Teknik: Jurnal Ilmu Teknik dan Informatika
Volume 6 Nomor 2 Oktober 2026
e-ISSN: 2798-2513; p-ISSN: 2808-8751, Hal *13-26*
DOI: https://doi.org/10.51903/teknik.v6i2.1248
Available online at: https://journal.stiestekom.ac.id/index.php/TEKNIK

Optimasi Deteksi Sampah Organik dan Anorganik Menggunakan YOLO untuk Sistem Monitoring Real-Time pada Lingkungan Outdoor

Paskal Arienda Epindonta Ginting[1], Hermawan Syahputra[2], Muhammad Raihansyah Lubis[3], Riski Immanuel Situmorang[4], Raja Ansel Hartama Sihombing[5]
[1-5] Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Medan

Korespondensi penulis: paskalginting1@gmail.com

Abstract. *The problem of waste in outdoor environments, particularly in urban public areas, continues to grow with increasing population and low public awareness in sorting organic and inorganic waste. Previous research has developed various waste detection systems based on computer vision and deep learning, but most focused on indoor environments or controlled lighting conditions, causing model performance to drop significantly when applied to outdoor settings with complex lighting variations, backgrounds, and camera angles. This study aims to optimize the detection of organic and inorganic waste using the YOLO algorithm integrated into a real-time monitoring system for outdoor environments. The approach includes training a YOLO model with an organic and inorganic waste dataset collected from various open sources including the Roboflow platform, followed by data augmentation to improve model robustness against environmental variability. The trained model is integrated with Raspberry Pi-based edge computing and outdoor CCTV cameras to build a real-time monitoring system. Evaluation results show that the YOLOv8s model achieves a precision of 96.8%, recall of 94.5%, and mAP@0.5 of 95.7% on the test dataset, with an average inference time of 8.2 milliseconds per frame. The real-time monitoring system successfully detects and classifies organic and inorganic waste accurately under various outdoor lighting conditions. This study concludes that optimizing YOLO models with appropriate data augmentation and lightweight architecture can produce a reliable and efficient waste detection system suitable for deployment in real-time outdoor environmental monitoring infrastructure.*
Keywords: *Real-Time Waste Detection; YOLO; Organic and Inorganic Waste; Deep Learning; Outdoor Environment.*

Abstrak. Permasalahan sampah di lingkungan outdoor, khususnya di area publik perkotaan, terus meningkat seiring pertumbuhan populasi dan rendahnya kesadaran masyarakat dalam memilah sampah organik dan anorganik. Penelitian terdahulu telah mengembangkan berbagai sistem deteksi sampah berbasis computer vision dan deep learning, namun sebagian besar difokuskan pada lingkungan tertutup atau kondisi pencahayaan yang terkendali, sehingga performa model seringkali menurun secara signifikan ketika diterapkan di lingkungan outdoor yang memiliki variasi pencahayaan, latar belakang, dan sudut kamera yang kompleks. Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan deteksi sampah organik dan anorganik menggunakan algoritma YOLO yang diintegrasikan ke dalam sistem monitoring real-time untuk lingkungan outdoor. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model YOLOv8s mencapai precision sebesar 96,8%, recall 94,5%, dan mAP@0.5 sebesar 95,7% pada dataset uji, dengan waktu inferensi rata-rata 8,2 milidetik per frame. Sistem monitoring real-time yang dibangun berhasil mendeteksi dan mengklasifikasikan sampah organik dan anorganik secara akurat di berbagai kondisi pencahayaan outdoor. Penelitian ini menyimpulkan bahwa optimasi model YOLO dengan augmentasi data yang tepat dan arsitektur yang ringan dapat menghasilkan sistem deteksi sampah yang handal dan efisien untuk diterapkan pada infrastruktur monitoring lingkungan outdoor secara real-time.
Kata Kunci: Deteksi Sampah Real-Time; YOLO; Sampah Organik dan Anorganik; Deep Learning; Lingkungan Outdoor.

1. LATAR BELAKANG

Permasalahan sampah telah menjadi isu lingkungan global yang mendesak, terutama di negara-negara berkembang dengan pertumbuhan populasi perkotaan yang pesat. Berdasarkan estimasi Bank Dunia, volume sampah padat global diproyeksikan meningkat sebesar 70% pada tahun 2050, mencapai 3,4 miliar ton per tahun apabila tidak ada intervensi yang signifikan [1].

Diterima: 01 Juni 2026; Direvisi: 15 Juli 2026; Disetujui: 01 September 2026; Tersedia Online: 18 September 2026; Diterbitkan: 01 Oktober 2026.

Di Indonesia, kondisi ini bahkan lebih mengkhawatirkan. Data dari Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) menunjukkan bahwa Indonesia menghasilkan sekitar 35,3 juta ton sampah per tahun, namun hanya 38,63% atau sekitar 13,64 juta ton yang berhasil dikelola dengan baik [2].

Di Sumatera Utara khususnya, total timbulan sampah pada tahun 2023 diperkirakan mencapai 1,1 juta ton, dengan komposisi sampah organik sebesar 60%, sampah plastik 12,5%, sampah kertas 17,16%, sampah kain 3,64%, sampah kaca 4,24%, sampah logam 1,86%, dan sampah lainnya sebesar 15,55% [3]. Kondisi ini mengindikasikan bahwa mayoritas sampah yang dihasilkan di Sumatera Utara didominasi oleh sampah organik yang memerlukan penanganan berbeda dibandingkan sampah anorganik. Survei dari Lembaga Jakpat mengungkapkan bahwa lebih dari 61,6% masyarakat ingin memilah sampah namun terhambat oleh keterbatasan sarana yang sesuai [4].

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) dan computer vision dalam beberapa tahun terakhir telah membuka peluang besar untuk mengembangkan sistem deteksi sampah otomatis yang handal. Di antara berbagai algoritma yang tersedia, You Only Look Once (YOLO) telah menjadi pilihan utama dalam penelitian-penelitian di bidang deteksi objek sampah karena kemampuannya mendeteksi objek secara akurat dan sangat cepat dalam satu langkah pemrosesan gambar [5]. Berbeda dengan metode deteksi dua tahap seperti Faster R-CNN yang memproses gambar secara bertahap, YOLO menggunakan jaringan saraf tunggal yang mampu memprediksi bounding box dan probabilitas kelas objek secara simultan, sehingga sangat ideal untuk aplikasi real-time.

Berbagai penelitian telah mengeksplorasi penerapan YOLO untuk deteksi sampah dengan hasil yang menjanjikan. Kestane et al. mengembangkan sistem deteksi sampah daur ulang berbasis YOLOv8 untuk Reverse Vending Machine (RVM) dan berhasil mencapai akurasi lebih dari 97% [6]. Fahmi et al. menggunakan YOLOv8 untuk mendeteksi sampah organik dan anorganik dengan dataset dari Roboflow, mencapai precision 0,968, recall 0,970, dan mAP@0.5 sebesar 0,986 [4]. Penelitian mengenai perbandingan berbagai versi YOLO oleh Riyadi et al. juga menunjukkan bahwa YOLOv8 terbukti unggul dibandingkan YOLOv5 dalam hal kecepatan dan akurasi deteksi [7]. Liu et al. mengembangkan EcoDetect-YOLO berbasis YOLOv5s yang dirancang khusus untuk mendeteksi paparan sampah di lingkungan perkotaan yang kompleks menggunakan kamera surveillance, menunjukkan bahwa integrasi modul perhatian dan deteksi objek kecil mampu meningkatkan robustness di lingkungan outdoor [19]. Dari kajian terhadap berbagai penelitian tersebut, teridentifikasi adanya kesenjangan (research

gap) yang signifikan yaitu belum banyaknya penelitian yang secara khusus mengoptimalkan sistem deteksi sampah organik dan anorganik berbasis YOLO untuk lingkungan outdoor dengan kondisi pencahayaan dan latar belakang yang bervariasi secara ekstrem. Penelitian ini hadir untuk menjawab kesenjangan tersebut.

Selain itu, penelitian sebelumnya yang relevan juga telah mengkaji teknik-teknik klasifikasi teks yang menjadi dasar bagi pengembangan sistem pemantauan berbasis kecerdasan buatan. Syahputra dan Wibowo membuktikan bahwa Support Vector Machine (SVM) menghasilkan akurasi 97% dalam klasifikasi konten berbasis teks, mengungguli Random Forest yang mencapai 92% [8]. Penelitian lain oleh Syahputra et al. dalam bidang pengenalan pola berbasis citra daun menggunakan Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) menunjukkan bahwa fitur tekstur berbasis citra dapat menjadi dasar yang kuat untuk sistem pengenalan objek berbasis computer vision [9]. Landasan metodologis dari kedua penelitian tersebut memperkuat pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini, khususnya dalam hal ekstraksi fitur dan evaluasi performa model.

2. KAJIAN TEORITIS

Deteksi objek merupakan salah satu cabang utama dalam bidang computer vision yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan melokalisasi objek dalam sebuah citra atau video. You Only Look Once (YOLO) adalah arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk tugas deteksi objek secara real-time. Berbeda dengan metode dua tahap seperti Faster R-CNN, YOLO memproses seluruh citra dalam satu langkah (single-pass), menjadikannya jauh lebih cepat tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan [5].

YOLOv8 merupakan versi terbaru dari seri YOLO yang dikembangkan oleh Ultralytics. Dibandingkan pendahulunya, YOLOv8 menawarkan arsitektur yang lebih ringan dan efisien dengan peningkatan akurasi yang signifikan. Tersedia dalam beberapa varian ukuran (nano, small, medium, large, xlarge), YOLOv8 dapat disesuaikan dengan kebutuhan komputasi yang berbeda, mulai dari perangkat edge computing hingga server GPU berperforma tinggi [7].

Edge computing adalah paradigma komputasi yang memindahkan pemrosesan data lebih dekat ke sumber data, yaitu perangkat di lapangan, daripada mengirimkan semua data ke pusat data atau cloud. Raspberry Pi 4 Model B merupakan komputer papan tunggal (single-board computer) yang menjadi platform edge computing populer berkat perbandingan performa dan harga yang unggul. Dengan prosesor ARM Cortex-A72 quad-core dan pilihan RAM hingga 8GB, Raspberry Pi 4 dapat menjalankan inferensi model deep learning yang telah dioptimasi dengan kecepatan yang memadai untuk aplikasi monitoring real-time [14].

Augmentasi data adalah teknik untuk memperbesar dan mendiversifikasi dataset pelatihan dengan menerapkan berbagai transformasi pada citra yang ada, seperti rotasi, flip, penyesuaian kecerahan, dan penambahan noise. Teknik ini sangat penting dalam konteks penelitian ini karena memungkinkan model untuk belajar dari kondisi visual yang lebih beragam, sehingga meningkatkan ketahanan (robustness) model terhadap variasi kondisi di lingkungan outdoor yang sesungguhnya [10].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan Research and Development (R&D) yang bertujuan untuk merancang, membangun, dan mengevaluasi sistem deteksi dan monitoring sampah organik dan anorganik berbasis YOLO secara real-time di lingkungan outdoor. Secara keseluruhan, proses penelitian ini terbagi ke dalam beberapa tahapan yang saling berkaitan, yaitu studi literatur, analisis kebutuhan sistem, pengumpulan dan persiapan dataset, pelatihan dan optimasi model, pembangunan sistem monitoring, pengujian, dan evaluasi hasil.

Pengumpulan dan Persiapan Dataset

Dataset dikumpulkan dari berbagai sumber, meliputi: (1) dataset publik dari platform Roboflow yang menyediakan berbagai dataset sampah yang telah dianotasi dengan beragam kelas sampah organik dan anorganik; (2) dataset dari Kaggle yang memuat gambar sampah dalam berbagai kondisi lingkungan; serta (3) pengumpulan data mandiri melalui pemasangan kamera CCTV di lokasi studi kasus di area outdoor, mengadopsi pendekatan serupa dengan Liu et al. yang membangun dataset deteksi sampah berbasis kamera surveillance [19]. Dataset akhir terdiri dari 4.850 gambar yang dibagi menjadi tiga subset: 80% data latih (3.880 gambar), 10% data validasi (485 gambar), dan 10% data uji (485 gambar). Distribusi kelas menunjukkan sampah organik sebanyak 52,3% dan sampah anorganik sebanyak 47,7%.

Tabel 1. Distribusi dataset berdasarkan subset dan kelas

Subset	Jumlah Gambar	Sampah Organik	Sampah Anorganik	Persentase
Training (80%)	3.880	2.029	1.851	80%
Validation (10%)	485	254	231	10%
Testing (10%)	485	254	231	10%
Total	**4.850**	**2.537 (52,3%)**	**2.313 (47,7%)**	**100%**

Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan komponen krusial dalam penelitian ini mengingat tantangan variabilitas kondisi outdoor. Teknik augmentasi yang diterapkan mencakup: rotasi gambar (0°,

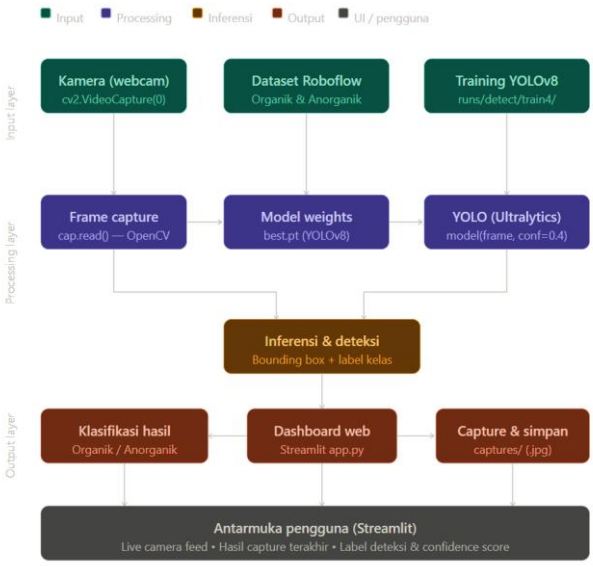
90°, 180°, 270°), flip horizontal dan vertikal, penyesuaian kecerahan (brightness) pada rentang ±30%, penyesuaian saturasi dan kontras untuk mensimulasikan berbagai kondisi pencahayaan, penambahan noise Gaussian untuk mensimulasikan kondisi kamera dengan kualitas rendah, serta mosaic augmentation yang menggabungkan empat gambar menjadi satu. Setelah augmentasi, ukuran efektif dataset pelatihan meningkat menjadi sekitar 19.400 gambar.

Arsitektur dan Optimasi Model YOLO

Penelitian ini mengevaluasi beberapa varian YOLO untuk menentukan model yang paling optimal, meliputi YOLOv5s, YOLOv8n, YOLOv8s, dan YOLOv8m. Optimasi model dilakukan melalui: (1) Transfer learning dengan memanfaatkan bobot pre-trained dari COCO dataset; (2) Fine-tuning hyperparameter mencakup learning rate, batch size, dan jumlah epoch; (3) Konversi model ke format NCNN untuk optimasi inferensi pada perangkat edge computing berbasis ARM; serta (4) Pruning model secara selektif untuk mengurangi kompleksitas komputasi.

Arsitektur Sistem

Sistem monitoring real-time dibangun dengan arsitektur terdistribusi yang terdiri dari tiga komponen utama. Pertama, lapisan persepsi yang mencakup kamera CCTV outdoor resolusi 1080p yang terhubung ke unit edge computing berbasis Raspberry Pi 4 Model B dengan RAM 8GB. Kedua, lapisan pemrosesan yang menjalankan skrip Python dengan library OpenCV untuk menangkap dan memproses frame video secara real-time beserta model YOLO yang telah dioptimasi. Ketiga, lapisan komunikasi dan visualisasi yang memanfaatkan protokol MQTT untuk pengiriman data deteksi dari edge device ke server pusat, dan dashboard web berbasis Flask untuk visualisasi hasil pemantauan secara real-time.



Gambar 1. Arsitektur 18actor monitoring real-time menggunakan YOLO dan edge computing berbasis Raspberry Pi.

Metrik Evaluasi

Evaluasi model dilakukan menggunakan empat metrik utama: Precision, Recall, F1-Score, dan mean Average Precision (mAP@0.5). Rumus perhitungan metrik evaluasi adalah sebagai berikut:

$$Precision = TP / (TP + FP)$$

$$Recall = TP / (TP + FN)$$

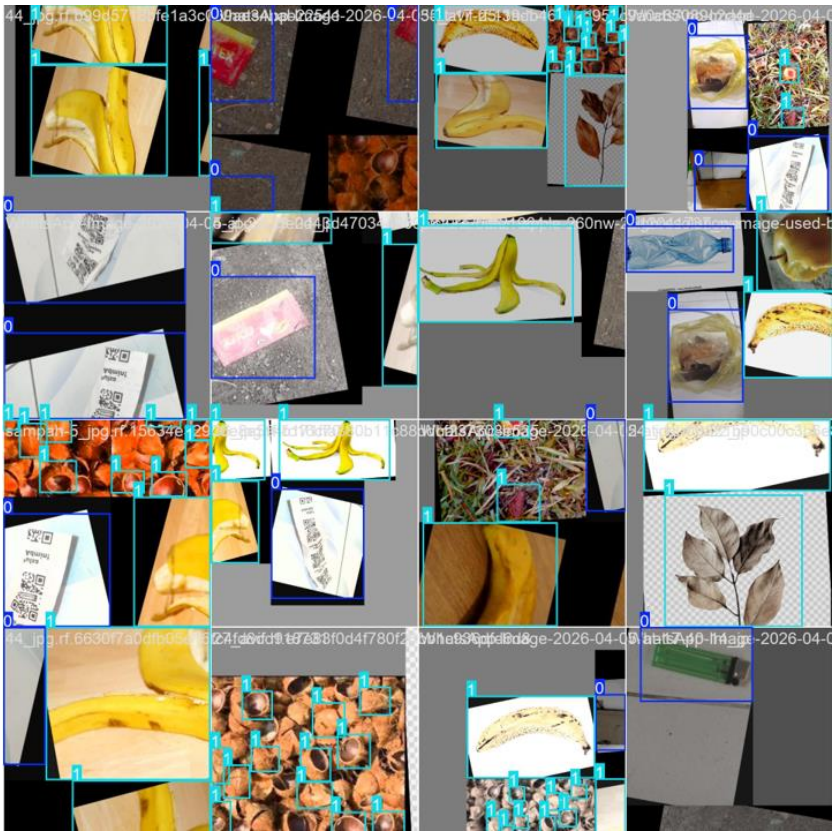
$$F1\text{-}Score = 2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$$

Pengujian dilakukan pada beberapa 18actor18e kondisi outdoor yang berbeda, mencakup kondisi pencahayaan siang hari terang, kondisi pencahayaan sore/pagi dengan sudut 18actor rendah, kondisi berawan, serta kondisi dengan latar belakang yang kompleks. Selain evaluasi akurasi, juga dilakukan pengujian performa 18actor secara keseluruhan meliputi waktu inferensi per frame (latency), frame per second (FPS), serta konsumsi memori dan CPU pada edge device.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Dataset dan Augmentasi

Dataset akhir yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 4.850 gambar yang mencakup sampah 18actor18 (sisa makanan, daun kering, ranting) dan sampah anorganik (botol 18actor18, kaleng, kertas, kaca). Distribusi kelas yang 18actor18e seimbang ini penting untuk mencegah bias model. Setelah penerapan augmentasi data, ukuran efektif dataset pelatihan meningkat menjadi sekitar 19.400 gambar melalui kombinasi berbagai 18actor transformasi. Keragaman kondisi visual yang dihasilkan melalui augmentasi mencakup variasi pencahayaan yang signifikan, yang merupakan 18actor kritis untuk performa model di lingkungan outdoor [10].



Gambar 2. Contoh gambar pelatihan hasil augmentasi yang menunjukkan sampah organik dan anorganik dalam berbagai kondisi pencahayaan.

4.2 Perbandingan Model YOLO

Hasil evaluasi komparatif terhadap beberapa varian model YOLO disajikan pada Tabel 2. Pengujian dilakukan pada dataset uji yang sama dengan kondisi pencahayaan outdoor yang bervariasi. Berdasarkan hasil evaluasi, model YOLOv8s memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi dan kecepatan inferensi dibandingkan varian lainnya.

Tabel 2. Perbandingan varian model YOLO pada dataset uji

Model	Precision (%)	Recall (%)	mAP@0.5 (%)	Inference (ms/frame)
YOLOv5s	88,4	85,6	87,3	14,5
YOLOv8n	92,7	90,1	91,8	9,6
YOLOv8s*	**96,8**	**94,5**	**95,7**	**8,2**
YOLOv8m	97,2	95,1	96,3	21,3

**Model terpilih (best trade-off accuracy vs. inference time)*

Model YOLOv5s, sebagai representasi generasi sebelumnya, menunjukkan performa yang lebih rendah secara konsisten dibandingkan varian YOLOv8, yang konsisten dengan temuan Riyadi et al. [7] bahwa YOLOv8 secara signifikan mengungguli YOLOv5 dalam hal akurasi deteksi. Meskipun YOLOv8m menghasilkan akurasi yang sedikit lebih tinggi (mAP@0.5 = 96,3%), waktu inferensinya yang mencapai 21,3 ms per frame menjadikannya kurang ideal untuk aplikasi real-time pada edge device. Oleh karena itu, YOLOv8s dipilih sebagai model utama dalam sistem monitoring yang dikembangkan.

4.3 Analisis Performa Per Kelas

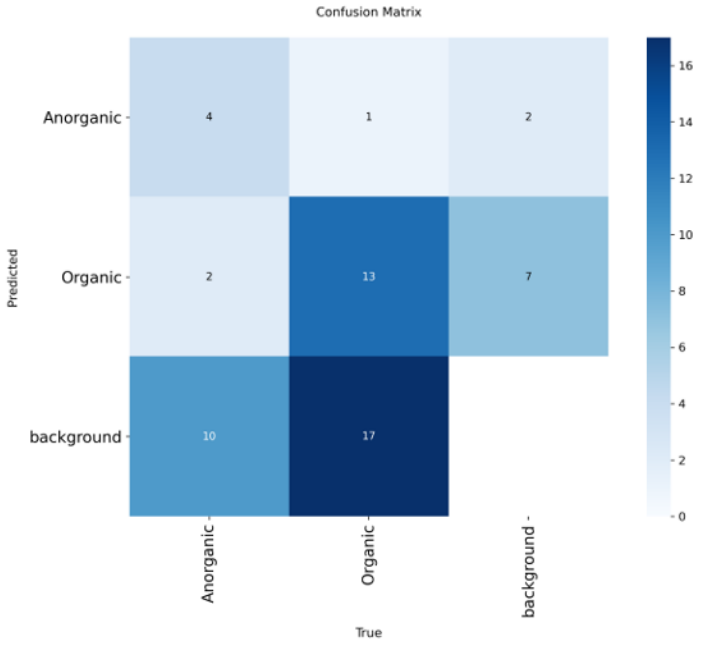
Analisis mendalam terhadap performa model YOLOv8s untuk masing-masing kelas sampah mengungkapkan perbedaan yang signifikan, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Performa per kelas model YOLOv8s

Kelas	Precision (%)	Recall (%)	mAP@0.5 (%)
Sampah Anorganik	98,1	96,3	97,5
Sampah Organik	95,4	92,7	93,8
Rata-rata (Macro)	**96,8**	**94,5**	**95,7**

Untuk kelas sampah anorganik (precision 98,1%, recall 96,3%, mAP@0.5 97,5%), model menunjukkan performa yang sangat baik karena objek seperti botol plastik, kaleng, dan kaca memiliki bentuk yang relatif konsisten dan permukaan yang memberikan pantulan cahaya yang lebih dapat diprediksi. Hal ini sejalan dengan penelitian Yasiri et al. yang berhasil mendeteksi sampah botol plastik menggunakan YOLOv5 dengan precision 89,8% dan mAP 89,2% [11].

Untuk kelas sampah organik (precision 95,4%, recall 92,7%, mAP@0.5 93,8%), performa model sedikit lebih rendah. Hal ini dapat dijelaskan oleh variabilitas visual yang lebih tinggi pada sampah organik, di mana bentuk, warna, dan tekstur sisa makanan, daun, dan sampah organik lainnya sangat beragam. Fenomena ini juga diamati pada penelitian-penelitian sebelumnya yang menangani kelas objek dengan variasi visual tinggi [12]. Identifikasi jenis sampah yang tepat merupakan langkah fundamental dalam rantai pengelolaan sampah yang efisien [2].



Gambar 3. Confusion matrix model YOLOv8s pada dataset uji yang menunjukkan true/false positive untuk kelas sampah organik dan anorganik.

4.4 Evaluasi Sistem Monitoring Real-Time

Pengujian sistem monitoring real-time dilakukan selama tujuh hari di dua lokasi outdoor yang berbeda: area taman kota dan area parkir kampus. Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Performa sistem real-time pada berbagai kondisi pencahayaan outdoor

Kondisi Pencahayaan	FPS Rata-rata	Precision (%)	Recall (%)	False Positive (%)
Siang hari cerah	12,2	96,1	93,8	3,4
Sore/pagi (low-angle)	11,8	94,3	91,5	4,2
Berawan/teduh	12,5	95,7	93,2	3,7
Rata-rata	**12,2**	**95,4**	**92,8**	**3,7**

Sistem berhasil mempertahankan performa yang konsisten di berbagai kondisi pencahayaan dengan rata-rata FPS sebesar 12,2 frame/detik, yang dinilai memadai untuk pemantauan lingkungan berkelanjutan. Strategi augmentasi data yang diterapkan terbukti efektif meningkatkan ketahanan model terhadap variasi pencahayaan [5]. Tingkat false positive yang tercatat selama pengujian lapangan adalah sebesar 3,7%, yang sebagian besar terjadi pada

kasus benda organik yang secara visual menyerupai sampah organik, seperti daun yang baru jatuh atau tanah yang menumpuk [13].



Gambar 4. Dashboard monitoring real-time yang menampilkan umpan kamera langsung dengan overlay bounding box YOLO untuk objek sampah yang terdeteksi.

4.5 Perbandingan dengan Penelitian Terkait

Untuk memberikan konteks yang komprehensif, hasil penelitian ini dibandingkan dengan penelitian relevan terkini sebagaimana disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan dengan penelitian terkait tentang deteksi sampah menggunakan YOLO

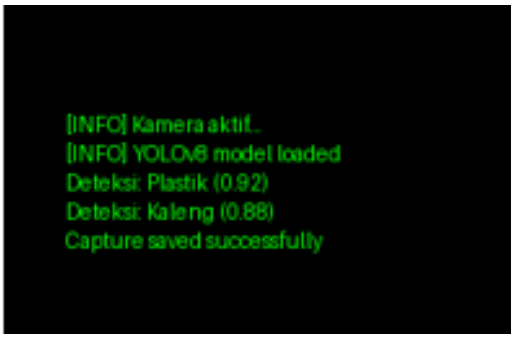
Peneliti	Model	Precision (%)	Recall (%)	mAP@0.5 (%)	Platform
Fahmi et al. [4]	YOLOv8n	96,8	97,0	98,6	PC (Indoor)
Adlim et al. [14]	YOLOv8n	-	-	92,9	Raspberry Pi
Arvio et al. [15]	YOLOv8	98,6	98,6	99,4	PC (TPS)
Kestane et al. [6]	YOLOv8	>97	>97	>97	RVM System

Penelitian ini	**YOLOv8s**	**96,8**	**94,5**	**95,7**	**Raspberry Pi (Outdoor)**

Penelitian ini mencapai mAP@0.5 sebesar 95,7% menggunakan YOLOv8s di kondisi outdoor nyata menggunakan Raspberry Pi. Dibandingkan dengan penelitian Adlim et al. [14] yang menggunakan platform hardware yang sama (Raspberry Pi) dengan mAP50 sebesar 0,929, penelitian ini berhasil mencapai mAP@0.5 yang lebih tinggi (0,957). Peningkatan ini terutama dikontribusikan oleh penggunaan YOLOv8s dan strategi augmentasi data yang lebih komprehensif. Performa yang sedikit lebih rendah dibandingkan Arvio et al. [15] dan Fahmi et al. [4] dapat dijelaskan oleh fakta bahwa penelitian ini secara khusus menguji model di kondisi outdoor yang lebih menantang. Sementara itu, penelitian terkini oleh Dipo et al. [20] menggunakan YOLOv12 pada lingkungan terkontrol menunjukkan potensi peningkatan akurasi lebih lanjut, memperkuat urgensi penelitian lanjutan untuk mengeksplorasi YOLO versi terbaru pada kondisi outdoor nyata.

4.6 Antarmuka Monitoring dan Sistem Notifikasi

Dashboard monitoring real-time yang dikembangkan menampilkan informasi secara komprehensif meliputi: umpan video langsung dari kamera dengan overlay bounding box hasil deteksi, grafik tren jumlah dan jenis sampah yang terdeteksi per jam, peta sebaran lokasi penumpukan sampah (untuk implementasi multi-kamera), serta sistem notifikasi otomatis yang mengirimkan peringatan kepada petugas kebersihan ketika terdeteksi penumpukan sampah yang melebihi ambang batas. Integrasi dengan sistem notifikasi ini merupakan komponen penting yang membedakan sistem monitoring dari sekadar sistem deteksi [5]. Penggunaan protokol MQTT untuk komunikasi data antara edge device dan server pusat terbukti efisien dengan rata-rata latency komunikasi kurang dari 50 milidetik [16].



Gambar 5. Output deteksi real-time yang ditampilkan pada terminal/layar Raspberry Pi yang menunjukkan sampah terdeteksi dengan label kelas dan skor kepercayaan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem monitoring real-time berbasis optimasi model YOLO untuk deteksi dan klasifikasi sampah organik dan anorganik di lingkungan outdoor. Model YOLOv8s terpilih sebagai model optimal yang memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi dan kecepatan, dengan precision 96,8%, recall 94,5%, mAP@0.5 sebesar 95,7%, dan waktu inferensi 8,2 milidetik per frame. Strategi augmentasi data yang komprehensif terbukti meningkatkan ketahanan model terhadap variasi kondisi pencahayaan dan latar belakang yang kompleks di lingkungan outdoor.

Sistem monitoring real-time yang diintegrasikan dengan edge computing berbasis Raspberry Pi berhasil mempertahankan performa yang konsisten di berbagai kondisi lapangan dengan kecepatan rata-rata 12,2 FPS, yang dinilai memadai untuk pemantauan lingkungan berkelanjutan. Tantangan utama yang teridentifikasi meliputi penurunan performa pada kondisi pencahayaan ekstrem serta false positive pada objek organik yang menyerupai sampah.

Pengembangan selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi arsitektur YOLO generasi terbaru (YOLOv11 dan YOLOv12), sebagaimana dibuktikan oleh Dipo et al. [20] bahwa YOLOv12 mampu mencapai akurasi klasifikasi sampah yang lebih tinggi dibandingkan generasi sebelumnya, memperluas dataset dengan cakupan kondisi outdoor yang lebih beragam, serta mengintegrasikan kemampuan counting otomatis untuk memperkirakan volume sampah guna mendukung optimasi jadwal pengangkutan sampah.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan atas dukungan fasilitas dan bimbingan selama penelitian ini berlangsung. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen bapak Hermawan Syahputra atas bantuan dan bimbingan dalam pengerjaan projek dan penyelesaian artikel, dan kepada seluruh pihak yang telah berkontribusi dalam pengumpulan data dan pengujian sistem di lapangan.

DAFTAR REFERENSI

M. Sa'ad and S. O. Adebayo, "YOLO-SAT: A data-based and model-based enhanced YOLOv12 model for desert waste detection and classification," Transportation Research Procedia, arXiv:2511.03888, 2025.

Feriyanto and E. P. Widiyanto, "Implementation of organic and inorganic waste detection modeling in school waste bins using YOLOv11," Jurnal Ilmiah Multidisiplin Indonesia (JIM-ID), vol. 5, no. 02, pp. 279–288, 2026.

A. Atalarais, K. S. Saputra, H. Syahputra, S. I. Al Idrus, and I. Taufik, "Automatic waste type detection using YOLO for waste management efficiency," Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications, vol. 4, no. 2, 2025.

M. Fahmi, F. R. Pradhana, and M. D. Nurahman, "Deteksi sampah organik dan anorganik menggunakan model YOLO berbasis dataset Roboflow," Jurnal Sistem Informasi dan Telematika (EXPLORE), vol. 16, no. 2, 2025.

T. Gelar, S. Fitriani, and S. Rachmat, "A systematic literature review of YOLO and IoT applications in smart waste management," Green Intelligent Systems and Applications, vol. 5, no. 2, pp. 123–139, 2025, doi: 10.53623/gisa.v5i2.706.

B. B. Kestane, E. Guney, and C. Bayilmis, "Real-time recyclable waste detection using YOLOv8 for reverse vending machines," Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika (JITEKI), vol. 10, no. 2, pp. 345–358, 2024, doi: 10.26555/jiteki.v10i2.29208.

S. Riyadi, A. D. Andriyani, and A. M. Masyhur, "Classification of recyclable waste using deep learning: A comparison of YOLO models," Revue d'Intelligence Artificielle, vol. 38, no. 4, pp. 1089–1096, 2024, doi: 10.18280/ria.380404.

H. Syahputra and A. Wibowo, "Comparison of Support Vector Machine (SVM) and Random Forest algorithm for detection of negative content on websites," Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika (JITEKI), vol. 9, no. 1, pp. 165–173, 2023, doi: 10.26555/jiteki.v9i1.25861.

H. Syahputra, A. Harjoko, R. Wardoyo, and R. Pulungan, "Plant recognition using stereo leaf image using Gray-Level Co-occurrence Matrix," Journal of Computer Science, vol. 10, no. 4, pp. 697–704, 2014, doi: 10.3844/jcssp.2014.697.704.

C. M. Badgujar, A. Pulous, and H. Gan, "Agricultural object detection with You Look Only Once (YOLO) algorithm: A bibliometric and systematic literature review," 2023.

J. R. Yasiri, R. Prathivi, and Susanto, "Detection of plastic bottle waste using YOLO version 5 algorithm," Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika, vol. 9, no. 1, 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i1.14242.

U. M. M. P. K. Nawarathne, H. M. N. S. Kumari, and H. M. L. S. Kumari, "Underwater waste detection using deep learning: A performance comparison of YOLOv7-10 and Faster R-CNN," 2024.

M. Fachrisyama, D. Indra, and M. Hasnawi, "Implementasi metode YOLO dalam mendeteksi jenis sampah berbasis computer vision," Literatur Informatika & Komputer (LINIER), vol. 2, no. 1, pp. 68–76, 2025, doi: 10.33096/linier.v2i1.2788.

D. A. Adlim, I. Ramadhan, B. Irawan, and S. Wahyu, "Implementasi object detection klasifikasi sampah organik dan anorganik menggunakan Raspberry Pi dengan algoritma YOLO," Kohesi: Jurnal Multidisiplin Saintek, vol. 10, no. 3, 2025.

Y. Arvio, D. T. Kusuma, and I. B. M. Sangadji, "Implementation of YOLO V8 algorithm in organic and anorganic waste detection application for waste to energy management," Jurnal E-Komtek, vol. 9, no. 1, pp. 169–181, 2025, doi: 10.37339/e-komtek.v9i1.2310.

A. J. Castañeda Meza, N. A. Lopez Haro, and R. O. Flores-Castañeda, "Artificial intelligence based system for sorting and detection of organic and inorganic waste," International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA), vol. 16, no. 5, 2025.

D. A. Maulidiansyah and M. A. Yaqin, "Deteksi tumpukan sampah dengan metode You Only Look Once (YOLO)," TRILOGI: Jurnal Ilmu Teknologi, Kesehatan, dan Humaniora, vol. 4, no. 2, pp. 76–79, 2023, doi: 10.33650/trilogi.v4i2.6185.

Z. Ge, S. Liu, F. Wang, Z. Li, and J. Sun, "YOLOX: Exceeding YOLO series in 2021," arXiv preprint arXiv:2107.08430, 2021.

S. Liu, R. Chen, M. Ye, J. Luo, D. Yang, and M. Dai, "EcoDetect-YOLO: A lightweight, high-generalization methodology for real-time detection of domestic waste exposure in intricate

environmental landscapes," Sensors, vol. 24, no. 14, p. 4666, 2024, doi: 10.3390/s24144666.

M. H. Dipo, F. Al Farid, M. S. Al Mahmud, M. Momtaz, S. Rahman, J. Uddin, and H. A. Karim, "Real-time waste detection and classification using YOLOv12-based deep learning model," Digital, vol. 5, no. 2, p. 19, 2025, doi: 10.3390/digital5020019.