

IMPLEMENTASI LIGHTWEIGHT NEURAL NETWORK BERBASIS YOLOV8N UNTUK KLASIFIKASI SAMPAH *REAL-TIME*

Muhamad Hafis Ali¹, Sulaiman², Rizqi Ardiyansyah³, Sumanto⁴, Ghofar Taufiq⁵, Jefina Tri Kumalasari⁶

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika Jl. Raya Jatiwaringin No. 18, Jakarta Timur, 13620

[1mhffsali@gmail.com](mailto:mhffsali@gmail.com), [2sulaimanbaqih421@gmail.com](mailto:sulaimanbaqih421@gmail.com), [3rizqiardiyansyah22@gmail.com](mailto:rizqiardiyansyah22@gmail.com)
[4sumanto@bsi.ac.id](mailto:sumanto@bsi.ac.id), [5ghofar.gft@gmail.com](mailto:ghofar.gft@gmail.com), [6jefina.jt@bsi.ac.id](mailto:jefina.jt@bsi.ac.id)

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi sampah *real-time* yang efisien pada perangkat *edge* dengan memanfaatkan arsitektur *Deep Learning* ringan berbasis YOLOv8. Klasifikasi sampah otomatis merupakan solusi krusial dalam *Smart Waste Management*, namun model jaringan saraf tiruan yang kompleks sering terkendala oleh keterbatasan sumber daya komputasi pada perangkat IoT. Penelitian ini menerapkan model YOLOv8n (*nano*) menggunakan teknik *Transfer Learning* untuk menyeimbangkan akurasi deteksi dan efisiensi komputasi. Dataset yang digunakan bersumber dari repositori publik Roboflow sebanyak 1.123 citra yang telah melalui proses augmentasi. Hasil pelatihan selama 50 *epoch* menunjukkan performa impresif dengan nilai *mean Average Precision* (mAP@50) mencapai 0.995, Presisi 0.998, dan *Recall* 1.0. Selain itu, model memiliki ukuran file yang sangat ringkas (± 6 MB) dengan kecepatan inferensi yang memadai untuk operasi *real-time*. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa algoritma *lightweight neural network* mampu diimplementasikan secara efektif untuk mendukung sistem pemilahan sampah cerdas berbasis *Computer Vision*.

Kata Kunci: YOLOv8, Klasifikasi Sampah, *Edge Computing*, *Transfer Learning*, Kecerdasan Buatan.

ABSTRACT

This study aims at developing an efficient real-time waste classification system on edge devices by utilizing a lightweight Deep Learning architecture based on YOLOv8. Automatic waste classification is a crucial solution in Smart Waste Management, but complex neural network models are often constrained by limited computational resources on IoT devices. This research implements the YOLOv8n (nano) model using Transfer Learning techniques to balance detection accuracy and computational efficiency. The dataset used is sourced from the Roboflow public repository, totaling 1,123 images that have undergone augmentation. Training results over 50 epochs show impressive performance with a mean Average Precision (mAP@50) reaching 0.995, Precision 0.998, and Recall 1.0. Furthermore, the model has a very compact file size (± 6 MB) with sufficient inference speed for real-time operations. The results of this study prove that lightweight neural network algorithms can be effectively implemented to support intelligent waste sorting systems based on Computer Vision.

Key Word: YOLOv8, Waste Classification, *Edge Computing*, *Transfer Learning*, Artificial Intelligence.

PENDAHULUAN

Peningkatan volume limbah global secara eksponensial menuntut adanya adopsi teknologi cerdas dalam sistem pengelolaan sampah modern. Metode pemilahan sampah konvensional yang mengandalkan tenaga manusia sering kali tidak praktis, memakan waktu, berbiaya tinggi, dan rentan terhadap kesalahan manusia (*human error*) serta risiko kesehatan (Yang & Thung, 2016). Oleh karena itu, pendekatan berbasis Kecerdasan Buatan (AI), khususnya *Computer Vision*,

menjadi solusi yang menjanjikan untuk mengotomatisasi proses pemilahan ini secara presisi dan konsisten (Adedeji & Wang, 2019). Riset terbaru juga menunjukkan bahwa integrasi AI pada sistem pengawasan seperti CCTV mampu meningkatkan efektivitas pemantauan jenis sampah secara *real-time* (Priya Dharshinni et al., 2024).

Dalam beberapa tahun terakhir, algoritma deteksi objek berbasis *Deep Learning* seperti *You Only Look Once* (YOLO) telah menjadi

standar industri (Redmon et al., 2016). YOLO digemari karena kemampuannya mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dalam satu tahap (*single-stage detector*) dengan kecepatan tinggi. Studi komparasi menunjukkan bahwa iterasi terbaru, YOLOv8, menawarkan akurasi deteksi yang lebih unggul dibandingkan pendahulunya, terutama dalam mendeteksi objek sampah anorganik (Arvio et al., 2024; Angdressey et al., 2025). Bahkan, algoritma ini mulai banyak diadopsi untuk pengembangan tempat sampah pintar (*Smart Trash Can*) yang dapat memilah secara mandiri (Pan et al., 2024).

Namun, tantangan utama dalam implementasi sistem cerdas di lapangan adalah keterbatasan sumber daya pada perangkat *edge* (seperti Raspberry Pi atau NVIDIA Jetson) yang memiliki daya komputasi dan memori terbatas (Shi et al., 2016). Penggunaan model yang terlalu berat (*heavyweight*) dapat menyebabkan latensi tinggi yang tidak dapat diterima dalam aplikasi *real-time*. Penelitian ini mengusulkan solusi menggunakan YOLOv8n, varian paling ringan dari keluarga YOLOv8. Penelitian ini tidak hanya berfokus pada metrik akurasi, tetapi juga mengevaluasi efisiensi model agar siap diintegrasikan pada sistem *Smart Waste Management* berbasis IoT.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi sampah otomatis yang tidak hanya akurat tetapi juga efisien secara komputasi sehingga dapat dijalankan pada perangkat *edge* dengan sumber daya terbatas. Adapun manfaat penelitian ini meliputi: (1) Memberikan kontribusi model *lightweight neural network* yang siap diintegrasikan ke dalam *Smart Trash Bin* berbasis IoT; (2) Menyediakan referensi empiris mengenai keseimbangan antara *mean Average Precision* (mAP) dan kecepatan inferensi pada dataset sampah lokal; dan (3) Mendukung efisiensi operasional pengelolaan sampah di lingkungan perkotaan melalui otomatisasi pemilahan awal.

Untuk mengatasi keterbatasan data spesifik sampah, teknik *Transfer Learning* digunakan. Model tidak dilatih dari awal (*scratch*), melainkan menggunakan bobot awal (*pre-trained weights*) dari dataset COCO. Hal ini memungkinkan model untuk "mewarisi"

kemampuan mengenali fitur dasar sehingga proses konvergensi pelatihan menjadi lebih cepat dan akurat meski dengan dataset yang terbatas (Jocher et al., 2023).

METODE PENELITIAN

Metode penelitian mengikuti alur kerja sistematis mulai dari pengumpulan data, pelatihan model, hingga perancangan arsitektur simulasi.

Pengumpulan dan Persiapan Data

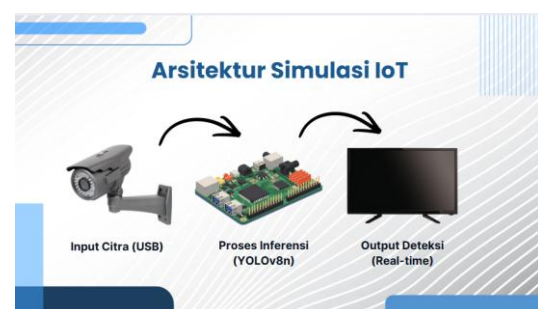
Dataset diperoleh dari repositori Roboflow dengan total 1.123 gambar, yang dibagi menjadi data latih (*train*) dan data validasi (*val*). Semua citra diubah ukurannya (*resize*) menjadi dimensi standar 640 x 640 piksel. Untuk mencegah *overfitting* dan meningkatkan generalisasi model, teknik augmentasi data diterapkan meliputi *Gaussian Blur*, penyesuaian kecerahan, dan rotasi acak (Shorten & Khoshgoftaar, 2019).

Skenario Pelatihan

Model YOLOv8n dilatih menggunakan framework PyTorch pada lingkungan Google Colaboratory dengan dukungan GPU NVIDIA Tesla T4. Parameter pelatihan meliputi 50 *Epoch*, *Batch Size* 16, dan *Optimizer* AdamW. Penggunaan *Transfer Learning* diterapkan untuk memaksimalkan akurasi pada dataset skala menengah.

Perancangan Sistem IoT

Selain model AI, penelitian ini merancang arsitektur simulasi untuk penerapan *Real-Time*. Sistem menghubungkan input visual dengan perangkat pemroses keputusan.



Gambar 1. Arsitektur Simulasi Implementasi IoT

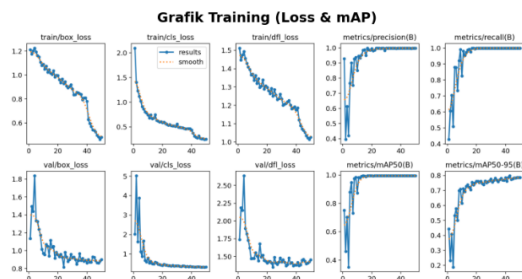
Sebagaimana terlihat pada Gambar 1, alur sistem dimulai dari akuisisi citra digital melalui kamera USB, yang kemudian diproses oleh unit komputasi (*Single Board Computer* seperti Raspberry Pi) menggunakan model

YOLOv8n. Hasil klasifikasi ditampilkan sebagai *output* keputusan sistem.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Metrik Pelatihan

Proses pelatihan dipantau melalui grafik fungsi kerugian (*loss function*) dan metrik akurasi. Grafik *box_loss* menunjukkan tren penurunan yang stabil sejak *epoch* awal, menandakan model berhasil meminimalkan kesalahan prediksi koordinat.



Gambar 2. Grafik Hasil Pelatihan (Loss & mAP)

Sebagaimana terlihat pada Gambar 2, metrik mAP50 (*mean Average Precision*) meningkat tajam dan stabil di angka mendekati 1.0, yang menunjukkan model telah mencapai konvergensi optimal tanpa tanda-tanda *overfitting*.

Evaluasi Kuantitatif

Evaluasi final dilakukan pada dataset validasi. Hasil pengukuran performa ditunjukkan pada Tabel 1.

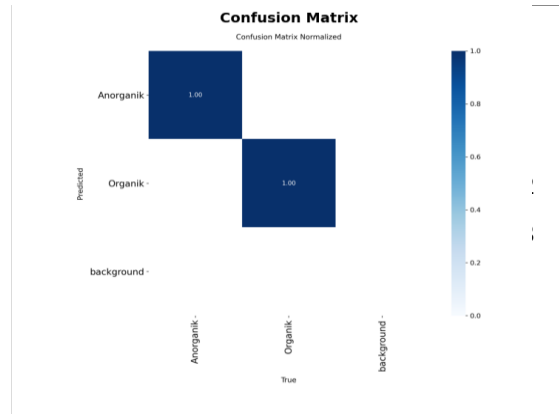
Tabel 1. Hasil Evaluasi Metrik Model YOLOv8n

Metrik	Nilai	Keterangan
mAP@50	0.995	Akurasi rata-rata sangat tinggi (99.5%)
Precision	0.998	Minim kesalahan deteksi positif (<i>False Positive</i>)
Recall	1.000	Tidak ada objek yang terlewat (<i>False Negative</i>)

Nilai mAP 0.995 dan *Recall* 1.0 adalah indikator performa yang luar biasa, menunjukkan bahwa model YOLOv8n sangat kapabel untuk membedakan karakteristik visual antara sampah organik dan anorganik dengan presisi tinggi.

Analisis Confusion Matrix

Untuk memvalidasi akurasi klasifikasi antar kelas, dilakukan analisis menggunakan *Confusion Matrix* seperti pada Gambar 3.

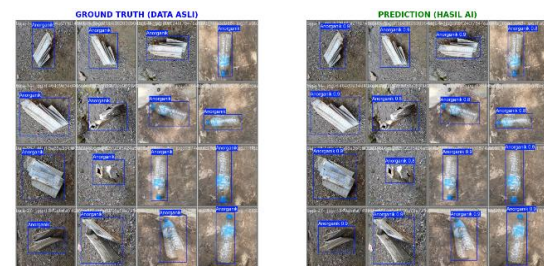


Gambar 3. Confusion Matrix Hasil Prediksi

Gambar 3 menunjukkan diagonal matriks bernilai 1.00. Ini berarti akurasi prediksi adalah 100% pada data uji; tidak ada sampah organik yang salah diklasifikasikan sebagai anorganik, begitu pula sebaliknya.

Validasi Visual

Validasi kualitatif dilakukan dengan membandingkan anotasi manual (*Ground Truth*) dengan hasil prediksi model secara berdampingan untuk menguji konsistensi pada banyak objek sekaligus.



Gambar 4. Komparasi Hasil Deteksi: *Ground Truth* (Kiri) vs *Prediction* (Kanan)

Pada Gambar 4, terlihat bahwa model mampu melakukan lokalisasi objek dengan sangat presisi. Kotak pembatas (*bounding box*) pada sisi kanan memiliki posisi yang identik dengan label asli, membuktikan model *robust* terhadap deformasi bentuk sampah (seperti botol penyok).

Analisis Efisiensi

Model yang dihasilkan memiliki ukuran file sangat ringkas, yaitu sekitar 5.96 MB. Pengujian inferensi menunjukkan kecepatan

rata-rata sekitar 15 milidetik per gambar. Hal ini membuktikan bahwa model YOLOv8n sangat layak untuk disimpan dan dijalankan di memori mikrokontroler atau perangkat IoT dengan sumber daya terbatas.

SIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil merancang sistem deteksi sampah cerdas menggunakan arsitektur *lightweight* YOLOv8n. Berdasarkan hasil eksperimen, disimpulkan bahwa penerapan *Transfer Learning* sangat efektif menghasilkan akurasi tinggi (mAP 0.995) dengan dataset terbatas. Ukuran model yang kecil (± 6 MB) menjadikannya solusi ideal untuk perangkat *edge computing* dalam sistem *Smart Waste Management*.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah melakukan pengujian inferensi langsung pada perangkat keras fisik (*hardware-in-the-loop*) seperti Raspberry Pi 4 untuk memvalidasi performa jangka panjang di lingkungan luar ruangan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Bina Sarana Informatika atas dukungan fasilitas akademik, serta kepada komunitas Roboflow atas penyediaan dataset publik yang digunakan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Adedeji, O., & Wang, Z. (2019). Intelligent Waste Classification System Using Deep Learning Convolutional Neural Network. *Procedia Manufacturing*, 35, 607–612.
- Angdresey, A., Kairupan, I. Y., & Mongkareng, A. G. (2025). Web-Based Waste Detection Using YOLOv8 and Classification Performance Comparison. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 17(6), 1-14.
- Arvio, Y., Kusuma, D. T., & Sangadji, I. B. (2024). Inorganic Waste Detection Application Using Smart Computing Technology with YOLOv8 Method. *Sinkron: Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika*, 8(4), 2389-2396.
- Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). *Ultralytics YOLO*. Ultralytics. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.
- Pan, S., Wang, N., Lin, Y., & Tang, J. (2024).

Based On YOLOV8 Intelligent Trash Can Garbage Classification Detection Algorithm. *Mathematical Modeling and Algorithm Application*, 2(1), 28–32.

- Priya Dharshinni, N., Zuhdi, M. F. A., & Prabowo, A. (2024). YOLOv8 Algorithm Implementation for Detecting and Classifying Waste Types Using CCTV Cameras. *Journal of Data Science, Technology, and Artificial Intelligence*, 1(2).
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 779-788.
- Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., & Xu, L. (2016). Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 3(5), 637-646.
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*, 6(1), 60.
- Yang, M., & Thung, G. (2016). Classification of Trash for Recyclability Status. *Stanford University, Tech. Rep.*

Biografi Penulis

Muhamad Hafis Ali Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika di Universitas Bina Sarana Informatika. Memiliki ketertarikan mendalam pada bidang Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*), khususnya *Computer Vision* dan implementasi *Deep Learning* pada perangkat IoT untuk solusi kota cerdas.



Sulaiman

Mahasiswa aktif di Universitas Bina Sarana Informatika, Fakultas Teknologi Informasi. Memiliki minat riset pada bidang *Machine Learning* dan *Data Science*. Berpengalaman dalam pengolahan dataset, augmentasi data, dan analisis



performa model algoritma jaringan saraf tiruan.



Rizqi Ardiyansyah

Menempuh pendidikan di Teknik Informatika Universitas Bina Sarana Informatika. Fokus penelitiannya mencakup

Software Engineering, pengembangan sistem *embedded*, dan integrasi sistem cerdas. Aktif mengembangkan solusi teknologi tepat guna berbasis pemrograman Python.