancang khusus untuk aplikasi *real-time* pada perangkat dengan sumber daya terbatas seperti *smartphone*. Dengan demikian, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa YOLOv8 mampu memberikan keseimbangan optimal antara akurasi yang sangat tinggi dan kecepatan pemrosesan yang diperlukan untuk penerapan praktis di lapangan.

Implementasi model ke dalam aplikasi *mobile* merupakan kontribusi penting dari penelitian ini, karena menjembatani antara penelitian akademis dan penerapan praktis di sektor pertanian. Dengan aplikasi ini, teknologi *deep learning* menjadi lebih mudah diakses oleh pengguna akhir, memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cepat dan akurat dalam proses pascapanen. Meskipun sistem menghadapi tantangan pada kondisi pencahayaan rendah, keterbatasan ini telah diatasi dengan penambahan fitur *flashlight* pada aplikasi, memastikan fungsionalitasnya tetap terjaga di berbagai kondisi lapangan. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan berpotensi besar untuk meningkatkan efisiensi dan standar kualitas dalam rantai pasok buah mangga.

4. PENUTUP

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan mengimplementasikan sistem deteksi otomatis untuk klasifikasi tingkat kematangan buah mangga menggunakan algoritma YOLOv8. Berdasarkan hasil pengujian, model yang

dihasilkan menunjukkan performa yang sangat tinggi dan andal, dengan pencapaian *mean Average Precision* (mAP) sebesar 94,19%, presisi 94,52%, dan *recall* 91,85%. Keberhasilan ini membuktikan bahwa sistem otomatis dapat menjadi solusi efektif untuk mengatasi kelemahan metode sortir manual yang bersifat subjektif dan tidak konsisten.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah keberhasilan mengintegrasikan model *deep learning* ke dalam sebuah prototipe aplikasi *mobile* berbasis Flutter yang fungsional dan dapat beroperasi secara luring (*offline*). Implementasi ini menjembatani kesenjangan antara penelitian akademis dan penerapan praktis di sektor pertanian, menjadikan teknologi canggih lebih mudah diakses oleh pengguna akhir seperti petani dan distributor. Meskipun sistem menghadapi tantangan dalam kondisi pencahayaan rendah, keterbatasan tersebut telah dimitigasi dengan adanya fitur *flashlight* pada aplikasi. Untuk pengembangan di masa depan, disarankan agar penelitian selanjutnya dapat memperkaya dataset dengan lebih banyak variasi gambar, terutama dalam kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan yang beragam, untuk meningkatkan ketangguhan model. Selain itu, eksplorasi optimisasi model lebih lanjut agar dapat berjalan lebih efisien pada perangkat dengan spesifikasi lebih rendah dapat memperluas jangkauan adopsi teknologi ini. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan memiliki potensi besar untuk meningkatkan efisiensi, objektivitas, dan standar kualitas dalam rantai pasok buah mangga.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Arkadia, A. *et al.* (2021) *Klasifikasi Buah Mangga Badami Untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN*, Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia.
- Cláudio, A.P. *et al.* (eds.) (2020) *Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications*. Cham: Springer International Publishing (Communications in Computer and Information Science).
- Available at: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-41590-7>.
- Gusnanto, F., Rahaningsih, N. and Dana, R.D. (2025) *OPTIMASI MODEL KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH MANGGA DENGAN METODE YOLO11*, *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*. Available at: <https://www.kaggle.com/datasets/mutiurrehman/ripen>.
- Hemanto Laia, F. *et al.* (no date) “KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH MANGGA MADANI BERDASARKAN BENTUK DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN METODE PERCEPTRON,” *JURNAL DEVICE*, 13(1), pp. 14–20.
- Mulyana, D.I., Lazuardi, M.F. and Yel, M.B. (2022) “Deteksi Bahasa Isyarat Dalam Pengenalan Huruf Hijaiyah Dengan Metode YOLOV5,” *Jurnal Teknik Elektro dan Komputasi (ELKOM)*, 4(2), pp. 145–151. Available at: <https://doi.org/10.32528/elkom.v4i2.8145>.
- Utami, M. *et al.* (2020) “KARAKTERISTIK FISIKOKIMIA DAN PROFIL SENSORI MANGGA GEDONG PADA DUA TINGKAT KEMATANGAN,” *Jurnal Teknologi dan Industri Pangan*, 31(2), pp. 113–126. Available at: <https://doi.org/10.6066/jtip.2020.31.2.113>.
- Wang, C.-Y. and Liao, H.-Y.M. (2024) “YOLOv1 to YOLOv10: The fastest and most accurate real-time object detection systems.” Available at: <https://doi.org/10.1561/116.20240058>.
- Widayani, A. *et al.* (2024) “Review of Application YOLOv8 in Medical Imaging,” *Indonesian Applied Physics Letters*, 5(1), pp. 23–33. Available at: <https://doi.org/10.20473/iapl.v5i1.57001>.
- Yi, H. *et al.* (2024) “Small Object Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8 for Remote Sensing,” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, pp. 1734–1747. Available at: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3339235>.