

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sebagai negara dengan jumlah penduduk terbesar keempat di dunia, Indonesia menghadapi tantangan berat dalam pengelolaan sampah. Berdasarkan data Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) Kementerian Lingkungan Hidup, total timbulan sampah nasional mencapai puluhan juta ton setiap tahunnya dengan tren yang terus meningkat seiring pertumbuhan jumlah penduduk, urbanisasi, dan aktivitas ekonomi. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa kapasitas pengelolaan sampah perlu terus ditingkatkan agar mampu mengimbangi peningkatan volume sampah yang dihasilkan masyarakat (Kementerian Lingkungan Hidup, 2025).

Pertumbuhan populasi yang pesat memicu peningkatan volume sampah perkotaan hingga mencapai 38,5 juta ton per tahun, dengan laju pertumbuhan 2–3% setiap tahunnya (Qonitan et al., 2021). Tanpa sistem pengelolaan yang memadai, penumpukan sampah berisiko mencemari tanah dan air, serta menyumbang emisi gas rumah kaca. Dari total timbulan tersebut, sampah plastik menjadi kontributor terbesar kedua dengan volume 7,8 juta ton per tahun. Namun, sekitar 58% sampah plastik belum terkelola dengan baik, 47% masih dibakar secara terbuka, dan tingkat daur ulang baru mencapai 10% (Zahrah et al., 2024). Rendahnya efektivitas ini berakar dari minimnya pemilahan sampah sejak dari sumbernya. Oleh karena itu, diperlukan sistem pemilahan sampah otomatis yang akurat dan responsif guna mempercepat proses daur ulang serta meminimalkan dampak pencemaran lingkungan.

Proses pemilahan sampah yang masih dilakukan secara manual memiliki berbagai keterbatasan, seperti membutuhkan waktu dan tenaga kerja yang besar, menghasilkan konsistensi yang rendah, serta meningkatkan risiko kesalahan identifikasi akibat faktor manusia. Selain memengaruhi efisiensi proses pengelolaan sampah, pemilahan manual juga berdampak pada aspek keselamatan kerja. Sebagai contoh, *United Nations Environment Programme* (UNEP) memperkirakan bahwa aktivitas penanganan sampah secara manual berkontribusi terhadap sekitar 15–20% kasus cedera di tempat

kerja pada sektor daur ulang, terutama karena pekerja berhadapan langsung dengan material berbahaya dan benda tajam (Fotovvatikhah et al., 2025).

Kondisi tersebut menunjukkan perlunya penerapan sistem otomatis yang mampu melakukan identifikasi dan pemilahan sampah secara cepat, akurat, dan konsisten guna mengurangi ketergantungan terhadap proses manual.

Salah satu teknologi yang berkembang pesat untuk memenuhi kebutuhan tersebut adalah computer vision berbasis deep learning. Perkembangan teknologi computer vision berbasis deep learning menawarkan solusi melalui deteksi objek otomatis. Pada penelitian oleh (Riyadi et al., 2024) membandingkan performa YOLOv5 dan YOLOv8 pada dataset Waste Recycling Plant (WaRP), dan menemukan bahwa YOLOv8 memberikan peningkatan precision, recall, serta mean Average Precision (mAP) yang konsisten dibandingkan YOLOv5, dengan capaian mAP50 sebesar 0,547 pada seluruh kelas. Hasil tersebut menunjukkan bahwa YOLOv8 memiliki potensi yang baik untuk diterapkan pada sistem pemilahan sampah otomatis secara real-time.

Berdasarkan hasil penelitian tersebut, penelitian ini memilih YOLOv8 Nano (YOLOv8n) karena merupakan varian ringan (*lightweight model*) yang dirancang untuk menghasilkan keseimbangan antara akurasi deteksi dan kecepatan inferensi. Dibandingkan dengan varian YOLOv8 lainnya, YOLOv8 Nano memiliki jumlah parameter dan kebutuhan komputasi yang lebih rendah sehingga lebih efisien untuk implementasi sistem deteksi objek secara *real-time*. Selain itu, arsitektur YOLOv8 Nano yang memanfaatkan *backbone* CSPDarknet dan *neck* PANet mampu mengekstraksi serta menggabungkan fitur dari berbagai skala objek, sehingga sesuai untuk mendeteksi objek sampah yang memiliki ukuran kecil, sedang, maupun besar (Reis et al., 2024)

Salah satu tantangan teknis utama dalam deteksi objek sampah adalah variasi ukuran objek yang sangat beragam pada citra dunia nyata: mulai dari objek berukuran kecil seperti puntung rokok atau sedotan, objek berukuran sedang seperti botol atau kaleng, hingga objek berukuran besar seperti karung atau kardus.

Untuk keperluan evaluasi kuantitatif, penelitian ini mengadopsi definisi kategori skala objek yang lazim digunakan pada benchmark deteksi objek, yaitu objek kecil (luas area $<32 \times 32$ piksel atau <1.024 piksel²), objek sedang (32×32 hingga 96×96

piksel atau $1.024\text{--}9.216$ piksel²), dan objek besar ($>96\times 96$ piksel atau >9.216 piksel²) (Lin et al., 2014).

Penelitian ini menggunakan dataset yang diperoleh dari platform Kaggle dan dianotasi menggunakan Roboflow, dengan total 1281 citra yang terdiri dari 9 kelas sampah, yaitu: *stroform product*, *ceramic product*, *diapers*, *plastic bags/wrappers*, *sanitary napkin*, *cans*, *glass containers*, *paper products*, dan *plastic bottles*. Mengingat jumlah data yang terbatas, penelitian ini menerapkan teknik data augmentation melalui Roboflow (meliputi rotasi, flip, penyesuaian brightness dan contrast).

Pelatihan model dilakukan menggunakan Google Colaboratory dengan akselerasi GPU Tesla T4 selama 100 epoch, memanfaatkan framework PyTorch melalui pustaka Ultralytics YOLO. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik standar deteksi objek, yaitu *Intersection over Union* (IoU), *Precision*, *Recall*, dan *mean Average Precision* (mAP), serta dilengkapi dengan analisis performa terpisah berdasarkan kategori skala objek (mAP untuk objek kecil, sedang, dan besar) untuk mengukur sejauh mana model mampu menangani variasi ukuran objek sampah.

Dengan menerapkan YOLOv8 Nano dan mengevaluasi performanya secara menyeluruh maupun per kategori skala objek, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai kemampuan model dalam mendeteksi objek sampah pada berbagai ukuran, sekaligus menjadi dasar bagi pengembangan sistem pemilahan sampah otomatis yang lebih akurat dan efisien.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini dirumuskan secara spesifik dan terukur sebagai berikut:

1. Bagaimana implementasi algoritma YOLOv8 Nano dalam membangun sistem deteksi objek sampah dari sembilan kelas secara real-time?
2. Bagaimana performa algoritma YOLOv8 Nano dalam mendeteksi objek sampah berdasarkan metrik Precision, Recall, dan mAP serta berdasarkan variasi ukuran objek small, medium, dan large?

1.3 Tujuan Penelitian

Sejalan dengan rumusan masalah di atas, tujuan penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasikan algoritma YOLOv8 Nano untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan sembilan kelas objek sampah secara real-time menggunakan webcam.
2. Menganalisis performa YOLOv8 Nano berdasarkan metrik Precision, Recall, dan mAP serta kemampuan deteksi pada objek berukuran small, medium, dan large.

1.4 Manfaat Penelitian

1. Menghasilkan model berbasis YOLOv8 Nano (YOLOv8n) yang mampu mendeteksi dan mengidentifikasi delapan dari sembilan kelas objek sampah secara otomatis berdasarkan bounding box, label kelas, dan confidence score, serta mengetahui satu kelas objek sampah yang belum dapat terdeteksi oleh model.
2. Menghasilkan evaluasi performa model menggunakan metrik Precision, Recall, dan mAP untuk mengetahui kemampuan YOLOv8n dalam mendeteksi objek sampah.
3. Menghasilkan analisis kemampuan deteksi berdasarkan variasi ukuran objek small, medium, dan large, sehingga dapat diketahui kemampuan serta keterbatasan model dalam menangani objek sampah dengan ukuran yang berbeda.
4. Menghasilkan implementasi sistem deteksi objek sampah secara real-time menggunakan webcam, dengan menampilkan bounding box, label kelas, dan confidence score pada objek yang terdeteksi.
5. Memberikan hasil dan informasi mengenai kemampuan serta keterbatasan YOLOv8n dalam melakukan deteksi objek sampah pada berbagai ukuran sebagai dasar untuk pengembangan dan peningkatan performa model.

1.5 Ruang Lingkup Masalah

Untuk memastikan penelitian ini tetap fokus dan terarah, maka penulis menetapkan batasan masalah sebagai berikut:

1. Algoritma yang digunakan adalah YOLOv8n (*You Only Look Once version 8 Nano*), varian YOLOv8 dengan ukuran parameter paling ringan, yang secara bawaan menggunakan struktur backbone CSPDarknet termodifikasi (dengan modul C2f) dan neck berupa PAN-FPN untuk mendukung deteksi objek pada berbagai skala.
2. Objek sampah dikategorikan ke dalam tiga skala berdasarkan luas area *bounding box* dalam citra:
 - 1) Skala Kecil: luas area < 1.024 piksel² ($< 32 \times 32$ piksel)
 - 2) Skala Sedang: luas area $1.024 - 9.216$ piksel² (32×32 hingga 96×96 piksel)
 - 3) Skala Besar: luas area > 9.216 piksel² ($> 96 \times 96$ piksel)
3. Input yang digunakan berupa citra berwarna (*RGB image*) yang telah melalui proses *preprocessing* dan dinormalisasi ke dalam resolusi 640×640 piksel, serta dilengkapi dengan anotasi *bounding box* sebagai *ground truth*.
4. Dataset Penelitian: Dataset diperoleh dari platform Kaggle dan diannotasi menggunakan Roboflow, dengan total 1281 citra yang terdiri dari 9 kelas sampah spesifik, yaitu:
 - 1) *Styroform product* (produk styrofoam)
 - 2) *Ceramic product* (produk keramik)
 - 3) *Diapers* (popok)
 - 4) *Plastic bags/wrappers* (kantong plastik/wrapper)
 - 5) *Sanitary napkin* (pembalut)
 - 6) *Cans* (kaleng)
 - 7) *Glass containers* (wadah kaca)
 - 8) *Paper products* (produk kertas)
 - 9) *Plastic bottles* (botol plastik)

5. Output yang dihasilkan berupa deteksi objek sampah dalam bentuk lokasi *bounding box*, kelas objek (9 kelas sampah), dan nilai *confidence score* untuk setiap objek yang terdeteksi dalam citra.
6. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik utama pada deteksi objek, yaitu:
 - 1) *Intersection over Union* (IoU) dengan threshold $\geq 0,5$
 - 2) *Precision*, *Recall*, dan *mean Average Precision* (mAP)
 - 3) Analisis performa berdasarkan skala objek (*mAP_small*, *mAP_medium*, *mAP_large*) untuk mengukur kemampuan model dalam menangani *multi-scale*
7. Pelatihan model dilakukan menggunakan Google Colab dengan akselerasi GPU Tesla T4 selama 100 epoch untuk memastikan konvergensi yang optimal. Framework yang digunakan adalah PyTorch melalui library Ultralytics YOLO.
8. Implementasi dan Pengujian Real-Time:

Penelitian ini mencakup tahap implementasi prototipe sistem deteksi secara *real-time* menggunakan Webcam sebagai *Proof-of-Concept* (bukti konsep). Pengujian ini bertujuan untuk memvalidasi kecepatan inferensi (*Frames Per Second/FPS*) dan kemampuan deteksi multi-kelas secara langsung pada laptop standar. Penelitian ini tidak membahas integrasi sistem ke perangkat keras mekanis (seperti *conveyor belt* atau robot pemilah) maupun perangkat *Edge Computing* (seperti Raspberry Pi atau NVIDIA Jetson Nano).
9. Mengingat keterbatasan jumlah data (1281 citra), penelitian ini menerapkan teknik *data augmentation* melalui platform Roboflow (rotasi, flip, brightness, contrast) untuk meningkatkan keragaman dataset serta menggunakan *transfer learning* dengan model YOLOv8n yang telah *pre-trained* pada dataset COCO untuk mempercepat konvergensi dan mencegah *overfitting*.
10. Objek yang dikategorikan sebagai sampah dalam penelitian ini dibatasi berdasarkan sembilan kelas objek yang terdapat pada dataset, yaitu *stroform product*, *ceramic product*, *diapers*, *plastic bags/wrappers*, *sanitary napkin*, *cans*, *glass containers*, *paper products*, dan *plastic bottles*. Penentuan kategori sampah didasarkan pada jenis atau bentuk objek yang telah diberi anotasi pada dataset, bukan berdasarkan kondisi atau isi objek. Dengan demikian, botol plastik tetap termasuk kelas *plastic bottles* selama karakteristik objek sesuai dengan kelas pada dataset.

1.6 Pengembangan Penelitian

Berdasarkan tinjauan terhadap penelitian-penelitian terdahulu, mayoritas studi deteksi sampah berbasis YOLOv8 masih berfokus pada akurasi deteksi objek secara umum (overall metric) tanpa membedakan variasi ukuran objek. Padahal, dalam kondisi riil di Tempat Pembuangan Akhir (TPA) atau fasilitas daur ulang, ukuran sampah sangat bervariasi. Oleh karena itu, kebaruan (novelty) dan pengembangan utama dalam penelitian ini terletak pada implementasi deteksi objek multiskala (multi-scale object detection). Penelitian ini tidak hanya mendeteksi ada atau tidaknya sampah, tetapi juga menganalisis performa model secara spesifik terhadap objek berukuran kecil, sedang, dan besar, untuk mengukur efektivitas arsitektur YOLOv8 Nano dalam menangani tantangan skala yang ekstrem.