

Deteksi Pembuangan Sampah di Sungai Berbasis Kecerdasan Buatan

Nyayu Latifah Husni^{1*}, Husnawati², Rossi Passarella³, Sopian Soim⁴, Deden Lasmana⁵,
Sabial Rasyad^{6,*}, Ade silvia Handayani⁷

^{1*,5} Program Studi Sarjana Terapan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Sriwijaya, Indonesia

² Program Studi Teknik Komputer, Politeknik Negeri Sriwijaya, Indonesia

³ Program Studi Sistem Komputer, Universitas Sriwijaya, Indonesia

^{4,7} Program Studi Sarjana Terapan Teknik Telekomunikasi, Politeknik Negeri Sriwijaya, Indonesia

⁶ Program Studi Teknik Elektronika, Politeknik Negeri Sriwijaya, Indonesia

e-mail: nyayu_latifah@polsri.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi pembuangan sampah di sungai menggunakan algoritma YOLOv8 untuk mengenali objek manusia dan sampah secara real-time. Dataset diperoleh dari rekaman CCTV Sungai Sekanak, kemudian dilakukan proses anotasi dan augmentasi untuk meningkatkan ketahanan model terhadap variasi pencahayaan dan kondisi lingkungan. Model dilatih dengan beberapa konfigurasi, dan hasil terbaik diperoleh pada 100 *epoch* dengan nilai mAP@0.5 sebesar 0,88 dan validasi yang stabil. Sistem diuji pada 10 sampel citra siang dan malam hari untuk menilai kinerja deteksi di lapangan. Berdasarkan pengujian, sistem mendeteksi objek manusia dengan precision 90,9% dan sampah dengan precision 81,8%, dengan akurasi keseluruhan 86,3%. Meskipun hasilnya cukup akurat, deteksi pada malam hari menunjukkan peningkatan noise akibat minimnya cahaya dan refleksi air, sehingga memungkinkan terjadinya false detection. Secara keseluruhan, penerapan teknologi ini dapat menjadi solusi pendukung pemantauan sungai secara otomatis dan berkelanjutan dalam sistem smart environmental monitoring, namun perbaikan kualitas dataset dan metode penanganan gangguan visual masih diperlukan untuk mendapatkan performa yang lebih optimal.

Kata kunci: Kecerdasan Buatan, Deteksi Sampah, Pembuangan Sampah Ilegal, Monitoring Sungai, Pengolahan Citra

Artificial Intelligence for Detecting Illegal Waste Dumping in River

ABSTRACT

This study developed a river waste detection system using the YOLOv8 algorithm to recognize human and waste objects in real time. The dataset was obtained from CCTV recordings of the Sekanak River, then underwent annotation and augmentation processes to improve the model's resilience to variations in lighting and environmental conditions. The model was trained with several configurations, and the best results were obtained at 100 epochs with a mAP@0.5 of 0.88 and stable validation. The system was tested on 10 daytime and nighttime image samples to assess its detection performance in the field. Based on the testing, the system detected human objects with a precision of 90.9% and trash with a precision of 81.8%, with an overall accuracy of 86.3%. Although the results were quite accurate, detection at night showed increased noise due to minimal light and water reflections, which could lead to false detection. Overall, the application of this technology can be a solution to support automatic and sustainable river monitoring in a smart environmental monitoring system. However, improvements in dataset quality and methods for handling visual disturbances are still needed to achieve more optimal.

Keywords: Artificial Intelligence, Waste Detection, Illegal Waste Dumping, River Monitoring, Image Processing

PENDAHULUAN

Pengelolaan sampah telah menjadi salah satu tantangan paling mendesak dalam pembangunan berkelanjutan di wilayah perkotaan [1]. Pertumbuhan populasi yang pesat, peningkatan aktivitas ekonomi, serta perubahan pola konsumsi masyarakat telah berimplikasi langsung terhadap peningkatan volume limbah padat yang dihasilkan setiap hari [2], [3]. Di Indonesia, permasalahan ini semakin kompleks karena

belum optimalnya sistem pengumpulan, pemilahan, dan pengolahan sampah, serta rendahnya kesadaran masyarakat dalam mengelola limbah rumah tangga [4]. Salah satu perilaku yang masih sering ditemui adalah pembuangan sampah ke badan air seperti sungai dan saluran drainase. Praktik ini tidak hanya mengganggu estetika lingkungan, tetapi juga menimbulkan dampak ekologis yang signifikan berupa pencemaran air, penyumbatan aliran sungai, serta peningkatan risiko banjir musiman. Sungai Sekanak di Kota Palembang merupakan contoh nyata dari permasalahan tersebut, di mana aktivitas pembuangan sampah oleh masyarakat secara berulang telah menyebabkan degradasi kualitas lingkungan dan menurunkan kapasitas hidrologis kawasan sekitar.

Upaya pengawasan terhadap perilaku pembuangan sampah selama ini masih mengandalkan metode konvensional, seperti patroli manual atau pemantauan visual oleh petugas lapangan. Meskipun bermanfaat dalam konteks tertentu, pendekatan tersebut memiliki keterbatasan signifikan pada aspek cakupan ruang, kontinuitas pengamatan, serta efektivitas deteksi perilaku secara langsung [5]. Selain itu, metode pengawasan secara manual tidak mampu menghasilkan analisis perilaku berbasis data secara sistematis, serta memiliki keterbatasan dalam proses integrasi dengan sistem manajemen lingkungan berbasis digital. Dengan demikian, dibutuhkan sebuah mekanisme yang dapat beroperasi secara otomatis, berkelanjutan, dan real-time dalam mendeteksi serta menganalisis aktivitas pembuangan sampah, khususnya pada wilayah publik seperti sungai. Integrasi Artificial Intelligence (AI) dan Computer Vision menawarkan pendekatan yang prospektif dalam merespons kekurangan yang masih terdapat pada sistem konvensional [6], [7]. Teknologi ini memungkinkan sistem untuk melakukan deteksi objek, klasifikasi, serta analisis perilaku manusia secara mandiri tanpa intervensi operator manusia secara langsung.

Penelitian [8], [9] mengembangkan sistem yang hanya dapat mendeteksi sampah dengan memanfaatkan algoritma You Only Look Once (YOLO) sebagai komponen utama dalam proses deteksi objek secara real-time. Sementara itu, dalam penelitian yang penulis buat saat ini, model dikonfigurasi untuk mengenali dua entitas utama sekaligus, yaitu “manusia” sebagai aktor potensial yang melakukan pembuangan, dan “sampah” sebagai objek hasil pelanggaran. Sistem ini juga dirancang untuk bekerja pada kondisi lingkungan yang dinamis seperti Sungai Sekanak, yang memiliki variabilitas iluminasi, refleksi air, dan pergerakan objek yang tinggi. Untuk meningkatkan ketahanan (robustness) model terhadap kondisi tersebut, dilakukan proses data augmentation ekstensif pada dataset pelatihan.

Berbeda dengan penelitian terdahulu yang umumnya hanya berfokus pada deteksi keberadaan sampah sebagai objek tunggal, penelitian ini menawarkan pendekatan yang lebih komprehensif melalui deteksi simultan antara manusia dan sampah dalam satu kerangka sistem berbasis YOLO. Kemampuan ini memungkinkan identifikasi tidak hanya terhadap keberadaan sampah, tetapi juga keterkaitannya dengan aktivitas manusia yang berpotensi menyebabkan pencemaran lingkungan. Dengan demikian, sistem tidak hanya berfungsi sebagai alat deteksi objek, tetapi juga sebagai sarana analisis perilaku pembuangan sampah secara otomatis.

Kontribusi teknis utama penelitian ini meliputi pengembangan model deteksi multi-objek yang mampu mengenali manusia dan sampah secara real-time, penerapan data *augmentation* untuk meningkatkan ketahanan model pada lingkungan sungai yang dinamis, serta integrasi sistem visi komputer dengan sensor lingkungan berbasis *Internet of Things* (IoT). Integrasi tersebut memungkinkan pengumpulan dan analisis data visual maupun data lingkungan secara bersamaan sehingga menghasilkan informasi yang lebih komprehensif dibandingkan pendekatan deteksi visual konvensional.

Selain deteksi visual, sistem ini juga diintegrasikan dengan sensor lingkungan yang dapat mengumpulkan data terkait kondisi fisik sekitar seperti kelembapan, suhu, dan kualitas udara. Integrasi multi-sumber data ini memungkinkan sistem melakukan analisis yang lebih komprehensif terhadap perilaku pembuangan sampah dan dampaknya terhadap kualitas lingkungan sekitar. Seluruh data dapat diakses secara real-time melalui antarmuka yang terhubung ke jaringan internet [10], sehingga memungkinkan proses pemantauan jarak jauh secara berkelanjutan.

Dari sisi implementasi, sistem yang dikembangkan dapat mendukung monitoring sungai secara real-time dan berkelanjutan tanpa ketergantungan pada pengawasan manual. Informasi yang dihasilkan dapat digunakan oleh pemerintah daerah maupun pengelola lingkungan untuk mengidentifikasi lokasi rawan pembuangan sampah, meningkatkan efektivitas pengawasan, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam upaya mitigasi pencemaran sungai.

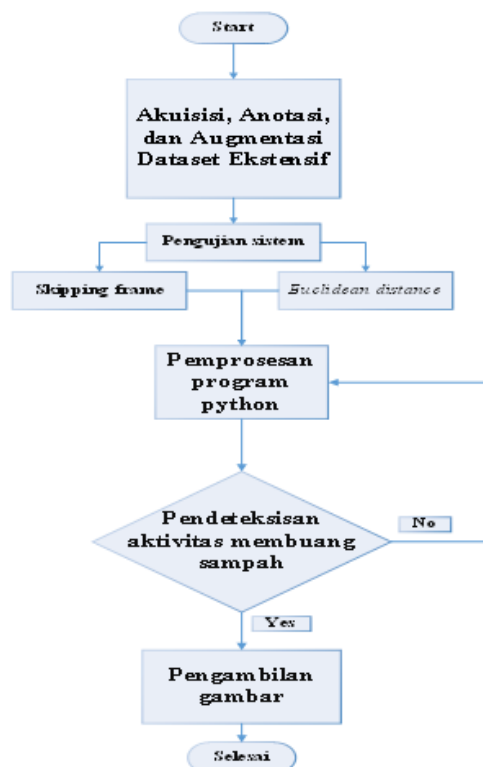
Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menawarkan pendekatan inovatif dalam sistem pengawasan lingkungan, tetapi juga memperkuat upaya transformasi menuju konsep smart environment monitoring sistem berbasis kecerdasan buatan. Kontribusi ilmiah utama dari penelitian ini terletak pada

validasi performa sistem deteksi berbasis YOLO sebagai solusi otonom, presisi tinggi, dan berlatensi rendah yang dapat mendukung kebijakan mitigasi pencemaran secara prediktif [11]. Implementasi sistem ini diharapkan dapat menjadi dasar pengembangan teknologi pemantauan lingkungan cerdas di wilayah perkotaan Indonesia, khususnya dalam konteks pengendalian perilaku masyarakat terhadap pembuangan sampah di area publik.

METODE PENELITIAN

Pengembangan Pendeteksian Visi Komputer (YOLOv8)

Penelitian ini mengembangkan sistem visi komputer berbasis algoritma You Only Look Once versi 8 (YOLOv8) untuk mendeteksi aktivitas membuang sampah secara real-time pada kawasan Sungai Sekanak. Pengembangan sistem dilakukan melalui beberapa tahapan yang meliputi akuisisi, anotasi, dan augmentasi dataset, pelatihan model YOLOv8, optimasi pemrosesan video menggunakan teknik frame skipping, verifikasi perilaku menggunakan metode Euclidean Distance, serta pengujian sistem pada kondisi operasional sebenarnya. Rangkaian tahapan tersebut dirancang untuk menghasilkan sistem yang mampu mendeteksi objek manusia dan sampah secara akurat sekaligus mengidentifikasi aktivitas pembuangan sampah berdasarkan hubungan spasial antarobjek. Alur penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1.



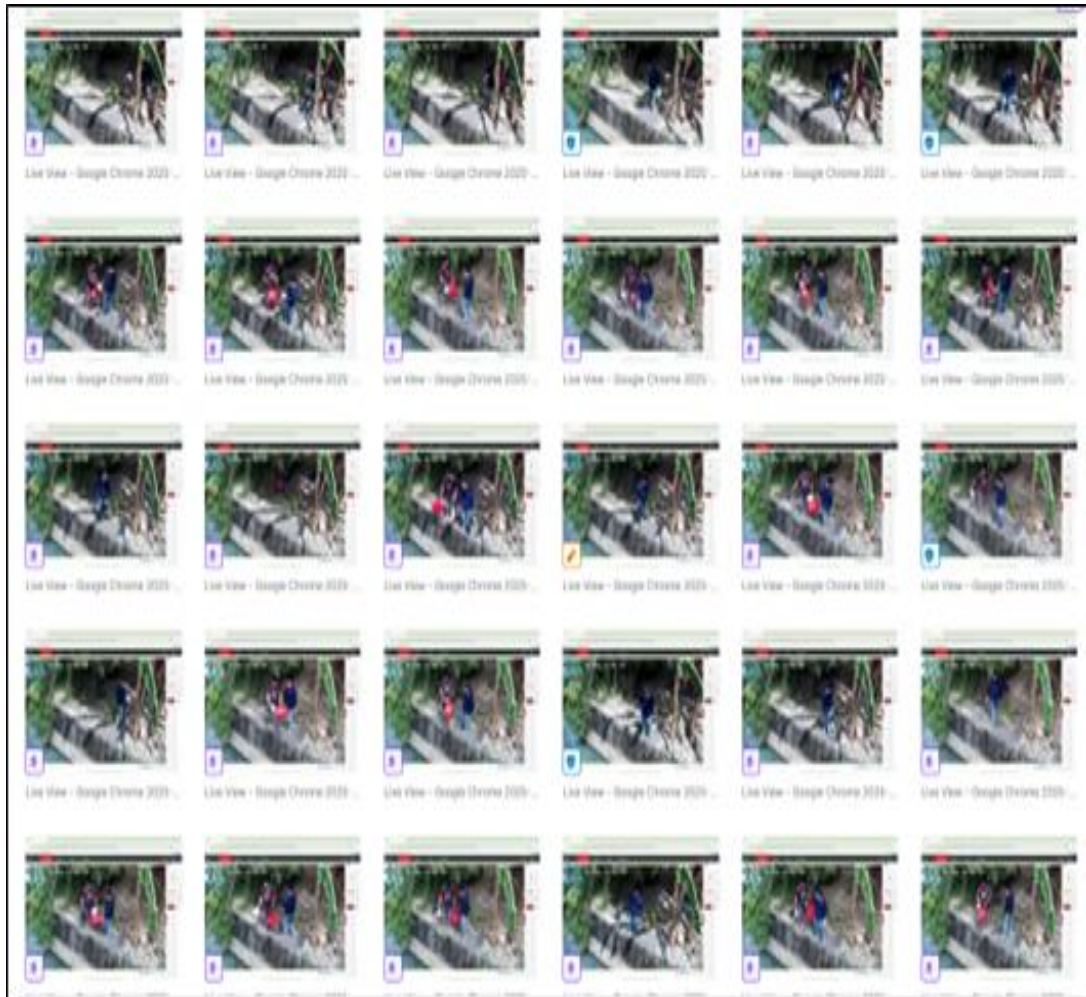
Gambar 1 Kerangka Metode Penelitian

Akuisisi, Anotasi, dan Augmentasi Dataset Ekstensif

Penelitian diawali dengan tahap akuisisi data komposit yang menghasilkan sebanyak 7.065 gambar mentah. Dataset yang diperoleh terdiri atas gambar dengan karakteristik umum serta gambar yang secara spesifik merepresentasikan kondisi lingkungan pada lokasi observasi di Sungai Sekanak. Seluruh gambar diperoleh melalui proses ekstraksi frame dari rekaman video yang dihasilkan oleh kamera pengawas luar ruangan tipe Speed Dome PTZ IP Camera Hikvision DS-2DE4A204IW-DE yang terpasang di lokasi penelitian. Kamera tersebut memiliki resolusi 2 MP (Full HD 1080p), lensa dengan rentang fokus 8–32 mm

yang mendukung 4× optical zoom, serta kemampuan pergerakan pan 360° dan tilt 90°, sehingga mampu mencakup area pemantauan yang luas.

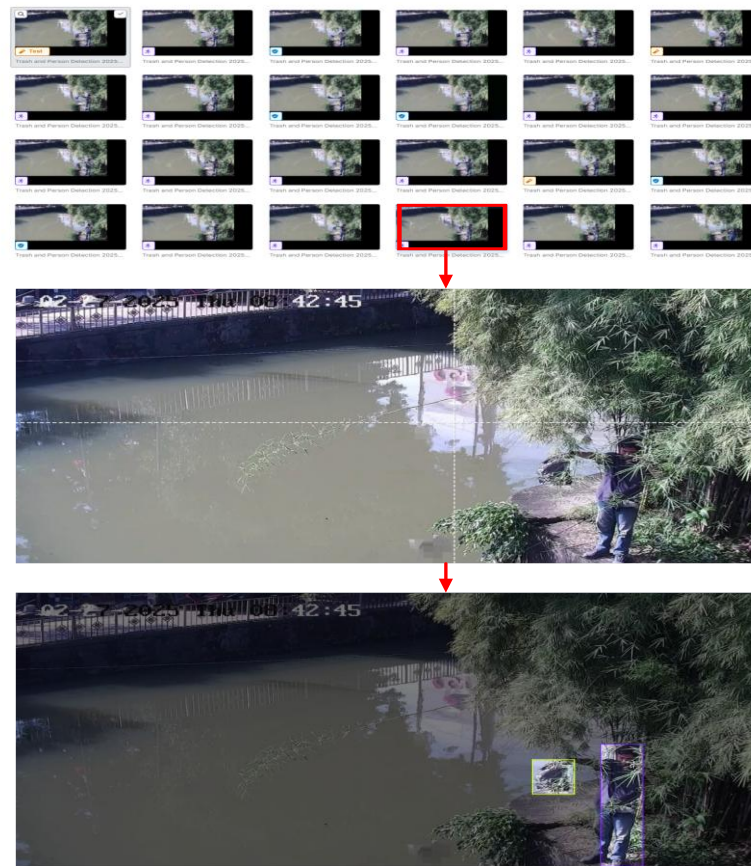
Rekaman video yang diperoleh kemudian dikonversi menjadi gambar statis untuk membentuk dataset awal penelitian. Hasil konversi tersebut menghasilkan kumpulan gambar yang memuat berbagai kondisi lingkungan, variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta keberagaman objek yang relevan dengan tujuan penelitian. Selanjutnya, seluruh gambar diorganisasikan dan diproses menggunakan platform Roboflow sebagai tahap persiapan pembentukan dataset yang akan digunakan pada proses pengembangan model YOLOv8. Ilustrasi proses akuisisi data dan konversi video menjadi gambar ditunjukkan pada **Gambar 2**.



Gambar 2 Dataset Konversi Video

Setelah dataset diperoleh, tahap selanjutnya adalah melakukan anotasi atau pelabelan pada objek yang akan digunakan dalam proses deteksi menggunakan YOLOv8. **Gambar 3** menunjukkan hasil anotasi dataset yang dilakukan melalui platform Roboflow.

Untuk meningkatkan robustness model terhadap variasi kondisi operasional, seperti perbedaan iluminasi dan perspektif, digunakan teknik augmentasi data secara ekstensif. Transformasi yang diterapkan meliputi rotasi acak, flipping horizontal maupun vertikal, serta variasi fotometrik melalui penyesuaian kecerahan dan kontras. Dataset akhir kemudian dibagi ke dalam rasio standar, yaitu 70% untuk data pelatihan, 20% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian.



Gambar 3 Hasil Anotasi pada Dataset

Pelatihan Model YOLOv8

Pada penelitian ini, YOLOv8 dipilih sebagai algoritma deteksi objek karena mampu memberikan keseimbangan yang baik antara kecepatan inferensi, akurasi deteksi, dan kebutuhan komputasi. Sebagai arsitektur single-stage detector, YOLOv8 melakukan proses lokalisasi dan klasifikasi objek dalam satu tahap sehingga menghasilkan waktu pemrosesan yang lebih cepat dibandingkan metode two-stage detector, seperti Faster R-CNN. Keunggulan tersebut menjadikan YOLOv8 lebih sesuai untuk implementasi sistem pemantauan sungai secara real-time pada perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas. Selain itu, arsitektur YOLOv8 yang ringan memungkinkan proses deteksi berjalan secara optimal pada perangkat berbasis Intel Core i3 dengan grafis terintegrasi tanpa memerlukan perangkat keras berperforma tinggi.

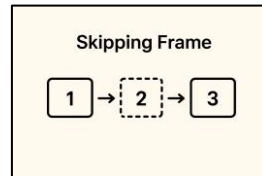
Proses pelatihan dilakukan menggunakan komputer dengan spesifikasi 11th Gen Intel® Core™ i3-1115G4 3.00 GHz, RAM 12 GB, Intel® UHD Graphics, dan sistem operasi Windows 64-bit. Parameter pelatihan yang digunakan meliputi ukuran gambar masukan (input image size) sebesar 640×640 piksel, batch size 16, learning rate 0,001, dan jumlah epoch sebanyak 100. Konfigurasi tersebut dipilih berdasarkan pertimbangan keseimbangan antara performa deteksi dan waktu pelatihan sehingga menghasilkan model yang optimal untuk kebutuhan implementasi penelitian.

Optimasi Pemrosesan Real-Time dan Verifikasi Perilaku

Deteksi objek menggunakan YOLOv8 menghasilkan informasi lokasi objek manusia dan sampah pada setiap frame video. Namun, keberadaan kedua objek tersebut belum cukup untuk menyimpulkan terjadinya aktivitas pembuangan sampah. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan tahap *post-processing* yang bertujuan untuk meningkatkan efisiensi pemrosesan video serta memvalidasi perilaku pembuangan sampah berdasarkan hubungan spasial antarobjek. Tahap ini terdiri atas metode *frame skipping* dan analisis *Euclidean Distance*.

Frame Skipping

Teknik *frame skipping* diterapkan untuk mengurangi beban komputasi selama proses inferensi video secara *real-time*. Metode ini bekerja dengan memproses *frame* pada interval tertentu sehingga tidak seluruh *frame* video dianalisis. Pendekatan ini mampu meningkatkan efisiensi pemrosesan tanpa menghilangkan informasi penting yang berkaitan dengan aktivitas pembuangan sampah. Mekanisme *frame skipping* ditunjukkan pada Gambar 4.

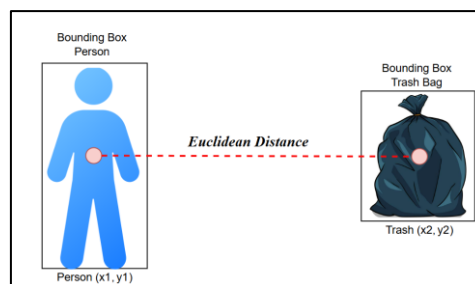


Gambar 4 Skipping frame

Verifikasi Perilaku Menggunakan Euclidean Distance

Setelah objek manusia dan sampah berhasil dideteksi oleh model YOLOv8, dilakukan analisis hubungan spasial menggunakan metode *Euclidean Distance*. Metode ini digunakan untuk menghitung jarak antara titik pusat (*centroid*) objek manusia dan objek sampah pada setiap *frame*.

Perubahan posisi objek sampah yang bergerak dari area dekat manusia menuju area sungai digunakan sebagai indikator terjadinya aktivitas pembuangan sampah. Pendekatan ini membantu mengurangi kesalahan deteksi (*false positive*) serta meningkatkan akurasi identifikasi perilaku pembuangan sampah secara kontekstual. Ilustrasi perhitungan *Euclidean Distance* ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Euclidean Distance

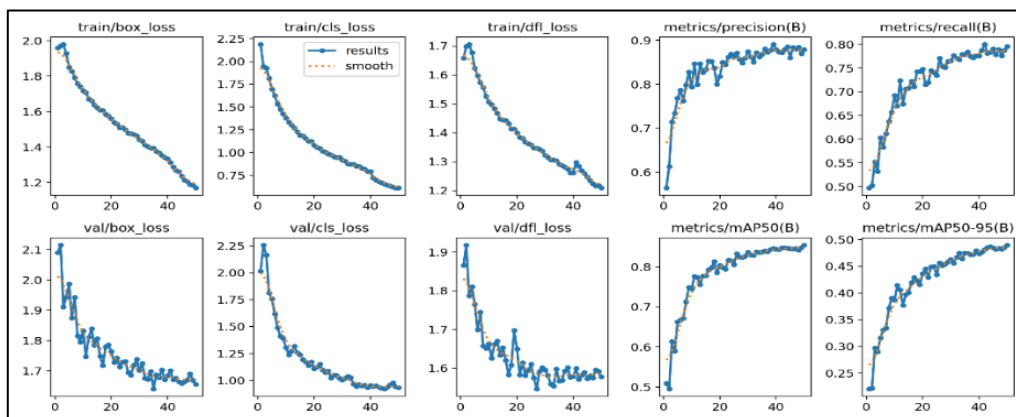
Pengujian Sistem

Tahap akhir penelitian adalah pengujian sistem menggunakan data uji dan lingkungan operasional sebenarnya. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik performa deteksi objek berupa *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *mean Average Precision* (mAP). Selain itu, dilakukan pengujian terhadap kemampuan sistem dalam mendeteksi aktivitas pembuangan sampah secara *real-time* pada kondisi lingkungan Sungai Sekanak yang memiliki variasi pencahayaan, refleksi air, dan pergerakan objek yang dinamis.

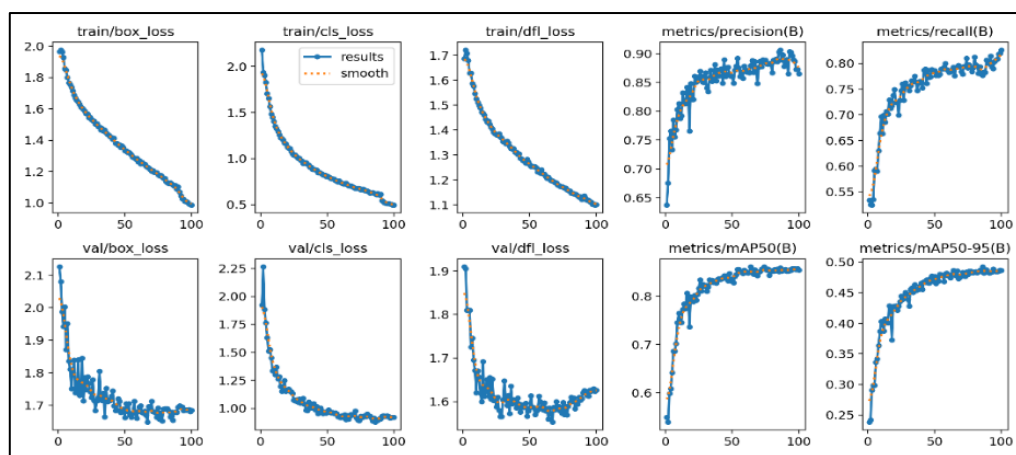
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian Dataset

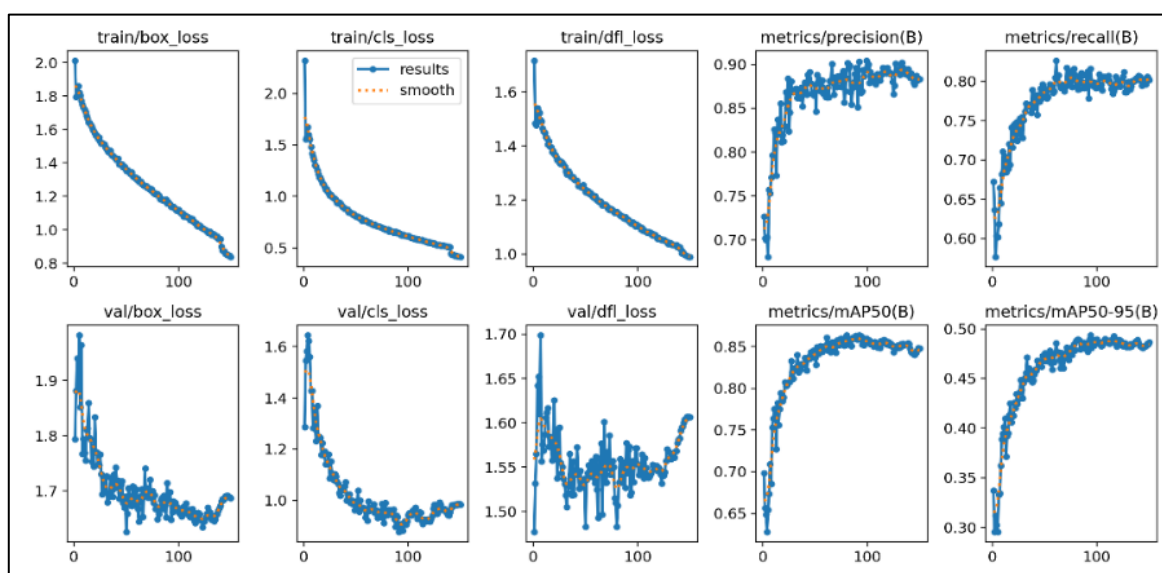
Tahap ini menyajikan hasil pelatihan dataset yang telah dilakukan melalui beberapa kali pengujian. Proses pelatihan menggunakan jumlah *epoch* yang berbeda dengan tujuan memperoleh kinerja model yang lebih optimal. Hasil pelatihan tersebut ditunjukkan pada Gambar 6, Gambar 7, dan Gambar 8.



Gambar 6 Dataset Epoch 50



Gambar 7 Dataset 100 Epoch



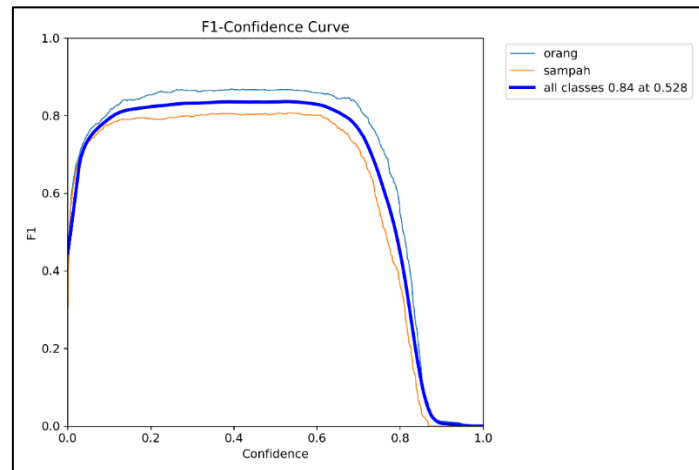
Gambar 8 Dataset 150 Epoch

Tabel 1 Hasil Pelatihan Dataset

Aspek Evaluasi	Sistem deteksi 1	Sistem deteksi 2	Sistem deteksi 3
----------------	------------------	------------------	------------------

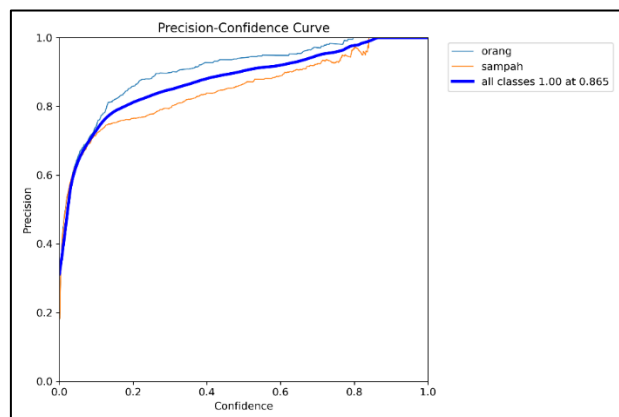
Jumlah Epoch	50	100	150
Train Loss	2.0 → 1.2	2.0 → 1.0	2.0 → 0.9
Validation Loss	2.1 → 1.6	2.1 → 1.6	1.9 → 1.7
Precision	0.88	0.88	0.88
Recall	0.79	0.82	0.81
mAP50	0.87	0.88	0.8
mAP50-95	0.48	0.49	0.49

Berdasarkan hasil pada Tabel 1, peningkatan jumlah *epoch* dari 50 menjadi 100 memberikan perbaikan pada nilai *recall* dan mAP, yang menunjukkan bahwa model semakin mampu mengenali pola objek manusia dan sampah pada *dataset* pelatihan. Namun, peningkatan *epoch* hingga 150 tidak menghasilkan peningkatan performa yang signifikan. Nilai mAP50 justru mengalami penurunan dari 0,88 menjadi 0,80, sementara nilai *recall* relatif stagnan. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model mulai mengalami gejala *overfitting*, yaitu ketika model terlalu menyesuaikan diri terhadap data pelatihan sehingga kemampuan generalisasi terhadap data validasi tidak meningkat secara proporsional. Oleh karena itu, konfigurasi 100 *epoch* dipilih sebagai model terbaik karena memberikan keseimbangan yang lebih baik antara kemampuan pembelajaran dan generalisasi model.

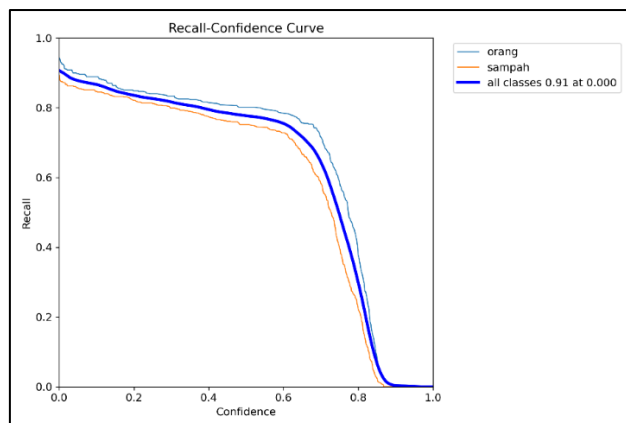


Gambar 9 Kurva F1 Confidence

Gambar 9 Kurva F1 Confidence digunakan untuk menentukan nilai ambang kepercayaan (*confidence threshold*) yang menghasilkan keseimbangan optimal antara presisi dan daya ingat (*recall*). Berdasarkan hasil analisis, nilai F1 tertinggi sebesar 0,84 diperoleh pada ambang kepercayaan 0,528. Karena pada titik tersebut pendeteksian mampu meminimalkan kerugian gabungan akibat terjadinya *false positive* (presisi rendah) dan *false negative* (daya ingat rendah), sehingga efektivitas deteksi secara keseluruhan dapat dimaksimalkan. Gambar 10 kurva ini memperlihatkan hubungan yang bersifat positif dan monotonik antara ambang batas kepercayaan dan nilai presisi. Peningkatan ambang batas kepercayaan berbanding lurus dengan peningkatan presisi, yang mengindikasikan bahwa tingkat keyakinan pendeteksian yang lebih tinggi berkorelasi dengan probabilitas deteksi benar (*true positive*) yang lebih besar. Kelas “orang” menunjukkan nilai presisi yang hampir sempurna pada ambang kepercayaan yang relatif lebih rendah dibandingkan dengan kelas “sampah”.



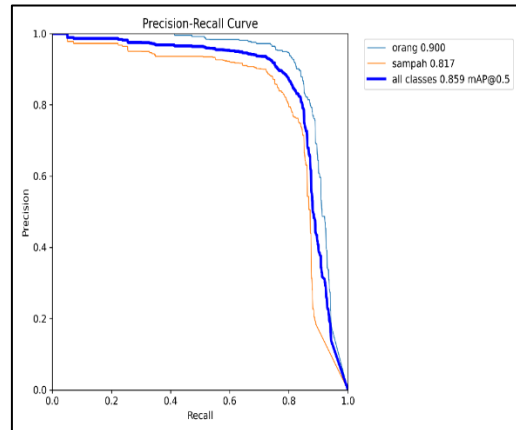
Gambar 10 Kurva Precision Confidence



Gambar 11 Kurva Recall Confidence

Gambar 11 kurva ini memperlihatkan hubungan yang bersifat invers antara ambang kepercayaan (*confidence threshold*) dan daya ingat (*recall*). Peningkatan ambang kepercayaan secara progresif menyebabkan penurunan nilai daya ingat, dengan penurunan yang signifikan terjadi ketika ambang melewati kisaran sekitar 0,75 sampai 0,80. Ini menunjukkan adanya risiko peningkatan *false negative*, di mana penetapan ambang kepercayaan yang terlalu tinggi dapat menurunkan kemampuan dalam mendeteksi seluruh objek yang relevan, akibat fokus yang berlebihan pada peningkatan tingkat keyakinan deteksi.

Gambar 12 kurva presisi daya ingat (*Precision Recall Curve*) menggambarkan performa pendeteksian dalam menyeimbangkan kemampuan mendeteksi objek secara benar (*recall*) dengan mempertahankan tingkat ketepatan yang tinggi (*precision*). Nilai *Mean Average Precision* pada ambang *Intersection over Union* 0,5 (*mAP@0.5*) sebesar 0,859 menunjukkan kualitas deteksi yang sangat baik. Posisi kurva yang menempati area kanan atas mengindikasikan bahwa pendeteksian mampu mempertahankan presisi tinggi meskipun beroperasi pada tingkat daya ingat yang besar, yang menunjukkan jumlah *true positive* yang maksimal relatif terhadap *false positive* dan *false negative*. Meskipun kinerja agregat tergolong unggul, terdapat sedikit heterogenitas antar kelas; kelas “orang” mencapai *Average Precision* sebesar 0,900, sedangkan kelas “sampah” berada pada 0,817. Perbedaan ini dapat diatribusikan pada tingkat variasi visual, skala, serta deformasi yang lebih tinggi pada objek “sampah” di dalam dataset



Gambar 12 Kurva Precision Recall

Selain itu, objek sampah memiliki karakteristik visual yang lebih beragam dibandingkan objek manusia. Variasi bentuk, ukuran, warna, serta kondisi objek yang sebagian tertutup (*occlusion*) atau bercampur dengan latar belakang sungai menyebabkan proses ekstraksi fitur menjadi lebih kompleks. Sebaliknya, objek manusia memiliki pola bentuk yang relatif konsisten sehingga lebih mudah dikenali oleh model. Faktor tersebut menjadi salah satu penyebab nilai *Average Precision* pada kelas “orang” lebih tinggi dibandingkan kelas “sampah”.

Pengujian Sistem Real Time

Pengujian lapangan (*real test*) dilakukan menggunakan perangkat yang dirancang untuk mendeteksi objek manusia dan sampah, dengan tujuan memverifikasi aktivitas pembuangan sampah sembarangan. Metode Euclidean Distance digunakan untuk mengukur jarak antara manusia dan sampah. Apabila jarak yang terdeteksi berada di bawah ambang batas yang telah ditentukan, maka aktivitas tersebut diklasifikasikan sebagai tindakan membuang sampah sembarangan seperti pada **Tabel 2**.

Table 2 Hasil Pengujian

No	Hasil Tes	Keterangan	
		Sampah	orang
1		Terdeteksi	Terdeteksi
2		Terdeteksi	Terdeteksi
3		Terdeteksi	Terdeteksi

4		Terdeteksi	Terdeteksi
5		Terdeteksi	Terdeteksi
6		Tidak terdeteksi dan noise	Terdeteksi dan noise
7		Terdeteksi	Terdeteksi
8		Terdeteksi	Terdeteksi
9		Terdeteksi	Terdeteksi
10		Terdeteksi	Terdeteksi

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada kondisi siang dan malam hari dengan menggunakan 10 gambar sebagai sampel uji, dilakukan proses evaluasi terhadap jumlah objek yang berhasil terdeteksi oleh sistem, mencakup klasifikasi antara objek manusia dan sampah, serta identifikasi terhadap kemunculan *noise* pada gambar. Selanjutnya, tingkat ketepatan deteksi atau *precision* dihitung untuk menilai akurasi sistem dalam membedakan objek yang relevan dari gangguan visual. Hasil perhitungan tersebut kemudian direkapitulasi dan disajikan secara rinci pada **Tabel 3** sebagai acuan evaluasi kinerja model deteksi.

Table 3 Jumlah Deteksi Orang dan Sampah

Class	True Positive	False Positive
Orang	10	1
Sampah	9	2

Berdasarkan hasil deteksi yang diperoleh dari gambar tangkapan kamera, sistem menunjukkan tingkat ketepatan yang cukup baik dalam proses pelokalan objek melalui *bounding box*. Pada pengujian terhadap objek manusia, sebanyak 10 *bounding box* berhasil mendeteksi dengan benar, sedangkan terdapat 1 kesalahan deteksi. Sementara itu, pada kategori objek sampah, sistem mampu menghasilkan 9 *bounding box* yang benar dan 2 *bounding box* yang mengalami kesalahan dalam proses identifikasi. Data ini menjadi dasar perhitungan *precision* untuk menilai ketepatan sistem dalam mendeteksi, dengan rumus sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100 \quad (1)$$

Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai *precision* untuk deteksi objek manusia mencapai 90,9%, sedangkan untuk objek sampah sebesar 81,8%. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa sistem deteksi lebih konsisten dalam mengenali objek manusia dibandingkan objek sampah yang memiliki variasi bentuk dan ukuran lebih beragam.

Kesalahan deteksi sebagian besar terjadi pada kondisi malam hari akibat rendahnya intensitas pencahayaan. Kamera Hikvision DS-2DE4A204IW-DE secara otomatis mengaktifkan fitur Infrared (IR) Night Vision sehingga gambar yang dihasilkan menjadi monokromatik dan kehilangan informasi warna. Selain itu, refleksi cahaya inframerah pada permukaan air, bayangan objek, serta *noise* akibat kompresi video dapat menurunkan kualitas gambar dan menyulitkan proses deteksi, terutama pada objek sampah berukuran kecil. Kondisi tersebut meningkatkan kemungkinan terjadinya *false positive* dan *false negative*, sehingga performa deteksi pada malam hari cenderung lebih rendah dibandingkan pada siang hari.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi pembuangan sampah di sungai menggunakan algoritma YOLOv8 yang dirancang untuk mengenali objek manusia dan sampah secara real-time, serta memvalidasi perilaku pembuangan melalui perhitungan *Euclidean Distance*. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya berfokus pada deteksi sampah, sistem yang dikembangkan mampu mendeteksi hubungan antara keberadaan manusia sebagai pelaku dan sampah sebagai objek yang dibuang, sehingga memberikan informasi yang lebih komprehensif dalam proses pemantauan lingkungan.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model dengan 100 *epoch* memberikan performa paling stabil dengan nilai *mAP@0.5* sebesar 0,88, sehingga layak digunakan dalam pengujian lapangan. Peningkatan jumlah *epoch* hingga 150 tidak memberikan peningkatan performa yang signifikan, yang menunjukkan bahwa konfigurasi 100 *epoch* telah memberikan keseimbangan terbaik antara kemampuan pembelajaran dan generalisasi model.

Pada tahap uji coba, sistem mampu mendeteksi objek dengan tingkat akurasi yang baik, menghasilkan *precision* 90,9% untuk objek manusia dan 81,8% untuk objek sampah, dengan akurasi keseluruhan mencapai 86,3%. Nilai *precision* yang lebih rendah pada objek sampah menunjukkan bahwa objek tersebut memiliki tingkat kompleksitas visual yang lebih tinggi dibandingkan objek manusia, terutama akibat variasi bentuk, ukuran, dan kemiripan dengan latar belakang lingkungan sungai.

Meskipun demikian, ditemukan peningkatan *noise* yang cukup signifikan pada proses pendeteksian malam hari akibat keterbatasan cahaya dan refleksi permukaan air, yang berpengaruh pada meningkatnya kesalahan deteksi. Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa teknologi ini dapat digunakan

sebagai solusi pendukung pemantauan sungai secara otomatis dan berkelanjutan dalam sistem *smart environmental monitoring*, serta berpotensi mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam upaya pengendalian pencemaran sungai. Namun diperlukan peningkatan kualitas dataset dan metode penanganan *noise* untuk menghasilkan performa yang lebih optimal pada kondisi lingkungan yang dinamis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi, atas dana penelitian dengan Nomor SPPK: 049/C3/DT.05.00/PL/2025 dan kontrak turunan Nomor: 06053/PL6.2.1/SPK-PL/2025.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Theofilus and R. Kurniawan, "Deteksi Sampah di Permukaan Sungai menggunakan Convolutional Neural Network dengan Algoritma YOLOv8 Studi Kasus: Sungai Ciliwung (Detection of Floating Wastes on River Surface using Convolutional Neural Network with YOLOv8 Algorithm (Case Study: Ciliwung River))."
- [2] Rifqi Fadhila Shandi, Meta Kallista, and Casi Setianingsih, "Penggunaan Algoritma YOLOv8 untuk Deteksi Jenis Sampah: Studi Implementasi di Website Bank Sampah Bersinar," 2024.
- [3] B. Fang *et al.*, "Artificial intelligence for waste management in smart cities: a review," Aug. 01, 2023, *Springer Science and Business Media Deutschland GmbH*. doi: 10.1007/s10311-023-01604-3.
- [4] F. M. Assef, M. T. A. Steiner, and E. P. de Lima, "A review of clustering techniques for waste management," Jan. 01, 2022, *Elsevier Ltd*. doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e08784.
- [5] D. B. Olawade, O. Z. Wada, A. O. Ige, B. I. Egbewole, A. Olojo, and B. I. Oladapo, "Artificial intelligence in environmental monitoring: Advancements, challenges, and future directions," Dec. 01, 2024, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.heha.2024.100114.
- [6] M. Hussain, "YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection," Jul. 01, 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/machines11070677.
- [7] I. Purwita Sary, E. Ucok Armin, S. Andromeda, E. Engineering, and U. Singaperbangsa Karawang, "Performance Comparison of YOLOv5 and YOLOv8 Architectures in Human Detection Using Aerial Images," *Ultima Computing : Jurnal Sistem Komputer*, vol. 15, no. 1, 2023.
- [8] L. Chen and J. Zhu, "Water surface garbage detection based on lightweight YOLOv5," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-55051-3.
- [9] P. Sharma, K. Srinivasan, M. M. Azizan, K. Hasikin, A. Salwa, and M. Khairuddin, "An automated solid waste detection using the optimized YOLO model for riverine management."
- [10] J. Gunaseelan, S. Sundaram, and B. Mariyappan, "A Design and Implementation Using an Innovative Deep-Learning Algorithm for Garbage Segregation," *Sensors*, vol. 23, no. 18, Sep. 2023, doi: 10.3390/s23187963.
- [11] I. E. Agbehadji, A. Abayomi, K. H. N. Bui, R. C. Millham, and E. Freeman, "Nature-Inspired Search Method and Custom Waste Object Detection and Classification Model for Smart Waste Bin," *Sensors*, vol. 22, no. 16, Aug. 2022, doi: 10.3390/s22166176.

