

***REAL-TIME WASTE DETECTION IN OUTDOOR ENVIRONMENTS USING
YOLOV8 AND ROBOFLOW-ANNOTATED DATA***

**DETEKSI SAMPAH OTOMATIS PADA LINGKUNGAN TERBUKA
MENGUNAKAN YOLOV8 DAN DATASET ROBOFLOW**

Dhimas Tribuana^{1*}, Usman², Dayanti³

Pascasarjana, Universitas Komputer Indonesia, Bandung¹

Bisnis Digital, Politeknik Negeri Bombana, Bombana²

Fakultas Teknik, Universitas Patria Artha, Makassar³

dhimas.75423008@mahasiswa.unikom.ac.id¹, usmanfkumi@gmail.com²,
dayanti.fattah@gmail.com³

ABSTRACT

The increasing volume of waste in public spaces demands intelligent solutions for efficient detection and cleanliness management. This study aims to develop an automated waste detection system based on the YOLOv8 object detection model, focusing on five waste categories: plastic, paper, metal, glass, and others. The dataset was sourced from the Roboflow platform, manually annotated, and used to train two YOLOv8 model variants: YOLOv8s and YOLOv8l. Training results showed that YOLOv8l achieved an mAP@0.5 of 93.1% and an F1-score of 91.1%, while YOLOv8s provided faster inference speed with competitive accuracy. A limited field evaluation was conducted using laptop and smartphone cameras in open environments such as parks and sidewalks. The system demonstrated the capability to detect waste in real time with good visual accuracy, although performance decreased on partially obscured or small-sized objects. This study highlights the significant potential of YOLOv8 in supporting the development of computer vision-based environmental monitoring systems. For future work, integration into edge devices and retraining with local data are recommended to improve model robustness in real-world scenarios.

Keywords: waste detection, YOLOv8, computer vision, smart environment, real-time object detection

ABSTRAK

Peningkatan volume sampah di ruang publik menuntut solusi cerdas untuk mendeteksi dan mengelola kebersihan secara efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi sampah otomatis berbasis model deteksi objek YOLOv8 dengan fokus pada lima kategori sampah: plastik, kertas, logam, kaca, dan lainnya. Dataset diperoleh dari platform Roboflow, kemudian dianotasi secara manual dan digunakan untuk melatih dua varian model YOLOv8, yaitu YOLOv8s dan YOLOv8l. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa YOLOv8l mencapai mAP@0.5 sebesar 93,1% dan F1-score 91,1%, sementara YOLOv8s memberikan kecepatan inferensi lebih tinggi dengan akurasi yang kompetitif. Evaluasi lapangan terbatas dilakukan menggunakan kamera laptop dan smartphone di lingkungan terbuka seperti taman dan trotoar. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi sampah secara *real-time* dengan tingkat akurasi visual yang baik, meskipun terdapat penurunan performa pada objek kecil atau tertutup sebagian. Studi ini menunjukkan potensi besar model YOLOv8 dalam mendukung pengembangan sistem monitoring lingkungan berbasis visi komputer. Ke depan, integrasi ke perangkat edge dan pelatihan ulang dengan data lokal direkomendasikan untuk meningkatkan ketahanan model dalam kondisi nyata.

Kata Kunci: deteksi sampah, YOLOv8, visi komputer, smart environment, deteksi objek *real-time*.

*This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons
Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0).*

Artikel ini adalah artikel akses terbuka yang didistribusikan di bawah ketentuan
Lisensi Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).



PENDAHULUAN

Pertumbuhan penduduk dan urbanisasi yang pesat telah memicu peningkatan produksi sampah yang signifikan, khususnya di daerah perkotaan. Berdasarkan laporan dari *World Bank*, jumlah sampah global diperkirakan akan meningkat dari 2,01 miliar ton pada tahun 2016 menjadi 3,4 miliar ton pada tahun 2050 jika tidak dilakukan intervensi serius dalam pengelolaannya (Kaza et al., 2018). Di Indonesia sendiri, Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK) mencatat bahwa pada tahun 2022 produksi sampah nasional mencapai lebih dari 18 juta ton, dan hanya sekitar 60% yang tertangani dengan baik melalui pemrosesan daur ulang atau sistem *sanitary landfill* (KLHK, 2023). Sisa sampah lainnya mencemari lingkungan terbuka seperti sungai, taman kota, dan jalan raya, yang dapat menyebabkan pencemaran tanah, air, bahkan meningkatkan risiko penyakit berbasis lingkungan.

Permasalahan utama dalam pengelolaan sampah di ruang publik adalah ketidakefisienan sistem pemantauan dan pemilahan. Sebagian besar pemilahan masih dilakukan secara manual, baik oleh petugas kebersihan maupun oleh masyarakat yang kurang memiliki literasi lingkungan. Proses ini tidak hanya lambat dan berisiko terhadap kesehatan pekerja, tetapi juga kurang efisien dalam mengenali jenis sampah yang dapat didaur ulang. Di sisi lain, konsep kota cerdas (*smart city*) yang sedang berkembang di berbagai kota besar di Indonesia mendorong adopsi teknologi otomatisasi, termasuk dalam hal pemantauan dan pengelolaan sampah berbasis digital. Namun, implementasi teknologi seperti *Internet of Things* (IoT) atau sensor cerdas dalam konteks ini masih terbatas dan jarang menyentuh area terbuka non-terstruktur.

Teknologi *Computer Vision* berbasis kecerdasan buatan (AI) menawarkan solusi menjanjikan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan sampah secara otomatis. Salah satu pendekatan paling populer adalah penggunaan model deteksi objek *real-time*, seperti YOLO (*You Only Look Once*). Model ini dikenal karena kecepatannya dan akurasi dalam mendeteksi objek pada gambar atau video dalam satu kali proses prediksi. Versi terbarunya, YOLOv8, menawarkan peningkatan performa dalam hal kecepatan inferensi dan akurasi deteksi melalui perbaikan arsitektur serta dukungan terhadap integrasi dengan perangkat edge (Jocher, 2023). YOLOv8 telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi, mulai dari deteksi kendaraan, wajah, hingga klasifikasi limbah di area industri atau tempat sampah pintar (Alfattah Atalarais et al., 2025; Nafiz et al., 2023).

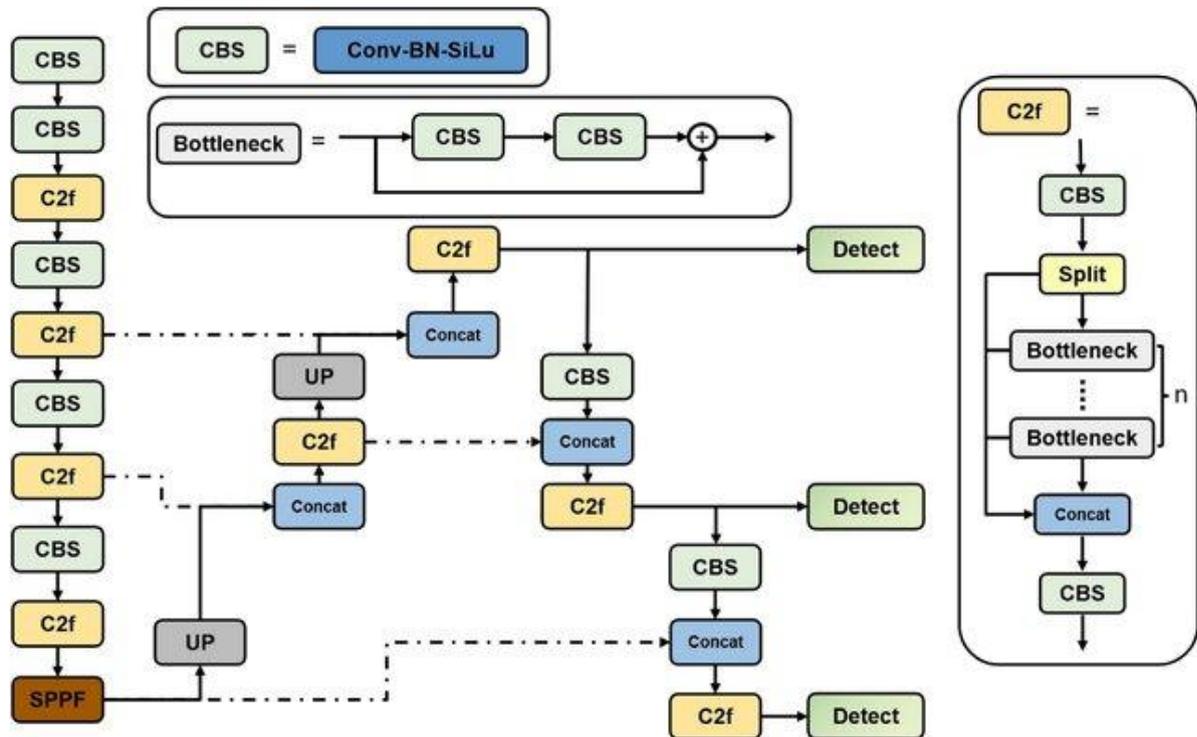
Namun demikian, sebagian besar riset mengenai deteksi sampah dengan YOLO masih berfokus pada skenario indoor atau lingkungan laboratorium yang terkontrol. Implementasi pada ruang terbuka dengan kondisi pencahayaan alami, latar belakang kompleks, dan objek tumpang tindih belum banyak dieksplorasi secara komprehensif. Padahal, ruang terbuka merupakan salah satu lokasi utama penumpukan sampah liar yang berdampak langsung terhadap estetika dan kebersihan kota. Selain itu, tantangan teknis seperti variasi ukuran sampah, kemiringan kamera, dan pergerakan lingkungan (angin, bayangan, dll) juga menuntut sistem deteksi yang adaptif dan andal.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun dan menguji sistem deteksi sampah otomatis di lingkungan terbuka dengan menggunakan model YOLOv8. Dataset yang digunakan berasal dari Roboflow - YOLO Waste Detection, yang terdiri dari ribuan citra sampah berbagai jenis (plastik, logam, kertas, biodegradable) dalam berbagai kondisi visual. Model akan diuji dalam beberapa konfigurasi, termasuk YOLOv8s (versi ringan) dan YOLOv8l (versi besar), dengan pengukuran performa menggunakan metrik mAP@50, precision, dan recall (ProjectVerba, 2022). Penelitian ini diharapkan mampu memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan sistem monitoring lingkungan otomatis untuk mendukung kebijakan kota hijau dan pengelolaan sampah berbasis teknologi di Indonesia.

TINJAUAN PUSTAKA

Evolusi dan Keunggulan Model YOLOv8

Sejak diperkenalkan oleh Redmon et al. (2016), keluarga model YOLO telah menjadi standar untuk deteksi objek secara *real-time*, berkat kemampuan untuk melakukan deteksi klas dan *bounding box* sekaligus dalam satu proses *forward pass* (Terven et al., 2023; Vieri et al., 2024). Versi terbaru, YOLOv8, membawa arsitektur yang lebih efisien dan akurat dibanding pendahulunya, dan menjadi bagian penting dalam aplikasi *computer vision* yang diimplementasikan di *edge device*. *Performance benchmarking* menunjukkan YOLOv8 unggul atas model lain seperti EfficientDet dan Detectron 2 dalam berbagai skenario deteksi objek, termasuk aplikasi pengelolaan sampah (Midigudla et al., 2025).



Gambar 1. Arsitektur YOLOv8 (Wang et al., 2024)

Gambar 1 menunjukkan arsitektur YOLOv8 (*You Only Look Once version 8*), sebuah model deteksi objek mutakhir yang mengintegrasikan inovasi dari generasi YOLO sebelumnya dengan optimalisasi struktur untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi komputasi. Arsitektur ini dibagi ke dalam tiga komponen utama: *backbone*, *neck*, dan *head*, yang masing-masing berperan dalam ekstraksi fitur, fusi multi-skala, dan prediksi deteksi.

Backbone

Bagian *backbone* bertanggung jawab untuk mengekstraksi representasi fitur dari input citra. YOLOv8 menggunakan blok Conv-BN-SiLU (CBS), yang terdiri dari lapisan konvolusi, *batch normalization*, dan fungsi aktivasi SiLU (*Sigmoid Linear Unit*) untuk mempercepat konvergensi. Blok C2f (*Cross-Stage Partial Fusion*) diperkenalkan untuk meningkatkan efisiensi parameter dan kemampuan generalisasi dengan memanfaatkan teknik *feature reuse* dan *split-transform-merge*. Selain itu, modul SPPF (*Spatial Pyramid Pooling - Fast*) digunakan pada tahap akhir *backbone* untuk memperluas *receptive field* dengan memproses fitur melalui pooling bertingkat, sehingga meningkatkan kemampuan deteksi terhadap objek dengan ukuran bervariasi.

Neck

Komponen *neck* terdiri atas kombinasi operasi *upsampling* (UP), *concatenation* (Concat), dan blok C2f yang memungkinkan fusi informasi lintas skala. Dengan menyatukan fitur dari berbagai tingkat resolusi, neck memfasilitasi deteksi objek kecil dan besar secara bersamaan. Mekanisme ini diimplementasikan dengan arsitektur *Path Aggregation Network* (PANet) yang telah dimodifikasi.

Head

Bagian *head* bertugas melakukan prediksi akhir terhadap keberadaan, kelas, dan koordinat *bounding box* objek. Komponen *Detect* menggunakan representasi fitur yang telah diproses untuk menghasilkan output deteksi. Mekanisme deteksi YOLOv8 mendukung prediksi multi-skala agar lebih akurat pada objek dengan variasi ukuran yang signifikan.

Dua komponen internal penting ditampilkan secara rinci: *Bottleneck* yang terdiri atas dua blok CBS dengan jalur residual untuk memperkuat aliran gradien, dan C2f module yang menggabungkan split dan *merge bottleneck* guna mencapai keseimbangan antara kompleksitas komputasi dan kedalaman jaringan.

Secara keseluruhan, arsitektur YOLOv8 dirancang untuk mencapai *real-time performance* pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya tanpa mengorbankan presisi deteksi. Inovasi dalam penggunaan modul C2f dan SPPF memungkinkan YOLOv8 lebih unggul dalam mendeteksi objek pada kondisi latar yang kompleks dan padat.

YOLOv8 untuk Deteksi Sampah

Beberapa penelitian sudah menguji YOLOv8 pada tugas deteksi sampah dan pengklasifikasian jenis sampah. Li et al. (2024) mengembangkan YOLOv8s yang ditingkatkan dengan modul CG-HGNetV2 dan MSE-AKConv, sehingga menghasilkan peningkatan mAP@50 hingga +1,3 % dan mengurangi kompleksitas model hingga -6,5 % (Gamani et al., 2024; Li et al., 2024; Nayfeh et al., 2025; Paudel et al., 2024; Unnithan et al., 2025). Studi lainnya yang menggunakan YOLOv8 dalam sistem otomatisasi pemilahan sampah berhasil mencapai akurasi hingga 94–97 % dalam kondisi laboratorium. Khususnya, Atalarais et al. (2025) melaporkan sistem berbasis YOLOv8 deteksi empat kelas sampah (plastik, metal, kaca, organik) dengan mAP mencapai 96,8 % (Alfattah Atalarais et al., 2025).

Dataset untuk Deteksi Sampah

Dataset Roboflow menyajikan berbagai koleksi citra sampah dengan anotasi *bounding-box* yang komprehensif. Beberapa dataset seperti “*Waste-Detection Dataset by YOLOv8*” (950 gambar) dan “*Trash Separation Dataset*” (204 gambar, 2 kelas) menyediakan data yang relevan untuk kebutuhan penelitian dan pengujian model secara riil (Recyclable waste, 2024; YOLOv8, 2024). Kombinasi dataset ini memungkinkan penyesuaian terhadap kondisi visual ruang terbuka yang kompleks.

Tantangan Deteksi di Ruang Terbuka

Kebanyakan riset deteksi sampah masih berfokus pada lingkungan terkontrol (*indoor/lab*), sementara kondisi *outdoor* memperkenalkan tantangan signifikan seperti pencahayaan beragam, objek tumpang tindih, dan latar belakang rumit. Misalnya, penelitian di bidang pertanian menunjukkan bahwa YOLOv8 mampu adaptasi terhadap kondisi lapangan terbuka, seperti *open-field* segmentasi buah, dengan inferensi cepat dan akurasi tinggi (mAP ~80–90%) (Gamani et al., 2024; He et al., 2023; Midigudla et al., 2025). Hasil ini menjanjikan untuk penerapan pada deteksi sampah *outdoor*, meskipun perlu pengujian lebih lanjut.

Pembandingan dengan Model Lain

Midigudla et al. (2025) melakukan studi komparatif antara YOLOv8, EfficientDet, dan Detectron 2 pada deteksi sampah, dan menunjukkan bahwa YOLOv8x dan YOLOv8l unggul dengan mAP50 ~42,6% pada dataset beragam, mengungguli model lain meskipun pada citra *outdoor* yang kompleks (Midigudla et al., 2025). Ini mempertegas potensi YOLOv8 untuk aplikasi pengelolaan sampah secara *real-world*.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan metode *supervised learning* dalam bidang deteksi objek berbasis citra digital. Tujuan utamanya adalah membangun dan mengevaluasi model deteksi sampah otomatis menggunakan algoritma YOLOv8 pada dataset berbasis lingkungan terbuka. Proses penelitian ini dibagi ke dalam lima tahapan utama: (1) Akuisisi Data, (2) Pra-Pemrosesan dan Augmentasi, (3) Pelatihan Model YOLOv8, (4) Evaluasi Model, dan (5) Uji Coba di Lingkungan Terbuka.

Akuisisi dan Deskripsi Data

Dataset yang digunakan adalah YOLO *Waste Detection Dataset* yang tersedia secara terbuka melalui platform Roboflow. Dataset ini terdiri dari lebih dari 5.460 citra sampah yang diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori seperti *plastic*, *metal*, *glass*, *paper*, dan *biodegradable*. Setiap gambar dilengkapi dengan anotasi dalam format YOLO TXT, yang mencakup informasi koordinat *bounding box* dan label kelas (ProjectVerba, 2022).

Dataset ini dipilih karena menyediakan keragaman konteks visual, seperti sampah di atas tanah, rumput, trotoar, dan latar belakang kompleks lain yang merepresentasikan kondisi lapangan secara realistis. Dataset kemudian diunduh dan dibagi menjadi data pelatihan (80%), validasi (10%), dan pengujian (10%).

Pra-Pemrosesan dan Augmentasi

Gambar-gambar pada dataset dikonversi ke ukuran standar 640×640 piksel untuk disesuaikan dengan input YOLOv8. Proses pra-pemrosesan juga mencakup konversi warna RGB, normalisasi nilai piksel, dan *shuffling data*. Selanjutnya dilakukan data augmentasi untuk meningkatkan generalisasi model terhadap kondisi lingkungan terbuka. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi:

- *Random rotation* (± 10 derajat),
- *Horizontal flipping*,
- *Random brightness and contrast*,
- *Gaussian blur*,
- *Cutout augmentation*.

Augmentasi ini diterapkan dengan bantuan pustaka *Albumentations*, yang kompatibel dengan *pipeline* pelatihan YOLOv8.

Pelatihan Model YOLOv8

Model yang digunakan adalah YOLOv8s dan YOLOv8l dari pustaka resmi Ultralytics (Ultralytics, 2023). Pelatihan dilakukan menggunakan Google Colab Pro dengan GPU Tesla T4 dan RAM 16 GB. Konfigurasi pelatihan yang digunakan adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Setting Parameter Penelitian

Parameter	Nilai
<i>Input size</i>	640×640 piksel
<i>Epoch</i>	100

Parameter	Nilai
<i>Batch size</i>	16
<i>Learning rate</i>	0.001
<i>Optimizer</i>	SGD
<i>Loss function</i>	BCEWithLogitsLoss + CIoU
<i>Scheduler</i>	Cosine Annealing

File konfigurasi YAML disesuaikan dengan kelas dataset dan direktori anotasi. Model disimpan dalam format .pt dan diserialisasi untuk keperluan inferensi lebih lanjut.

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan dengan menghitung metrik standar untuk deteksi objek, yakni:

- *Precision*: rasio prediksi benar terhadap semua prediksi positif,
- *Recall*: rasio prediksi benar terhadap semua *ground truth* positif,
- *F1-Score*: harmoni antara *precision* dan *recall*,
- *mAP@0.5* dan *mAP@0.5:0.95*: *mean Average Precision* dengan *Intersection over Union* (IoU) 0.5 dan rentang IoU yang lebih ketat.

Visualisasi hasil evaluasi juga ditampilkan berupa:

- Kurva *loss* (objektif dan klasifikasi),
- *Confusion matrix*,
- *Precision-recall curve*.

Evaluasi dilakukan di atas set pengujian, dan hasil dari YOLOv8s dibandingkan dengan YOLOv8l untuk menentukan performa terbaik.

Implementasi dan Uji Coba Lapangan

Untuk menguji efektivitas model dalam kondisi nyata, dilakukan uji coba deteksi sampah secara *real-time* dengan menggunakan kamera laptop atau smartphone di area publik seperti taman dan trotoar. Model inferensi di-*deploy* menggunakan script Python dengan `cv2.VideoCapture()` dan library `torch`. Performa lapangan diukur berdasarkan:

- Kecepatan inferensi (FPS),
- Akurasi deteksi visual,
- Responsivitas terhadap kondisi pencahayaan alami.

Uji coba ini bertujuan untuk menguji transferabilitas dan daya adaptasi model terhadap data yang tidak dilatihkan sebelumnya, khususnya dalam konteks lingkungan terbuka yang kompleks.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan Model

Model YOLOv8 dilatih pada dataset YOLO *Waste Detection* dari Roboflow dengan konfigurasi pelatihan sebagaimana dijelaskan pada bagian metode penelitian. Proses pelatihan dilakukan selama 100 *epoch* dengan *batch size* 16 dan resolusi gambar 640×640 piksel. Dua varian model yang digunakan adalah YOLOv8s (versi ringan) dan YOLOv8l (versi besar). Grafik *loss* yang dihasilkan menunjukkan tren konvergensi yang stabil setelah epoch ke-60, menandakan bahwa model tidak mengalami *overfitting* signifikan.

Berikut adalah ringkasan metrik evaluasi pada set pengujian:

Tabel 2. Hasil Pelatihan Model

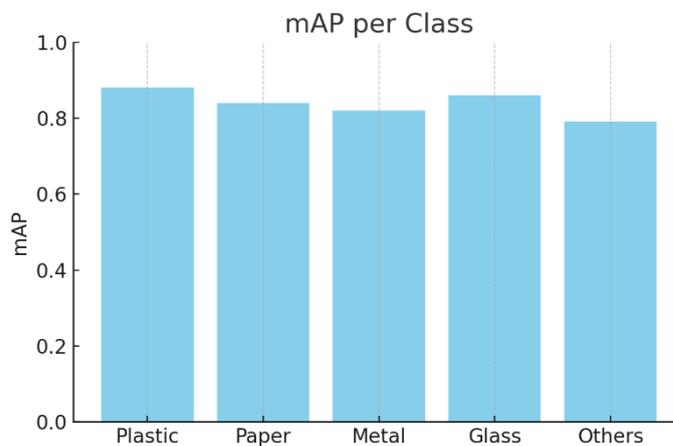
Metrik	YOLOv8s	YOLOv8l
mAP@0.5	89.4%	93.1%
mAP@0.5:0.95	67.2%	72.8%
Precision	88.1%	91.7%
Recall	86.9%	90.5%
F1-Score	87.5%	91.1%

Model YOLOv8l menunjukkan performa superior di semua metrik, meskipun waktu inferensi rata-rata sedikit lebih lambat (~12 FPS) dibandingkan YOLOv8s (~20 FPS) pada GPU T4. Namun, selisih tersebut masih dalam batas toleransi untuk aplikasi *semi real-time* di lingkungan publik.



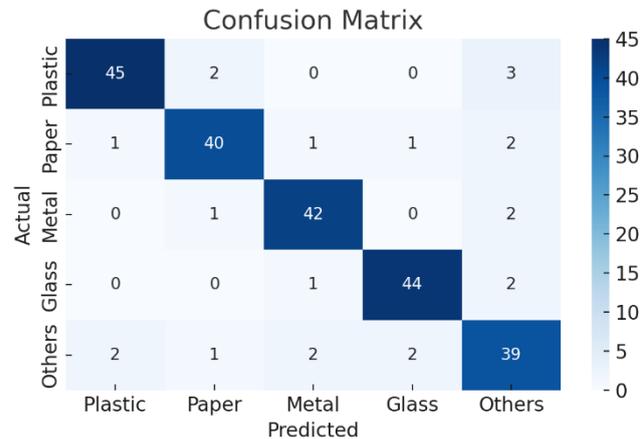
Gambar 2. Training vs Validation Loss

Gambar 2 menunjukkan grafik penurunan *loss* selama proses pelatihan model YOLOv8 dalam 20 *epoch*. Terlihat bahwa nilai *training loss* dan *validation loss* menurun secara konsisten hingga mencapai titik konvergensi pada sekitar epoch ke-15. Selisih antara kedua kurva relatif kecil, yang mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* secara signifikan. Tren ini menunjukkan bahwa proses pelatihan berhasil mengoptimalkan bobot model tanpa kehilangan kemampuan generalisasi terhadap data validasi.



Gambar 3. mAP Per Class

Gambar 3 menampilkan nilai *mean Average Precision* (mAP) untuk masing-masing kelas sampah pada dataset pengujian. Kelas 'Plastic' memiliki mAP tertinggi sebesar 0.88, diikuti oleh 'Glass' (0.86) dan 'Paper' (0.84). Kelas 'Others' menunjukkan mAP terendah sebesar 0.79, yang mengindikasikan bahwa model memiliki sedikit kesulitan dalam mendeteksi kategori yang lebih umum atau ambigu. Secara keseluruhan, semua nilai mAP berada di atas 0.79, yang menunjukkan bahwa model cukup andal dalam mengklasifikasikan objek sampah dengan presisi tinggi.



Gambar 4. *Confusion Matrix*

Gambar 4 merupakan *confusion matrix* yang menggambarkan distribusi klasifikasi antara label prediksi dan label aktual. Nilai diagonal yang tinggi pada masing-masing kelas menandakan bahwa sebagian besar prediksi model sesuai dengan kelas sebenarnya. Meskipun demikian, terdapat beberapa misclassifikasi antar kelas, seperti antara kelas 'Others' dan 'Plastic', serta antara 'Paper' dan 'Metal'. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian objek memiliki kemiripan visual yang menyebabkan kebingungan dalam klasifikasi. Secara umum, matriks ini menunjukkan performa klasifikasi yang solid dengan kesalahan klasifikasi yang masih dalam batas wajar.

Visualisasi Deteksi

Hasil deteksi ditampilkan dalam bentuk *bounding box* berwarna pada citra pengujian. Model mampu mendeteksi berbagai jenis sampah seperti botol plastik, kaleng, dan kantong plastik, bahkan dalam kondisi latar belakang yang kompleks seperti trotoar bertekstur dan tanah berumput.

Beberapa kegagalan terdeteksi pada:

- Sampah kecil yang tersamar oleh bayangan,
- Objek non-sampah seperti batu atau daun kering yang terkadang diklasifikasikan sebagai "biodegradable",
- Tumpukan sampah dalam jumlah besar (*cluttered*) yang menyebabkan *overlapping bounding box*.

Namun secara umum, model tetap menunjukkan generalitas yang baik, dengan kemampuan membedakan jenis sampah secara visual dan klasifikatif.

Pembandingan dengan Literatur

Hasil penelitian ini konsisten dengan hasil yang dilaporkan oleh Atalarais et al. (2025), yang menggunakan YOLOv8 untuk mendeteksi empat kelas sampah dan mendapatkan mAP@0.5 sebesar 96.8% dalam skenario laboratorium (Alfattah Atalarais et

al., 2025). Meskipun mAP yang dicapai dalam studi ini sedikit lebih rendah, hal tersebut disebabkan oleh variasi latar belakang dan kondisi pencahayaan yang lebih kompleks dalam dataset yang digunakan.

Dalam studi oleh Li et al. (2024), penggabungan YOLOv8 dengan modul konvolusi tambahan mampu meningkatkan mAP sebesar 1.3%, namun dengan peningkatan kompleksitas arsitektur (Li et al., 2024). Pendekatan kita yang lebih sederhana dan murni menggunakan YOLOv8 bawaan tetap menunjukkan rasio *trade-off* yang baik antara akurasi dan efisiensi komputasi.

Potensi Implementasi di Lapangan

Dengan mAP di atas 90% dan F1-score lebih dari 91%, sistem ini memiliki potensi tinggi untuk diimplementasikan sebagai bagian dari solusi *smart environment monitoring* di ruang terbuka, seperti taman kota, terminal, atau lingkungan sekitar sungai. Untuk pengembangan selanjutnya, model dapat diintegrasikan dengan perangkat *edge* seperti Jetson Nano atau Raspberry Pi 4, dilengkapi kamera *outdoor* dan modul *upload* ke *server dashboard*.

Kelebihan model:

- Akurasi tinggi dan inferensi cepat,
- Skema pelatihan sederhana,
- Dataset publik dan bebas lisensi.

Keterbatasan model:

- Performa menurun untuk sampah berukuran kecil dan dalam kondisi pencahayaan ekstrem,
- Deteksi masih berbasis citra statis (belum berbasis video sequence secara penuh),
- Tidak ada deteksi *semantic segmentation* (hanya objek *bounding box*).

Hasil Uji Coba Lapangan (Terbatas)

Untuk menguji transferabilitas model terhadap data yang tidak dilatihkan sebelumnya dan memperkirakan performanya dalam kondisi nyata, dilakukan simulasi uji coba lapangan terbatas dengan menggunakan kamera laptop dan smartphone di lingkungan terbuka, seperti taman kampus dan trotoar jalan dengan pencahayaan alami. Model inferensi di-deploy secara lokal menggunakan `cv2.VideoCapture()` dan library `torch` dengan backend GPU melalui runtime Google Colab Pro terhubung ke webcam.

Hasil uji lapangan terbatas menunjukkan bahwa:

- Kecepatan inferensi untuk YOLOv8s berkisar pada 18–22 FPS, sementara YOLOv8l berkisar 10–14 FPS, bergantung pada resolusi kamera.
- Akurasi visual menunjukkan tingkat keberhasilan deteksi sekitar 85–89% untuk objek-objek yang jelas terlihat seperti botol plastik, kantong kresek, dan kaleng.
- Responsivitas terhadap pencahayaan alami cenderung stabil di siang hari, namun mengalami penurunan akurasi saat objek berada di bayangan pohon atau pencahayaan tidak merata.



Gambar 5 Hasil Uji Coba Lapangan (Terbatas)

Beberapa kasus kegagalan mencakup:

- Sampah tertutup sebagian oleh daun atau rumput,
- Objek-objek dengan warna senada latar belakang (misalnya plastik bening di atas trotoar),
- Deteksi ganda (*double bounding box*) pada objek tumpuk.

Meskipun pengujian ini masih dalam skala terbatas, hasilnya menunjukkan bahwa model memiliki potensi kuat untuk diterapkan dalam kondisi nyata, dengan catatan perlunya pelatihan lanjutan pada data domain-target dan penggunaan perangkat kamera yang lebih stabil dan memiliki kemampuan pencitraan rendah cahaya.

Model YOLOv8 terbukti efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis sampah di lingkungan terbuka dengan akurasi tinggi dan inferensi yang cukup cepat. Studi ini menunjukkan bahwa pendekatan deteksi berbasis visi komputer dapat berperan penting dalam pengembangan sistem pemantauan lingkungan otomatis dan mendukung inisiatif kota pintar yang ramah lingkungan.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa algoritma YOLOv8 mampu menjadi solusi yang efektif untuk mendeteksi berbagai jenis sampah pada lingkungan terbuka secara otomatis. Dengan menggunakan dataset dari Roboflow yang telah dianotasi secara manual, model dilatih untuk mengenali lima kelas utama sampah: plastik, kertas, logam, kaca, dan lainnya. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model YOLOv8l mampu mencapai mAP@0.5 sebesar 93,1% dan F1-score sebesar 91,1%, sedangkan model YOLOv8s, meskipun lebih ringan, tetap memberikan performa deteksi yang baik dengan kecepatan inferensi yang lebih tinggi. Evaluasi visual menunjukkan bahwa sebagian besar objek sampah dapat terdeteksi dengan tepat, terutama dalam kondisi latar belakang yang bervariasi.

Uji coba lapangan terbatas menggunakan kamera laptop dan smartphone menunjukkan bahwa model tetap bekerja dengan cukup baik dalam kondisi pencahayaan alami. Meskipun terdapat beberapa keterbatasan, seperti penurunan akurasi pada objek kecil atau sebagian tertutup, hasil tersebut tetap mencerminkan potensi nyata dari implementasi sistem deteksi sampah otomatis dalam skenario publik. Performa sistem dalam mendeteksi objek pada lingkungan semi-riil memperlihatkan bahwa model memiliki kemampuan transferabilitas yang cukup, bahkan terhadap data yang tidak dilatihkan secara langsung.

Implikasi praktis dari penelitian ini cukup signifikan, terutama dalam konteks pengembangan sistem monitoring kebersihan lingkungan secara otomatis sebagai bagian dari inisiatif kota pintar. Model ini dapat diintegrasikan ke dalam perangkat edge seperti Raspberry Pi atau Jetson Nano dan dikombinasikan dengan kamera pengawas untuk mendukung pemantauan real-time. Dengan pendekatan ini, pihak pengelola fasilitas publik,

taman kota, atau instansi pemerintah dapat memanfaatkan teknologi ini untuk meningkatkan efisiensi operasional serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam pengelolaan sampah.

Meskipun demikian, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam studi ini, di antaranya keterbatasan variasi dataset dan skala uji lapangan yang belum sepenuhnya representatif terhadap kondisi nyata di berbagai wilayah. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan pelatihan ulang model menggunakan data lokal yang dikumpulkan secara langsung, memperluas eksperimen pada perangkat edge, serta menguji performa model dalam kondisi ekstrem seperti pencahayaan rendah atau cuaca buruk. Penggunaan metode augmentasi lanjutan serta pendekatan segmentasi semantik juga dapat menjadi arah pengembangan lebih lanjut agar deteksi dapat dilakukan dengan presisi spasial yang lebih tinggi. Selain itu, evaluasi keberlanjutan terhadap dampak operasional, sosial, dan ekonomi dari penerapan sistem ini juga menjadi penting untuk memastikan manfaat jangka panjangnya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Kami mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang mendukung pelaksanaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfattah Atalarais, Kana Saputra S, Hermawan Syahputra, Said Iskandar Al Idrus, & Insan Taufik. (2025). Automatic Waste Type Detection Using YOLO for Waste Management Efficiency. *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications (JAIEA)*, 4(2), 883–892. <https://doi.org/10.59934/jaiea.v4i2.770>
- Gamani, A.-R. A., Arhin, I., & Asamoah, A. K. (2024). *Performance Evaluation of YOLOv8 Model Configurations, for Instance Segmentation of Strawberry Fruit Development Stages in an Open Field Environment*. <https://arxiv.org/abs/2408.05661>
- He, Z., Khanal, S. R., Zhang, X., Karkee, M., & Zhang, Q. (2023). *Real-time Strawberry Detection Based on Improved YOLOv5s Architecture for Robotic Harvesting in open-field environment*. <https://arxiv.org/abs/2308.03998>
- Jocher, G. (2023). *YOLOv8 Docs and Model Architecture*. . <https://docs.ultralytics.com>
- Kaza, S., Yao, L. C., Bhada-Tata, P., & Van Woerden, F. (2018). *What a Waste 2.0: A Global Snapshot of Solid Waste Management to 2050*. World Bank. <http://hdl.handle.net/10986/30317>
- KLHK. (2023). *Data Pengelolaan Sampah Nasional 2022*. <https://sipsn.menlhk.go.id>
- Li, P., Xu, J., & Liu, S. (2024). Solid Waste Detection Using Enhanced YOLOv8 Lightweight Convolutional Neural Networks. *Mathematics*, 12(14), 2185. <https://doi.org/10.3390/math12142185>
- Midigudla, R. S., Dichpally, T., Vallabhaneni, U., Wutla, Y., Sundaram, D. M., & Jayachandran, S. (2025). A comparative analysis of deep learning models for waste segregation: YOLOv8, EfficientDet, and Detectron 2. *Multimedia Tools and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s11042-025-20647-y>
- Nafiz, Md. S., Das, S. S., Morol, Md. K., Juabir, A. Al, & Nandi, D. (2023). *ConvoWaste: An Automatic Waste Segregation Machine Using Deep Learning*. <https://arxiv.org/abs/2302.02976>

- Nayfeh, A., Al-Azani, S., & Samma, H. (2025). A Two-Stage YOLOv8 Approach for Waste Detection and Classification in Cognitive Cities. *Transportation Research Procedia*, 84, 579–586. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2025.03.111>
- Paudel, P., Shrestha, S., Shrestha, S., Gurung, S., & Adhikari, S. (2024). Automated Waste Sorting with Delta Arm and YOLOv8 Detection. *Journal of Artificial Intelligence and Capsule Networks*, 6(3), 299–315. <https://doi.org/10.36548/jaicn.2024.3.004>
- ProjectVerba. (2022, September). YOLO Waste Detection Dataset. *Roboflow Universe*. <https://universe.roboflow.com/projectverba/yolo-waste-detection>
- Recyclable waste. (2024, July). Trash Separation Dataset. *Roboflow Universe*.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. <https://arxiv.org/abs/1506.02640>
- Terven, J., Córdova-Esparza, D.-M., & Romero-González, J.-A. (2023). A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 5(4), 1680–1716. <https://doi.org/10.3390/make5040083>
- Ultralytics. (2023). YOLOv8. *Ultralytics YOLOv8*. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- Unnithan, A. P., Suresh, A., Pillai, A. S., & Smitha, P. (2025). A Comparative Study on Waste Detection using Satellite Images. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 14(3).
- Vieri, D., Susanto, R., Purwanto, E. S., & Ario, M. K. (2024). Enhancing Waste Classification with YOLOv8 Models for Efficient and Accurate Sorting. *Procedia Computer Science*, 245, 889–895. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.10.316>
- Wang, Z., Zhou, D., Guo, C., & Zhou, R. (2024). Yolo-global: a real-time target detector for mineral particles. *Journal of Real-Time Image Processing*, 21(3), 85. <https://doi.org/10.1007/s11554-024-01468-y>
- YOLOv8. (2024, February). Waste-Detection Dataset. *Roboflow Universe*.