

IMPLEMENTASI OBJECT DETECTION DALAM KLASIFIKASI SAMPAH UNTUK MENINGKATKAN EFISIENSI PENGELOLAAN LIMBAH

Jerry Anggara, Eddy Ryansyah, Budi Arif Dermawan
Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang
Jl. HS. Ronggowaluyo, Telukjambe Timur, Karawang, Indonesia
2110631170072@student.unsika.ac.id

ABSTRAK

Pengelolaan sampah di Indonesia masih menghadapi tantangan besar dengan produksi mencapai 68.5 juta ton per tahun, sementara tingkat daur ulang masih rendah. Salah satu kendala utama adalah proses pemilahan yang masih dilakukan secara manual menyebabkan inefisiensi, tingginya biaya operasional, serta meningkatnya pencemaran lingkungan akibat pembuangan sampah yang tidak terkelola dengan baik. Minimnya kesadaran masyarakat dalam memilah sampah semakin memperburuk kondisi ini. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem deteksi dan klasifikasi sampah berbasis algoritma YOLOv8 yang dikenal dengan kecepatan dan akurasi tinggi dalam mendeteksi objek. Model dilatih menggunakan dataset yang terdiri dari 1.822 gambar dalam enam kategori sampah yaitu kertas, plastik, kardus, metal, gelas, dan sampah organik yang diperoleh dari berbagai sumber termasuk Roboflow dan TrashNet. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat keakuratan yang cukup tinggi dengan nilai mAP (*mean Average Precision*) sebesar 0.905. Sistem ini di-deploy dalam bentuk web menggunakan Flask yang dilengkapi dengan fitur unggah gambar/video serta menampilkan hasil deteksi dengan tampilan yang informatif dan mudah digunakan. Penelitian ini menunjukkan bahwa *object detection* berbasis YOLOv8 dapat mendukung pengelolaan sampah secara lebih efisien.

Kata kunci : deteksi objek, YOLOv8, pengelolaan sampah, machine learning, web monitoring

1. PENDAHULUAN

Permasalahan sampah di Indonesia semakin mengkhawatirkan dengan timbunan mencapai 68.5 juta ton per tahun. Sayangnya, hanya sekitar 60% dari total sampah yang berhasil terkelola, sementara sisanya mencemari lingkungan atau menumpuk di tempat pembuangan akhir (TPA) [1].

Sampah organik mendominasi komposisi sampah dengan persentase 40-50%, diikuti oleh plastik sebesar 15% dan kertas sebesar 10% [2].

Salah satu tantangan terbesar dalam pengelolaan sampah di Indonesia adalah proses pemilahan yang masih dilakukan secara manual yang membutuhkan waktu lama, tenaga kerja besar, dan biaya operasional yang tidak sedikit [3].

Rendahnya kesadaran masyarakat dalam memisahkan sampah juga memperburuk kondisi ini. Padahal, pemisahan sampah yang lebih efektif dapat meningkatkan potensi daur ulang dan mengurangi beban lingkungan akibat sampah yang tidak terkelola dengan baik [4].

Data dari Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK) menunjukkan bahwa tingkat daur ulang di Indonesia masih berada di angka 11.76% yang tergolong rendah dibandingkan dengan negara-negara maju [5].

Hal ini menunjukkan bahwa masih ada potensi besar dalam pemanfaatan limbah yang dapat ditingkatkan dengan pemisahan sampah yang lebih sistematis.

Kemajuan teknologi terutama dalam bidang kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) dan pembelajaran mesin (*Machine Learning*) membuka peluang baru dalam automasi pemilahan sampah.

Teknologi *object detection* memungkinkan sistem untuk mengenali dan mengklasifikasikan berbagai jenis sampah secara otomatis melalui analisis gambar [6].

Salah satu algoritma yang paling populer dalam bidang ini adalah YOLO (*You Only Look Once*) yang dikenal dengan kecepatan dan akurasi tinggi dalam mendeteksi objek [7].

YOLOv8 sebagai versi terbaru dari keluarga YOLO memiliki beberapa peningkatan signifikan dibandingkan pendahulunya, termasuk efisiensi komputasi yang lebih baik, akurasi tinggi dalam mendeteksi objek kecil, serta dukungan terhadap berbagai arsitektur perangkat keras [8].

Studi yang dilakukan oleh [6] menunjukkan bahwa YOLOv8 mampu mencapai akurasi deteksi sampah hingga 96.8% khususnya untuk kategori sampah seperti kertas dan kardus. Namun, tantangan masih ditemukan dalam mendeteksi objek dengan tekstur yang kurang bervariasi serta dalam kondisi pencahayaan yang minim. Algoritma ini mampu mendeteksi objek dalam satu kali pemrosesan, menjadikannya solusi ideal untuk identifikasi dan klasifikasi sampah secara praktis [9].

Dengan keunggulan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pendeteksian dan klasifikasi sampah berbasis YOLOv8 yang dapat mengotomatisasi proses pemilahan sampah. Dengan model yang telah dilatih menggunakan dataset dari berbagai sumber, sistem ini diharapkan dapat membantu mengklasifikasikan sampah menjadi beberapa kategori utama, seperti organik, plastik, kertas, kardus, metal, dan gelas [10].

Selain itu, penelitian ini juga akan mengevaluasi performansi model YOLOv8 dengan mengukur akurasi, *precision*, *recall*, serta nilai *mean Average Precision* (mAP) untuk menentukan efektivitas sistem dalam mendeteksi berbagai jenis sampah.

Sebagai bagian dari penerapan teknologi dalam pengelolaan limbah, sistem ini akan diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web. Dengan adanya platform interaktif, pengguna dapat mengunggah gambar sampah dan mendapatkan hasil deteksi secara praktis sehingga memudahkan proses pemilahan sebelum sampah masuk ke tahap daur ulang atau pembuangan [11].

Implementasi teknologi ini diharapkan dapat mendukung upaya pengelolaan sampah yang lebih efisien dan berkelanjutan, serta mengurangi dampak negatif terhadap lingkungan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa landasan teori yang mendukung pengembangan sistem klasifikasi sampah berbasis YOLOv8. Tinjauan pustaka ini mencakup konsep dasar *machine learning*, *object detection*, serta penerapan sistem pendeteksi berbasis web untuk meningkatkan efisiensi pemilahan sampah.

2.1. Machine Learning

Machine learning merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data dan mengambil keputusan secara otomatis tanpa perlu diprogram secara eksplisit [2].

Dalam pengelolaan sampah, *machine learning* digunakan untuk mengklasifikasikan jenis sampah berdasarkan fitur visualnya, seperti bentuk, warna, dan tekstur [4].

Metode ini mampu meningkatkan efisiensi pemilahan dibandingkan dengan pendekatan manual yang memakan waktu dan tenaga lebih besar [12].

Pendekatan *machine learning* dalam klasifikasi sampah dapat dilakukan dengan beberapa teknik, di antaranya *supervised learning* yang menggunakan dataset berlabel untuk melatih model agar dapat mengenali kategori sampah dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi [13].

Unsupervised learning digunakan dalam *clustering data*, di mana model akan mengelompokkan sampah berdasarkan kesamaan karakteristik visualnya tanpa diberikan label sebelumnya [6].

Semi-supervised learning menggabungkan pendekatan *supervised* dan *unsupervised learning* untuk memanfaatkan data berlabel dan tidak berlabel secara lebih efisien, sehingga dapat meningkatkan performa model dalam klasifikasi objek yang memiliki variasi kompleks [14].

Beberapa studi menunjukkan bahwa model berbasis *Convolutional Neural Networks* (CNN) memiliki tingkat akurasi tinggi dalam mengklasifikasikan sampah [7].

CNN bekerja dengan mengekstraksi fitur dari gambar dan mempelajari pola dari berbagai jenis sampah untuk melakukan klasifikasi secara otomatis. Dalam penelitian yang dilakukan oleh [9], sistem klasifikasi berbasis CNN mampu mencapai akurasi di atas 90% dalam mengidentifikasi sampah organik dan anorganik. Oleh karena itu, teknik *machine learning* menjadi dasar utama dalam sistem pendeteksian sampah yang dikembangkan dalam penelitian ini.

2.2. Object Detection

Object detection merupakan teknik dalam *computer vision* yang digunakan untuk menemukan dan mengidentifikasi objek dalam gambar atau video [11].

Teknologi ini telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti pengenalan wajah, pemantauan lalu lintas, serta sistem keamanan berbasis kecerdasan buatan [3].

Dalam sistem klasifikasi sampah, *object detection* berperan penting dalam mengenali dan membedakan berbagai jenis sampah secara otomatis, sehingga mempercepat proses pemilahan dibandingkan dengan metode konvensional [14].

YOLO (*You Only Look Once*) adalah salah satu algoritma *object detection* yang paling populer karena memiliki kecepatan dan akurasi tinggi dalam mendeteksi objek [15].

Berbeda dengan metode seperti R-CNN yang melakukan deteksi dalam beberapa tahap, YOLO bekerja dengan membagi gambar menjadi grid dan secara langsung memprediksi *bounding box* serta *confidence score* dari objek yang terdeteksi dalam satu kali pemrosesan [16].

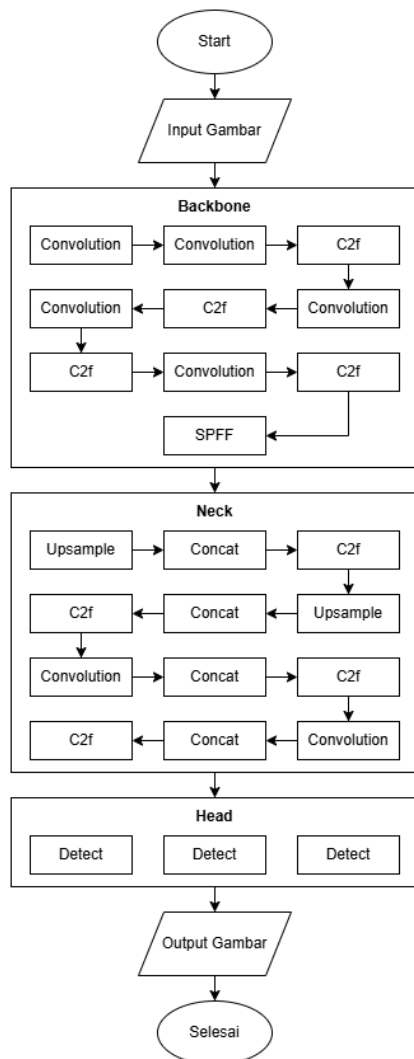
Keunggulan utama YOLO adalah kemampuannya dalam mendeteksi objek secara efisien, menjadikannya solusi ideal untuk sistem pemilahan sampah otomatis.

Dalam penelitian yang dilakukan oleh [10], penggunaan YOLO untuk deteksi sampah berbasis gambar menunjukkan peningkatan efisiensi pemilahan hingga 80% dibandingkan metode manual. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma YOLO dapat diterapkan secara luas dalam pengelolaan limbah untuk meningkatkan efektivitas pemisahan sampah sebelum proses daur ulang.

2.3. YOLO

YOLO merupakan algoritma deteksi objek berbasis *deep learning* yang dirancang untuk melakukan identifikasi dalam satu tahap pemrosesan, sehingga lebih cepat dibandingkan metode seperti *Fast R-CNN* [17].

Algoritma ini telah mengalami beberapa pengembangan dari versi pertama hingga yang terbaru, yaitu YOLOv8. Setiap versi membawa peningkatan dalam hal efisiensi dan akurasi, sehingga memungkinkan deteksi objek dalam berbagai kondisi pencahayaan dan lingkungan [18].



Gambar 1. Diagram alir pendeteksi objek YOLOv8

Arsitektur YOLOv8 terdiri dari tiga komponen utama: *backbone*, *neck*, dan *head*. *Backbone* bertugas mengekstrak fitur multi-skala dari gambar input menggunakan jaringan CNN yang canggih, kemungkinan berbasis *CSPDarknet* dengan lapisan *convolution*, *C2f*, dan *SPFF* untuk menangkap tekstur serta informasi semantik secara efisien. *Neck* kemudian menyempurnakan dan menggabungkan fitur multi-skala yang diperoleh melalui mekanisme mirip *Path Aggregation Network* (PANet) yang telah dioptimalkan menggunakan lapisan seperti *upsample*, *concat*, dan *convolution* untuk meningkatkan deteksi objek dengan berbagai ukuran. Terakhir, *head* bertanggung jawab untuk mendeteksi objek berdasarkan fitur yang telah diproses menghasilkan *output* gambar dengan prediksi akhir. Arsitektur ini dirancang untuk mencapai keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi komputasi [19].

YOLOv8 memiliki beberapa keunggulan dibandingkan versi sebelumnya termasuk efisiensi komputasi yang lebih baik, akurasi tinggi dalam mendeteksi objek kecil, serta dukungan terhadap berbagai arsitektur perangkat keras [8].

Menurut penelitian yang dilakukan oleh [20], YOLOv8 menunjukkan peningkatan akurasi hingga 96% dalam mendeteksi sampah berbasis gambar, terutama pada kategori seperti kertas, kardus, dan metal. Namun, masih terdapat tantangan dalam mendeteksi kategori seperti plastik yang sering mengalami kesalahan klasifikasi akibat variasi bentuk dan warna. Oleh karena itu, penelitian ini juga berfokus pada optimasi model agar dapat meningkatkan performa YOLOv8 dalam mengenali berbagai jenis sampah dengan lebih baik.

2.4. Sistem Pendeteksi Sampah Berbasis Web

Sistem pendeteksi sampah berbasis web merupakan solusi inovatif yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar sampah dan mendapatkan hasil deteksi secara langsung melalui antarmuka yang mudah digunakan [10].

Teknologi ini dikembangkan menggunakan *framework* Flask yang mendukung integrasi antara model *machine learning* dan aplikasi berbasis web [7].

Keunggulan sistem berbasis web adalah fleksibilitasnya dalam diakses dari berbagai perangkat tanpa memerlukan instalasi aplikasi tambahan [21].

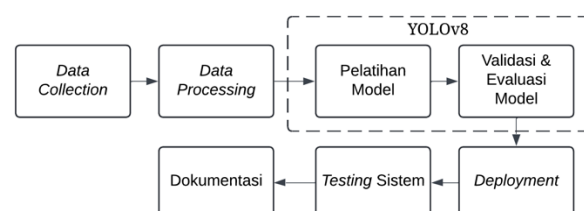
Pemrosesan dilakukan di server sehingga pengguna tidak perlu memiliki perangkat dengan spesifikasi tinggi untuk menjalankan sistem. Selain itu, sistem ini memungkinkan pengelolaan data hasil deteksi secara terpusat, sehingga dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut dalam meningkatkan akurasi model [22].

Beberapa penelitian telah mengembangkan sistem deteksi sampah berbasis web dengan integrasi YOLO, menunjukkan bahwa pendekatan ini dapat meningkatkan efisiensi pemilahan sampah secara signifikan [4].

Dengan adanya fitur *detection* ini, pengguna dapat dengan cepat mengetahui jenis sampah yang dibuang, sehingga membantu dalam proses daur ulang dan pengelolaan limbah yang lebih baik. Dalam penelitian ini, sistem berbasis Flask akan diintegrasikan dengan model YOLOv8 untuk mendukung klasifikasi sampah secara otomatis melalui platform berbasis web.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi sampah berbasis YOLOv8 dengan pendekatan *object detection* untuk meningkatkan efisiensi dalam pemilahan sampah. Proses penelitian terdiri dari beberapa tahap utama, yaitu dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Rancangan penelitian

3.1. Data Collection

Pada tahap ini, dilaksanakan proses pengumpulan data yang melibatkan akuisisi gambar dan video yang mencakup sampah organik dan anorganik. Data ini diperoleh dari berbagai sumber, termasuk platform Roboflow dan TrashNet.

Tabel 1. Jumlah dataset *image* sampah

Class	Jumlah data
Kertas	250
Plastik	250
Kardus	250
Metal	250
Gelas	250
Organik	572

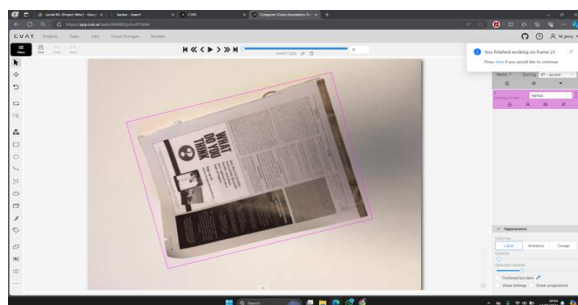
Dari Tabel 1 dapat dilihat dataset yang dikumpulkan berjumlah 1.822 *image* data sampah. Adapun data terbagi menjadi 6 jenis, yaitu kertas, plastik, kardus, metal, gelas, dan organik. Berikut merupakan representasi tampilan dari jenis dataset *image* sampah yang dipilih pada Gambar 3.



Gambar 3. Jenis dataset *image* sampah

3.2. Data Processing

Dataset yang sudah ada diproses sebelum dilakukan pemodelan. Dataset dilakukan pengecekan kualitas gambar dan ukuran (banyak) gambar antar *class*. Setelah itu dilakukan data anotasi dengan *tools* CVAT, lalu dilakukan data augmentasi untuk meningkatkan jumlah dan keragaman data pelatihan dengan membuat variasi pada data yang ada. Kemudian, data dipisahkan menjadi data pelatihan, data validasi, dan data *testing* dengan persentase 80:10:10.



Gambar 4. Anotasi data

3.3. Pelatihan Model

Pada bagian pelatihan model, digunakan algoritma YOLOv8 yang terkenal karena efisiensi dan akurasi dalam mendeteksi objek secara efisien. YOLOv8 (*You Only Look Once* versi 8) merupakan iterasi terbaru dari keluarga algoritma YOLO yang mengkombinasikan inovasi arsitektur *neural network* dengan teknik optimisasi modern untuk meningkatkan performa. Dalam proses pelatihan, dilakukan pemanfaatan dataset berlabel yang kaya akan variasi objek dan situasi untuk memastikan model dapat mengenali dan mendeteksi objek dalam berbagai kondisi. Proses pelatihan ini melibatkan *tuning hyperparameter* yang cermat untuk mencapai keseimbangan optimal antara kecepatan deteksi dan akurasi, serta penggunaan augmentasi data untuk meningkatkan robusta model terhadap variabilitas data di dunia nyata.

Gambar 5. Pelatihan model

3.4. Validasi dan Evaluasi Model

Pada tahap validasi dan evaluasi model, dilakukan proses untuk menilai kinerja model pembelajaran mesin atau kecerdasan buatan berdasarkan data yang digunakan untuk pengujian. Tujuannya adalah memastikan model tidak hanya bekerja dengan baik pada data pelatihan, tetapi juga mampu memberikan hasil yang akurat dan dapat diandalkan pada data yang tidak terlihat sebelumnya.

Proses evaluasi membantu mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan model, sehingga dapat dilakukan perbaikan atau optimasi jika diperlukan [23].

Metrik yang digunakan untuk evaluasi model sebagai berikut.

- Precision* mengukur proporsi prediksi yang benar (benar terdeteksi sebagai positif) dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model. *Precision* fokus pada mengurangi kesalahan deteksi, yaitu objek yang salah diklasifikasikan sebagai target.

$$Precision = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Positives} \quad (1)$$

- Recall* mengukur kemampuan model untuk menemukan semua objek yang relevan (positif sebenarnya). *Recall* membantu menilai sejauh mana model berhasil mendeteksi seluruh objek dari suatu kategori yang ada dalam dataset.

$$Recall = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Negatives} \quad (2)$$

- mAP adalah metrik yang paling sering digunakan dalam deteksi objek karena memberikan gambaran keseluruhan performa model. mAP

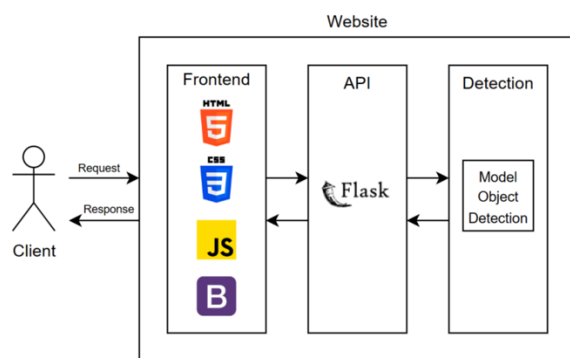
menggabungkan *precision* dan *recall* untuk menghitung rata-rata *precision* di berbagai tingkat *threshold Intersection over Union (IoU)*.

$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} \quad (3)$$

- d. *Confusion matrix* adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label sebenarnya. Matriks ini terdiri dari empat elemen: (1) *True Positive (TP)*, ketika model berhasil mendeteksi objek dengan benar; *False Positive (FP)*, ketika model salah mendeteksi objek yang tidak ada; (3) *True Negative (TN)*, saat model dengan benar tidak mendeteksi objek yang memang tidak ada; dan (4) *False Negative (FN)*, ketika model gagal mengenali objek yang ada.

3.5. Deployment

Sistem yang dibuat berbasis web dengan menggunakan HTML, CSS, JS, dan Bootstrap untuk *Front-end* serta penggunaan Flask untuk *Back-end*. Input *image* atau video sampah pengguna akan terintegrasi dengan model deteksi objek. Hasil dari proses deteksi objek kemudian ditampilkan kembali kepada pengguna, serta memberikan informasi (*bounding box* dan prediksi sampah) mengenai sampah yang diinput. Proses ini memberikan nilai tambah yang memungkinkan pengguna untuk memahami jenis sampah organik dan anorganik. Untuk rincian arsitektur web yang akan dilakukan dapat dibentuk pada Gambar 6.



Gambar 6. Arsitektur web

3.6. Testing Sistem

Pengujian web yang dilakukan menggunakan pengujian *black box testing*. *Black box testing* merupakan pengujian fungsionalitas terhadap *software* yang sering digunakan karena tidak mengganggu struktur internal dari kode aplikasi. *Black box testing* juga berfokus pada input dan *output* sebuah aplikasi apakah sebuah aplikasi sudah layak untuk digunakan atau belum dengan melihat data yang diuji [24].

3.7. Dokumentasi

Tahap terakhir adalah dokumentasi hasil kerja pengembangan sistem pendeteksi sampah dengan algoritma YOLOv8. Pada tahap ini dijelaskan proses

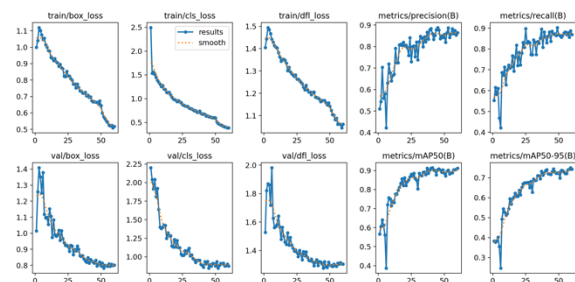
pelaksanaan dan tantangan yang ada pada pengembangan sistem serta hasil dari sistem diberikan kesimpulan apakah akurasi dan kecepatan sistem dinilai baik.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menjelaskan hasil evaluasi model, implementasi sistem berbasis web, serta analisis performa sistem dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan sampah.

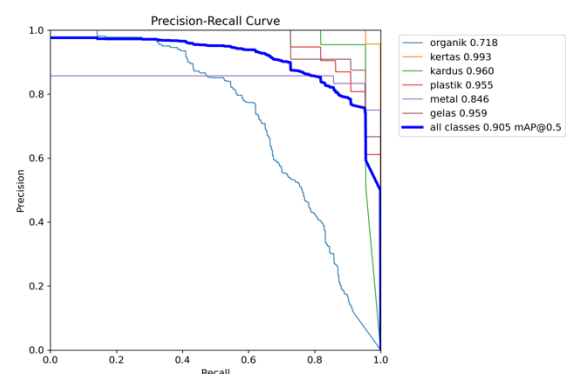
4.1. Akurasi Model

Hasil dari proses pelatihan YOLOv8 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi objek sampah dengan berbagai kategori. Pada Gambar 7, menunjukkan terdapat penurunan *loss* pada pelatihan dan validasi, serta peningkatan metrik evaluasi (*precision*, *recall*, *mAP*). Hal tersebut menandakan proses pelatihan model berjalan dengan baik dan menghasilkan akurasi model yang tinggi.



Gambar 7. Hasil pelatihan model

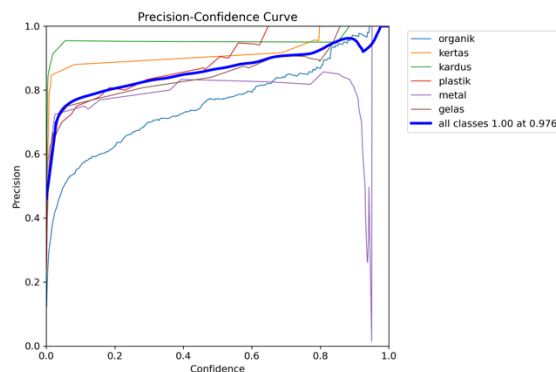
Model deteksi sampah yang diuji menunjukkan performa yang baik berdasarkan beberapa metrik evaluasi termasuk *precision*, *recall*, dan *mean Average Precision (mAP)*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki nilai *mAP@0.5* sebesar 0.905 yang mengindikasikan tingkat akurasi cukup tinggi dalam mendeteksi berbagai jenis sampah.



Gambar 8. Precision-recall curve

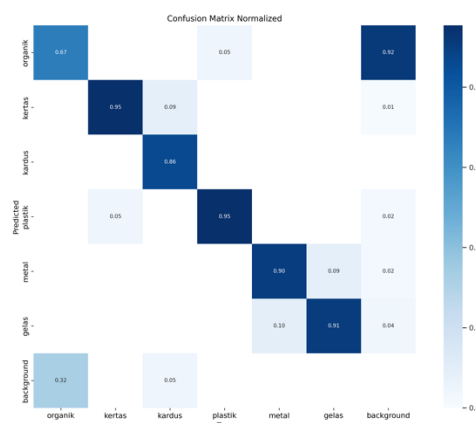
Dapat dilihat grafik pada Gambar 8, *precision-recall curve* menunjukkan bahwa kategori “kertas” dan “kardus” memiliki *precision* dan *recall* yang tinggi, dengan *precision* hampir sempurna pada

kategori “kertas” sebesar 0.993. Sementara itu, kategori “organik” memiliki performa lebih rendah dengan *precision* sekitar 0.718 yang menunjukkan bahwa model masih dapat dikembangkan dalam mengklasifikasikan kategori ini.



Gambar 9. Precision-confidence curve

Dari grafik pada Gambar 9, dapat dilihat *precision-confidence curve* menggambarkan *precision* meningkat seiring bertambahnya *confidence threshold* dengan model mampu mencapai *precision* mendekati 1 pada *confidence* sekitar 0.99. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat melakukan prediksi yang sangat akurat ketika hanya mempertimbangkan deteksi dengan tingkat kepercayaan tinggi. Namun, kategori “organik” memiliki *precision* lebih rendah dibanding kategori lain, terlihat dari kurva yang lebih landai.



Gambar 10. Confusion matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi distribusi kesalahan klasifikasi model. Hasil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang rendah dalam mendeteksi kategori seperti “kertas” dan “kardus”. Namun, pada kategori “organik” terjadi peningkatan *false positive* dan *false negative* yang menunjukkan kesalahan klasifikasi dengan kategori lain, terutama plastik dan kardus. Hal ini dapat terjadi karena tekstur dan bentuk dari sampah organik yang lebih bervariasi dibandingkan kategori lainnya.

Secara keseluruhan, model ini memberikan hasil yang memuaskan untuk klasifikasi sampah. Namun,

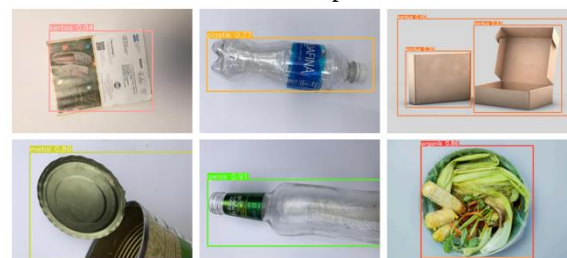
masih terdapat beberapa area yang memerlukan perbaikan terutama pada kategori “organik” yang memiliki performa lebih rendah dibanding kategori lainnya.

4.2. Web Monitoring

Penerapan sistem deteksi klasifikasi sampah berbasis web telah berhasil dilakukan yang menghasilkan aplikasi berfungsi sesuai dengan perancangan. Web ini dirancang dengan antarmuka yang ramah pengguna untuk mempermudah interaksi. Pengguna dapat dengan mudah mengunggah gambar dan melihat hasil deteksi sampah secara langsung. Model YOLOv8 yang digunakan mampu mengidentifikasi jenis sampah seperti plastik, kertas, dan logam dengan tingkat akurasi yang memadai berdasarkan dataset pelatihan.



Gambar 11. Tampilan web



Gambar 12. Hasil deteksi model per kategori sampah

Terdapat pengujian model deteksi setelah *deployment* seperti tabel berikut.

Tabel 2. Pengujian model pada sistem

Uji	1	2	3	4	5
Kertas	0.94	0.96	0.89	0.83	0.88
Plastik	0.77	0.89	0.90	0.87	0.92
Kardus	0.93	0.98	0.97	0.95	0.94
Metal	0.89	0.78	0.87	0.93	0.90
Gelas	0.91	0.93	0.87	0.94	0.90
Organik	0.86	0.76	0.69	0.75	0.72

Hasil pengujian model pada Tabel 2 menunjukkan bahwa kategori kardus memiliki akurasi tertinggi sebesar 0.93-0.98 diikuti oleh kertas, plastik, gelas, dan metal dengan rata-rata di atas 0.85. Kategori organik memiliki akurasi yang lebih rendah dengan hasil akurasi sebesar 0.69-0.86. Secara keseluruhan, model cukup andal, tetapi masih perlu optimasi untuk

meningkatkan stabilitas pada kategori dengan akurasi lebih rendah.

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *black box testing* untuk mengevaluasi fungsionalitas aplikasi berdasarkan input dan *output*. Pengujian berupa fitur utama pada web antara lain pengunggahan *file* dan tampilan hasil deteksi. Adapun hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 3. Analisa *black box testing*

Fitur	Hasil yang diharapkan	Status
Unggah <i>file</i>	<i>File</i> berhasil diunggah dengan cara klik ataupun tarik, kemudian nama <i>file</i> tampil	Valid
Jenis format <i>file</i>	Sistem menampilkan pesan <i>error</i> jika format tidak sesuai (jpg, jpeg, png, mp4)	Valid
Batas ukuran <i>file</i>	Sistem menampilkan pesan <i>error</i> jika ukuran <i>file</i> melebihi 10 MB	Valid
Tombol "Deteksi Sekarang!"	Jika tidak ada <i>file</i> , maka akan tampil notifikasi <i>error</i> . Jika ada <i>file</i> , maka <i>image</i> atau video akan diproses	Valid
Halaman hasil deteksi	Menampilkan hasil deteksi berupa <i>bounding box</i> dan jenis sampah	Valid

Berdasarkan hasil pengujian, dapat disimpulkan bahwa sistem ini tidak hanya berfungsi dengan baik dari sisi teknis, tetapi juga mampu memberikan pengalaman pengguna yang optimal. Penerapan *black box testing* menjadi langkah penting untuk memastikan aplikasi bekerja sesuai dengan kebutuhan dan dapat diandalkan saat digunakan di lingkungan nyata.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan algoritma YOLOv8 dalam deteksi dan klasifikasi sampah dapat meningkatkan efisiensi pemilahan limbah dengan akurasi yang tinggi. Model yang dikembangkan berhasil mencapai nilai mAP sebesar 0.905 menunjukkan kinerja yang baik dalam mengidentifikasi sampah kertas, plastik, kardus, metal, gelas, dan sampah organik, meskipun masih terdapat tantangan dalam mendeteksi sampah organik akibat variasi bentuk dan warna. Sistem berbasis web yang dikembangkan telah diuji menggunakan *black box testing* dan menunjukkan kinerja yang baik, terdapat fitur unggah gambar/video, deteksi otomatis, serta tampilan *output* dengan *bounding box* dan label yang telah berfungsi sesuai harapan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan penggunaan dataset yang lebih luas dan beragam, penerapan teknik *transfer learning* atau model *ensemble* untuk meningkatkan akurasi, serta integrasi sistem dengan *Internet of Things* (IoT) agar dapat digunakan dalam skala yang lebih luas dalam manajemen limbah pintar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK), "Laporan Pengelolaan Sampah Nasional," 2023.
- [2] J. Son and Y. Ahn, "AI-based plastic waste sorting method utilizing object detection models for enhanced classification," *Waste Management*, vol. 193, pp. 273-282, 2025.
- [3] P. B. Gedam, A. Khan, N. Purohit, and V. K. Jha, "A Systematic Review: Development of AI-Based Computer Vision Scrap Sorting System for Metal Scrap," in *Proc. 2025 Int. Conf. Multi-Agent Syst. Collaborative Intell. (ICMSCI)*, pp. 876-881, 2025.
- [4] S. Kunwar, B. R. Owabumoye, and A. S. Alade, "Plastic Waste Detection Using Deep Learning: Insights from the WaDaBa Dataset," *Industrial and Domestic Waste Management*, vol. 5, no. 1, pp. 1-11, 2025.
- [5] B. I. Tampubolon, U. Sehabudin, A. Hadianto, and H. Wijaya, "Pengelolaan Sampah Rumah Tangga Berkelanjutan Bernilai Ekonomi Berbasis Gender Equality and Social Inclusion di Kota Sukabumi," *Agrokreatif: Jurnal Ilmiah Pengabdian kepada Masyarakat*, vol. 10, no. 2, pp. 207-216, 2024.
- [6] A. Atalarais, K. S. Saragih, H. Syahputra, S. I. A. Idrus, and I. Taufik, "Automatic Waste Type Detection Using YOLO for Waste Management Efficiency," *J. of Artif. Intell. and Eng. Appl.*, vol. 4, no. 2, pp. 883-892, Feb. 2025.
- [7] M. Hatami, T. Tukino, F. Nurapriani, W. Widiyawati, and W. Andriani, "DETEKSI HELMET DAN VEST KESELAMATAN SECARA REALTIME MENGGUNAKAN METODE YOLO BERBASIS WEB FLASK," *EDUSAINTEK: Jurnal Pendidikan, Sains Dan Teknologi*, vol. 10, no. 1, pp. 221-233, 2023.
- [8] Y. Yanto, F. Aziz, and I. Irmawati, "Yolo-V8 Peningkatan Algoritma Untuk Deteksi Pemakaian Masker Wajah," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 3, pp. 1437-1444, 2023.
- [9] L. Song, H. Yu, Y. Yang, Y. Tong, S. Ren, and C. Ye, "YOLO-VG: an efficient real-time recyclable waste detection network," *J. Real-Time Image Process.*, vol. 22, no. 2, 2025.
- [10] A. Aprilla, W. Prihartono, and C. L. Rohmat, "OPTIMASI MODEL KLASIFIKASI CITRA SAMPAH DAUR ULANG DENGAN ALGORITMA YOLO11," *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, vol. 12, no. 2, pp. 92-97, 2024.
- [11] Z. Zhu, Y. Sun, and Y. Ding, "Research on High-Precision Detection Scheme for Scenic Area Garbage Based on Deep Learning," in *Proc. 2024 4th Int. Conf. Artif. Intell., Robot., Commun. (ICAIRC)*, pp. 71-75, 2024.
- [12] R. Ratnasari, A. J. Wahidin, and T. H. Andika, "Deteksi Dini Stunting Pada Anak Berdasarkan Indikator Antropometri dengan Menggunakan

- Algoritma Machine Learning,” *Jurnal Algoritma*, vol. 21, no. 2, pp. 378-387, 2024.
- [13] A. Bhutiani, “Designing Real-Time Image and Video Processing Algorithms for Automated Waste Classification and Sorting in Circular Economy Systems,” *J. Artif. Intell. Mach. Learn. & Data Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 1871-1874, 2024.
- [14] N. I. Putri and Z. Munawar, “Deep Learning Dan Teknologi Big Data Untuk Keamanan IOT,” *COMPUTING*, vol. 7, no. 1, pp. 48-73, 2020.
- [15] F. Gusnanto, N. Rahaningsih, R. D. Dana, and M. Mulyawan, “OPTIMASI MODEL KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH MANGGA DENGAN METODE YOLO11,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 1, pp. 1773-1780, 2025.
- [16] B. Tjandra, O. J. Jodrian, N. S. C. Handoko, and A. F. Wicaksono, “Estimating Passenger Density in Trains through Crowd Counting Modeling,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, vol. 18, no. 1, pp. 67-76, 2024.
- [17] K. S. N. Prasad, G. Manjula, K. J. Aishwarya, C. Chetankumar, K. N. B. Prakash, and V. S. Chandan, “Eco-Detect: A Sustainable Solution to Advanced Waste Sorting using AI and IoT,” in *Proc. 2024 4th Int. Conf. Ubiquitous Comput. Intell. Inf. Syst. (ICUIS)*, pp. 1788-1793, 2024.
- [18] A. Phadnis, D. A. Satish, V. Dharane, M. Hudnurkar, and S. Ambekar, “A Sustainable Approach to Waste Management of Tyres: Using Artificial Intelligence for Enhanced Accuracy,” *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, vol. 19, no. 1, pp. 6-27, 2025.
- [19] M. Yaseen, “What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector,” *arXiv preprint*, arXiv:2408.15857, 2024.
- [20] M. K. Hasan, M. A. Khan, G. F. Issa, A. Atta, A. S. Akram, and M. Hassan, “Smart Waste Management and Classification System for Smart Cities using Deep Learning,” in *Proc. 2022 Int. Conf. Bus. Anal. Technol. Secur. (ICBATS)*, pp. 1-7, 2022.
- [21] A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, and H. Y. M. Liao, “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection,” *arXiv preprint*, arXiv:2004.10934, 2020.
- [22] E. L. Pratiwi, N. M. S. Alhikami, and I. V. Hesti, “PERANCANGAN SISTEM INFORMASI PENERIMAAN PESERTA DIDIK BARU BERBASIS WEB PADA PONDOK PESANTREN MANBA’UL ‘ULUM KERTAK HANYAR,” *INTEKNA*, vol. 24, no. 2, pp. 98-106, 2024.
- [23] G. H. Martono and N. Sulistianingsih, “Perbandingan Matriks jarak pada Algoritma K-NN untuk Prediksi Penyakit Diabetes,” *Journal of Millenial Informatics*, vol. 2, no. 1, pp. 1-6, 2024.
- [24] F. A. Hassanah, E. Ryansyah, F. M. Setiawan, R. Alamsyah, and A. S. Y. Irawan, “Analisis Kerentanan Keamanan Menggunakan OWASP ZAP dan Pengujian Manual pada Tampilan Antarmuka Laman PDDIKTI,” *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*, vol. 13, no. 3, pp. 671-678, 2025.