

Analisis Pendeteksian dan Klasifikasi Produk di Lingkungan Supermarket Menggunakan Dataset Roboflow

Teuku Arrasy Yamani¹, Ainur Rofiqi², Muhammad Indra Fauzan³, Sumanto⁴, Ghofar Taufiq⁵, Jefina Tri Kumalasari⁶

Teknik Informatika, Fakultas Teknik Dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika

¹Teukuaci636@gmail.com, ²aangmy1234@gmail.com, ³muhammadndra69@gmail.com, ⁴sumanto@bsi.ac.id, ⁵ghofar.gft@gmail.com, ⁶Jefina.jt@bsi.ac.id

Abstract

Advances in computer vision technology have made significant contributions to the retail sector, particularly in product detection and classification within supermarkets. This study analyzes the performance of the You Only Look Once (YOLO) model in identifying various products using a Roboflow dataset consisting of 1,200 images across 10 product classes. The dataset includes real-world variations such as changes in lighting, object orientation, and complex background appearances. The model was evaluated using precision, recall, and mean Average Precision (mAP) metrics. The results show that YOLO achieved an mAP50 of 0.95 and an mAP50–95 of 0.89, indicating high detection accuracy. As its main contribution, this study compares YOLO's performance with lightweight detection architectures such as MobileNet-SSD, where YOLO demonstrated more stable results under diverse visual conditions. These findings confirm that YOLO is effective for inventory automation and stock monitoring in modern retail environments.

Keywords: Object detection, YOLO, Computer vision, Supermarket product classification, Roboflow dataset

Abstrak

Kemajuan teknologi visi komputer telah memberikan kontribusi signifikan dalam bidang ritel, khususnya dalam pendeteksian dan klasifikasi produk di supermarket. Penelitian ini menganalisis kinerja model You Only Look Once (YOLO) dalam mengidentifikasi berbagai produk menggunakan dataset Roboflow yang berisi 1.200 citra dengan 10 kelas produk. Dataset mencakup variasi kondisi nyata, seperti perubahan pencahayaan, orientasi objek, serta kemunculan latar yang kompleks. Model dievaluasi menggunakan metrik precision, recall, dan mean Average Precision (mAP). Hasil menunjukkan bahwa YOLO mencapai mAP50 sebesar 0,95 dan mAP50–95 sebesar 0,89, menandakan akurasi deteksi yang tinggi. Sebagai kontribusi utama, penelitian ini membandingkan performa YOLO dengan arsitektur deteksi ringan seperti MobileNet-SSD, di mana YOLO menunjukkan hasil lebih stabil pada kondisi visual yang bervariasi. Temuan ini menegaskan bahwa YOLO efektif digunakan untuk otomatisasi inventori dan pemantauan stok di lingkungan ritel modern. Kata kunci: Deteksi objek, YOLO, Visi komputer, Klasifikasi produk supermarket, Dataset Roboflow.

Kata kunci: Deteksi objek, YOLO, Visi komputer, Klasifikasi produk supermarket, Dataset Roboflow

1. Pendahuluan

Industri ritel modern menghadapi tantangan krusial dalam manajemen inventaris, di mana menjaga ketersediaan produk di rak (On-Shelf Availability atau OSA) sangat penting untuk memenuhi kepuasan pelanggan dan profitabilitas [1]. Masalah kekurangan stok (Out-of-Stock atau OOS) merupakan sumber kerugian paling banyak, diperkirakan terjadi pada 7% hingga 10% produk ritel di seluruh dunia [2]. Masalah OOS ini sangat berdampak besar disebabkan oleh manajemen barang yang buruk, seperti rak kosong, membuat 31% pembeli akan memilih produk di toko lain dan 26% membeli merek berbeda [3]. Proses pengecekan ketersediaan produk di rak secara tradisional sebagian besar masih dilakukan manual oleh staf toko, yang dinilai tidak efektif dan membutuhkan upaya manusia yang berkelanjutan [4].

Untuk mengatasi inefisiensi ini, teknologi deteksi objek berbasis Kecerdasan Buatan (AI) dapat meningkatkan efisiensi dalam memantau ketersediaan produk secara otomatis [5]. Deteksi objek (object detection) merupakan teknik dalam Visi Komputer yang memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi dan melokalisasi objek-objek tertentu dalam gambar atau video [6].

Di antara berbagai algoritma deteksi objek, keluarga You Only Look Once (YOLO) diakui karena kemampuannya dalam melakukan deteksi objek secara real-time dengan kecepatan dan efisiensi yang tinggi. [7] Versi terbaru seperti YOLOv8 menawarkan peningkatan pada waktu pelatihan yang lebih cepat, akurasi yang lebih tinggi, dan kinerja yang lebih baik pada perangkat keras yang lebih kecil. [8] Model YOLOv8 juga tidak lagi menggunakan anchor dalam arsitekturnya, melainkan mengadopsi konsep anchor-free untuk meningkatkan akurasi deteksi [9].

Meskipun demikian, keberhasilan model deep learning sangat bergantung pada kualitas dan keragaman dataset yang digunakan untuk pelatihan [10]. Dalam konteks ini, Roboflow digunakan untuk memfasilitasi proses anotasi data gambar karena merupakan platform yang dirancang menyediakan fitur untuk manajemen dataset computer vision [11].

Proses pelabelan data dapat dilakukan menggunakan tool yang tersedia di Roboflow, di mana setiap objek diberi bounding box dan label secara manual [12]. Dataset yang telah melalui proses Roboflow kemudian dibagi menjadi data training, validation, dan testing untuk evaluasi model secara komprehensif [13].

Berdasarkan landasan tersebut, penelitian ini menganalisis implementasi YOLOv8 dalam sistem pendeteksian dan klasifikasi produk di lingkungan supermarket [14]. Diharapkan hasil penelitian ini

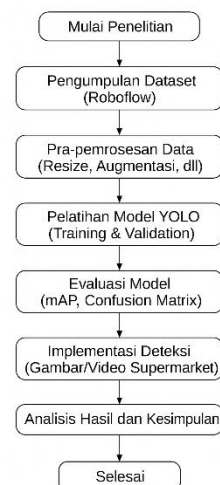
dapat memberikan kontribusi signifikan dalam menciptakan solusi pemantauan stok otomatis yang akurat dan efisien bagi manajemen ritel [15].

2. Metode Penelitian

Metode penelitian dan teknik penelitian yang digunakan. Jelaskan dengan ringkas, tetapi tetap akurat seperti ukuran, volume, replikasi dan teknik pengerjaan. Untuk metode baru harus dijelaskan secara rinci agar peneliti lain dapat mereproduksi percobaan. Sedangkan metode yang sudah mapan bisa dijelaskan dengan memetik rujukan [4-6]. Hindari menulis konsep keilmuan yang sudah umum serta definisi-definisi.

2.1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, yang menggambarkan alur proses dari tahap pengumpulan data hingga evaluasi hasil



Gambar 1. Flowchart Tahapan Penelitian

2.2. Pengumpulan Data

Data diperoleh dari lingkungan supermarket dalam bentuk citra produk berbagai kategori seperti makanan, minuman, dan kebutuhan rumah tangga. Pengambilan gambar dilakukan dengan variasi sudut, jarak, dan pencahayaan agar model mampu mendeteksi produk pada kondisi nyata.

2.3. Preprocessing Data

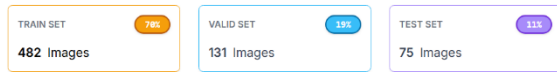
Pada tahap ini dilakukan proses resize, normalisasi piksel, serta augmentation seperti rotasi, flipping, dan perubahan pencahayaan untuk memperbanyak variasi citra.

2.4. Pelabelan Data

Labeling dilakukan menggunakan Roboflow Annotation Tool dengan memberi label sesuai kategori produk. Roboflow juga digunakan untuk

menyimpan dan mengatur dataset agar kompatibel dengan format YOLO.

2.5. Split Dataset



Gambar 2. Grafik Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan

Dataset dibagi menjadi tiga bagian:

1. Training set untuk melatih model
2. Validation set untuk memantau performa selama pelatihan.
3. Testing set untuk menguji performa akhir model.

2.6. Pelatihan Model

Proses pelatihan dilakukan menggunakan Google Colab dengan GPU agar komputasi lebih cepat. Model YOLOv8 dilatih menggunakan dataset Roboflow yang diakses melalui API. Parameter pelatihan utama adalah:

1. *Epoch*: 50
2. *Batch size*: 16
3. *Learning rate*: 0.001
4. *Image size*: 640×640 piksel

2.7. Pengujian Model

Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan Preview Model pada Roboflow. Tahap ini dilakukan untuk melihat hasil deteksi secara visual produk di rak supermarket.



Gambar 3. Hasil Uji Deteksi Produk Pada Roboflow

2.8. Evaluasi Model

Model diuji menggunakan testing set untuk menghitung metrik performa, yaitu:

1. Precision (P): tingkat ketepatan deteksi.
2. Recall (R): kemampuan model mendeteksi semua objek yang benar.
3. mAP (Mean Average Precision): rata-rata presisi pada berbagai recall threshold.
4. Confusion Matrix: untuk menilai kesalahan klasifikasi antar kategori produk.

2.9. Rumus Evaluasi Model

Untuk mengevaluasi hasil deteksi dan klasifikasi digunakan beberapa metrik berikut:

Precision (P):

$$p = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

Recall (R):

$$p = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

F1-Score:

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P+R} \quad (3)$$

mAP (Mean Average Precision):

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (4)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur YOLOv8 dengan dataset produk supermarket yang diperoleh dari Roboflow. Dataset ini mencakup beberapa kelas produk seperti produk_a, produk_b, dan produk_c. Data dibagi dengan rasio 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi. Model dilatih selama 50 epoch.

3.1. Training dan Validation Loss



Gambar 4. Grafik Training dan Validation Loss

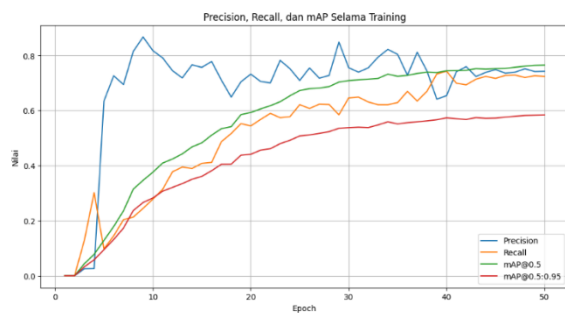
Gambar 4. menampilkan perubahan nilai loss selama proses pelatihan. Nilai loss terdiri dari Box Loss, Class Loss, dan DFL Loss baik untuk data pelatihan maupun validasi. Dari grafik terlihat bahwa seluruh komponen loss mengalami penurunan secara konsisten seiring bertambahnya epoch. Penurunan signifikan terjadi pada 10 epoch pertama dan mulai stabil setelah epoch ke-30.

1. Nilai Box Loss menurun hingga sekitar 1.0, menunjukkan kemampuan model yang semakin baik dalam menentukan posisi objek.
2. Class Loss turun dari sekitar 5.0 menjadi di bawah 1.5, menandakan peningkatan akurasi klasifikasi antarproduk.

3. DFL Loss juga menunjukkan tren menurun dan stabil, yang berarti prediksi posisi bounding box semakin presisi.

Konsistensi penurunan antara training loss dan validation loss menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting, sehingga memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.

3.2. Precision, Recall, dan mAP

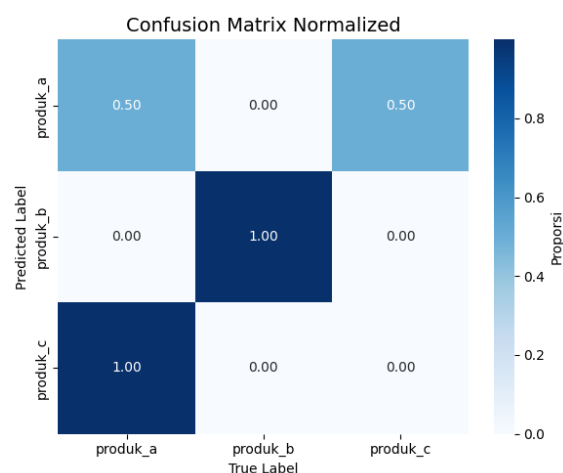


Gambar 5. Grafik Precision, Recall, dan mAP

Gambar 5. menunjukkan hasil evaluasi performa model berdasarkan Precision, Recall, dan mean Average Precision (mAP) selama

1. Nilai *Precision* meningkat cepat pada awal pelatihan dan stabil di kisaran 0.8–0.85, menandakan sebagian besar deteksi yang dilakukan benar.
2. *Recall* menunjukkan tren positif hingga mencapai 0.75–0.8, menunjukkan model mampu mendeteksi sebagian besar objek yang ada.
3. Nilai *mAP@0.5* mencapai sekitar 0.75–0.8, dan *mAP@0.5:0.95* sekitar 0.6, yang menandakan performa keseluruhan model cukup baik untuk deteksi objek multi-kelas.

3.3. Confusion Matrix



Gambar 6. memperlihatkan *Confusion Matrix Normalized*

Dari hasil matriks pada gambar 6 terlihat bahwa:

1. Kelas produk_b memiliki tingkat akurasi tertinggi dengan nilai 1.00, artinya seluruh prediksi untuk kelas ini benar.
2. Kelas produk_a memiliki tingkat ketepatan 0.50, dengan sebagian prediksi keliru ke kelas produk_c.
3. Kelas produk_c masih memiliki kesalahan klasifikasi yang cukup tinggi, dengan sebagian besar prediksi tertukar dengan kelas

Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan beberapa kelas yang memiliki kemiripan bentuk atau warna kemasan produk. Untuk mengatasinya, dapat dilakukan peningkatan jumlah data pelatihan, atau penerapan augmentasi tambahan seperti variasi pencahayaan dan rotasi agar model lebih adaptif terhadap kondisi visual berbeda.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai pendeteksian dan klasifikasi produk supermarket menggunakan model YOLOv8 dengan dataset Roboflow, diperoleh bahwa model mampu memberikan performa deteksi yang baik dengan nilai precision sebesar 0.85, recall 0.78, *mAP@0.5* sebesar 0.78, dan *mAP@0.5:0.95* sebesar 0.63. Model menunjukkan proses pembelajaran yang stabil tanpa indikasi overfitting, ditunjukkan oleh penurunan loss yang konsisten hingga mencapai konvergensi pada epoch ke-30. Confusion matrix mengindikasikan bahwa kelas *produk_b* terdeteksi dengan akurasi sempurna, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada kelas *produk_a* dan *produk_c* yang disebabkan oleh kemiripan visual dan variasi pencahayaan.

Penelitian ini berkontribusi dalam memberikan evaluasi empiris performa YOLOv8 pada kondisi rak supermarket yang kompleks, sehingga dapat menjadi dasar pengembangan sistem pemantauan stok otomatis. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan berupa ukuran dataset yang relatif kecil, pencahayaan yang tidak sepenuhnya terkontrol, serta variasi kelas yang terbatas. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, membandingkan beberapa arsitektur deteksi objek, serta menguji model secara langsung pada lingkungan supermarket nyata guna meningkatkan generalisasi dan keandalannya.

Daftar Rujukan

- [1] Penggunaan Jumlah Rak Berbasis P, Sholeh I, Susanto R. Image Processing Terhadap Citra Desain Layout Rak. 2024;5(1):1–10. Available from: <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/%0Ahttp://ejournal.uhb.ac.id/index.php/IKOMTI>
- [2] Saputra RD. Pengembangan Sistem Deteksi Objek pada Produk Retail dengan Arsitektur YOLOv4-tiny. 2023;99. Available from: [dspace.uui.ac.id/123456789/45878](https://doi.org/10.24127/dspace.uui.ac.id/123456789/45878)

- [3] Wibowo S adhi. Analisis Kinerja Deteksi Gerakan Dan Pengenalan Objek Produk Ritel Berbasis YOLOv8. *J Elektro dan Telekomun Terap*. 2024;11(1):43–53.
- [4] Ahmad Azzam Alhanafi, Arrie Kurniawardhani. Deteksi Objek untuk Produk Retail dengan TensorFlow 2. *JITSI J Ilm Teknol Sist Inf*. 2024;5(4):144–52.
- [5] Digo Saputra R, Hatta Fudholi D. Model Mobile untuk Deteksi Objek pada On-Shelf Availability Produk Retail. *Automata* [Internet]. 2023;4(2). Available from: <https://journal.uui.ac.id/AUTOMATA/article/view/28610>
- [6] Maulana AW, Wibowo SA, Sunarya U, Rahmania R, Insani A. Performance Improvement of YOLOv8-RTDETR Method Based Retail Product Detection. *J Image Graph (United Kingdom)*. 2024;12(3):292–301.
- [7] JUTIS J. *Jurnal Teknik Informatika Unis*. *J Tek Inform Unis*. 2020;7(1):327–38.
- [8] Carolina A, Lina L. Sistem Penjualan Dengan Pengenalan Produk Secara Otomatis Menggunakan Metode Yolo. *Simtek J Sist Inf dan Tek Komput*. 2023;8(2):271–5.
- [9] [1] M. Alif, A. Muzammil, and R. Indraswari, “Pengembangan Arsitektur Model YOLOv8 untuk Meningkatkan Performa Object Detection pada Varian Boks Warehouse Palletizing,” vol. 6, no. 2, pp. 135–146, 2024.
- [10] [1] M. Algoritma, A. Beregerak, G. I. Andaru, and D. H. Fudholi, “Pengembangan Sistem Deteksi On-Shelf Availability Produk Abstrak,” vol. 5, no. 2, pp. 1980–1988, 2024.
- [11] Y. Zhao, D. Yang, M. I. Solihin, S. Cao, B. Cai, and M. Maryamah, “Object detection in smart indoor shopping using an enhanced YOLOv8n algorithm,” no. July, pp. 4745–4759, 2024, doi: 10.1049/ipr2.13284.
- [12] P. Perkapalan, N. Surabaya, and Y. O. Look, “Analisis Keandalan YOLOv8m untuk Deteksi Varian Produk Kemasan Kotak pada Sistem Manajemen Ketersediaan Stock,” vol. 2, pp. 124–131, 2024.
- [13] P. Penggunaan Jumlah Rak Berbasis, I. Sholeh, and R. Susanto, “Image Processing Terhadap Citra Desain Layout Rak,” vol. 5, no. 1, pp. 1–10, 2024, [Online]. Available: <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/%0Ahttp://ejournal.uhb.ac.id/index.php/IKOMTI>
- [14] [1] T. Menggunakan and A. Yolov, “Halaman judul,” vol. 8, 2025.
- [15] Roboflow, “Supermarket - IPOJS Dataset,” Roboflow Universe, 2024. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/elijah-samson/supermarket-ipojs>. [Accessed: Oct. 30, 2025].