

Klasifikasi Sampah Otomatis Berbasis YOLOv8 dan Raspberry Pi 5 pada Smartbin

Automatic Waste Classification Based on YOLOv8 and Raspberry Pi 5 on SmartBin

Rifky Maulana Dimiyati^{*1}, Novi Ken Sydney², Muhammad Fauzan³, Rossy Istiqomah⁴,
Haris Suhenda⁵

^{1,2,3,4,5}Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Jakarta

¹Program Studi Pendidikan Kimia, ^{2,3,5}Program Studi Fisika, ⁴Program Studi Kimia

*e-mail: rifykymaulana579@gmail.com¹, noviken70@gmail.com², fauzaneza48@gmail.com³, rossyisth@gmail.com⁴,
haris_suhendar@unj.ac.id⁵

Received:
09.06.2026

Revised:
13.09.2026

Accepted:
26.09.2026

Available online:
06.10.2026

Abstrak: Penelitian ini bertujuan merancang dan menguji prototipe tempat sampah cerdas untuk mengklasifikasikan limbah secara otomatis ke dalam empat kategori, yaitu mudah terurai, residu, bahan berbahaya dan beracun (B3), serta daur ulang. Metode yang digunakan adalah penerapan algoritma pembelajaran mendalam *You Only Look Once* versi delapan varian nano (YOLOv8n) yang diimplementasikan pada komputer papan tunggal Raspberry Pi 5, modul kamera penangkap citra, serta motor servo ganda sebagai penggerak mekanik pemilah. Data penelitian menggunakan 300 citra limbah primer dengan pembagian data latih dan data uji sebesar 80:20 serta pemanfaatan teknik transfer learning. Teknik analisis data dilakukan melalui pengujian konvergensi iterasi pelatihan, evaluasi akurasi deteksi visual langsung, uji keandalan integrasi mekanik aktuator, serta pengukuran latensi waktu komputasi. Hasil penelitian menunjukkan pelatihan model mencapai performa optimal pada putaran ke-300 dengan capaian mean Average Precision (mAP@0.5) sebesar 84,22%. Pengujian prototipe secara langsung menghasilkan rata-rata akurasi deteksi sebesar 80,75%, keberhasilan integrasi mekanik sebesar 92,0%, dan waktu komputasi rata-rata sebesar 0,1126 detik per objek. Sistem terbukti mampu memilah sampah secara cepat dan andal pada komputasi tepi (*edge computing*).

Kata kunci: klasifikasi sampah, YOLOv8n, Raspberry Pi 5, *computer vision*, *smartbin*, *deep learning*

Abstract: This study aims to design and evaluate a smart trash bin prototype to automatically classify waste into four categories: biodegradable, residual, hazardous, and recyclable. The method implements the *You Only Look Once* version eight nano variant (YOLOv8n) deep learning algorithm deployed on a Raspberry Pi 5 single-board computer, an image capture camera module, and dual servo motors as sorting mechanical actuators. The research data utilized 300 primary waste images divided into an 80:20 ratio for training and testing data utilizing a transfer learning approach. Data analysis techniques were conducted through training epoch convergence evaluation, real-time visual detection accuracy assessment, actuator mechanical integration reliability testing, and computational latency measurement. The results show that the model achieved optimal performance at epoch 300 with a mean Average Precision (mAP@0.5) of 84.22%. Real-time prototype testing achieved an average detection accuracy of 80.75%, a mechanical integration success rate of 92.0%, and an average computational latency of 0.1126 seconds per object. The system proves capable of sorting waste rapidly and reliably in edge computing environments.

Keywords: waste classification, YOLOv8n, Raspberry Pi 5, *computer vision*, *smartbin*, *deep learning*

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan populasi penduduk berbanding lurus dengan peningkatan konsumsi bahan pangan dan volume produksi sampah domestik. Data Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat populasi Indonesia mencapai 278,69 juta jiwa pada pertengahan tahun 2023, menempatkan Indonesia pada posisi keempat negara terpadat di dunia [1]. Konsekuensi dari padatnya populasi ini terlihat dari data Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK) tahun 2024, di mana timbunan sampah nasional mencapai 17,77 juta ton per tahun dengan 33,19% di antaranya belum terkelola [2]. Kondisi kelebihan beban (*overload*) dan tata kelola penimbunan sampah terbuka (*open dumping*) terbukti memicu peningkatan risiko lingkungan yang sangat tinggi, meliputi pencemaran air lindi ke air tanah serta potensi akumulasi gas metana berbahaya [3], [4]. Tiga kontributor utama timbunan sampah berasal dari sektor rumah tangga, pasar, dan kawasan komersial [2]. Upaya

penanggulangan menuntut pembiasaan pemilahan sampah secara cerdas langsung dari sumbernya [5], [6]. Walaupun fasilitas tempat sampah terpilah bersekat telah banyak disediakan di ruang publik, penerapannya tidak efektif akibat rendahnya kesadaran dan disiplin masyarakat untuk memilah sampah secara mandiri [7], [8], [9].

Otomatisasi berbasis kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) menjadi pendekatan solutif untuk mengatasi kendala pemilahan sampah di tingkat tapak. Sejumlah riset telah dikembangkan guna merealisasikan sistem pemilah otomatis [10], [11]. Puadi dan Hambali [12] merancang alat pemilah sampah menggunakan sensor kedekatan (*proximity sensor*), namun deteksi hanya akurat untuk jenis sampah logam dan tidak mampu mengenali sampah non-logam secara spesifik. Sementara itu, Utomo dkk. [7] mengembangkan sistem klasifikasi sampah perkantoran berbasis deep learning dengan arsitektur YOLOv3 yang menghasilkan akurasi 94%. Kendati demikian, deteksi tersebut terbatas pada tiga kategori sampah (plastik, kertas, dan kaca), serta algoritma YOLOv3 tergolong model generasi lama yang membutuhkan daya komputasi tinggi dan memiliki latensi inferensi yang relatif lambat dibandingkan versi mutakhir.

Sebagai pembaruan dari riset terdahulu, varian arsitektur YOLOv8n (nano) menghadirkan model deteksi objek satu tahap (*single-stage detector*) yang ringkas dengan parameter komputasi minimal, namun tetap mempertahankan akurasi tinggi pada berbagai variasi latar belakang dan pencahayaan [5], [13], [14]. Karakteristik komputasi yang ringan ini sangat ideal untuk dipadukan dengan komputer papan tunggal berefisiensi tinggi seperti Raspberry Pi 5 yang mampu mengeksekusi pustaka pemrosesan citra digital dan inferensi kecerdasan buatan secara mandiri di perangkat tepi (*edge AI computing*) [15]. Ruang lingkup penelitian ini difokuskan pada perancangan purwarupa pemilah terpadu yang membatasi klasifikasi pada empat fraksi sampah domestik utama, yaitu mudah terurai, daur ulang, residu, dan B3 pada lingkungan terkontrol. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan merancang, mengimplementasikan, serta menguji performa tempat sampah pintar (*SmartBin*) yang mengintegrasikan algoritma YOLOv8n, mikrokontroler pemroses Raspberry Pi 5, dan aktuator motor servo ganda untuk mengklasifikasi serta memilah sampah fisik secara otomatis, akurat, dan *real-time*. Sistem ini diharapkan mampu menjadi solusi teknologi aplikatif dalam meminimalkan kesalahan pemilahan manual serta mengoptimalkan tata kelola sampah domestik langsung dari sumbernya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Klasifikasi dan Karakteristik Sampah Domestik

Sampah didefinisikan sebagai material sisa dari aktivitas manusia yang tidak lagi diinginkan atau digunakan dan tidak terbentuk secara alami [16]. Timbulan sampah domestik bersumber dari permukiman, fasilitas umum, sentra perdagangan, perkantoran, dan industri rumah tangga [6]. Dalam pengelolaan sampah modern, limbah padat dikelompokkan ke dalam empat fraksi utama: sampah mudah terurai (*biodegradable*), daur ulang, Bahan Berbahaya dan Beracun (B3), serta residu. Sampah mudah terurai umumnya mencakup sisa bahan makanan dan limbah organik dapur yang timbul pada akhir rantai konsumsi pangan [17]. Sampah daur ulang meliputi polimer plastik, kertas, karton, dan kaca yang dapat diproses kembali melalui siklus pemilahan dan pengolahan sekunder [18], [19], [20]. Sampah B3 rumah tangga merupakan limbah sisa bahan kimia beracun atau kemasan produk domestik berbahaya (seperti baterai bekas, aerosol, dan wadah kimia pembersih) yang berisiko merusak kualitas ekosistem jika tercampur [21], [22], [23]. Adapun sampah residu merujuk pada material sisa yang tidak mempunyai potensi ekonomi sirkular karena tidak memenuhi spesifikasi industri daur ulang [24].

2.2. Kecerdasan Buatan dan Penglihatan Komputer

Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) merupakan kemampuan komputasi yang ditanamkan ke dalam suatu sistem mesin agar dapat meniru fungsi kognitif manusia dalam memecahkan masalah kompleks [25]. Bidang kecerdasan buatan mencakup jaringan saraf tiruan, logika fuzzy, sistem pakar, hingga robotika dan penglihatan komputer (*computer vision*) [25]. Penglihatan komputer memungkinkan sistem menganalisis pola informasi visual dari sensor citra secara otomatis. Pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi pilar utama

pemrosesan data piksel citra digital karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual tingkat tinggi secara hierarkis [26].

2.3. Arsitektur YOLOv8

Algoritma YOLO (*You Only Look Once*) merupakan representasi mutakhir dari arsitektur CNN yang berfokus pada deteksi objek satu tahap (*single-stage detector*) secara serempak [13], [26]. YOLOv8 merupakan iterasi pengembangan model yang memisahkan kepala pendeteksi koordinat (*bounding box*) dan probabilitas kelas melalui arsitektur *anchor-free decouple head* [14]. Desain ini secara signifikan memangkas beban komputasi dan mempercepat proses inferensi satu lintasan citra atau *single pass* [13], [14]. Selain aspek kecepatan, keunggulan YOLOv8 terletak pada ketahanan ekstraksi fitur terhadap variasi skala objek, gangguan latar belakang, serta variasi tingkat intensitas pencahayaan di lingkungan nyata [27].

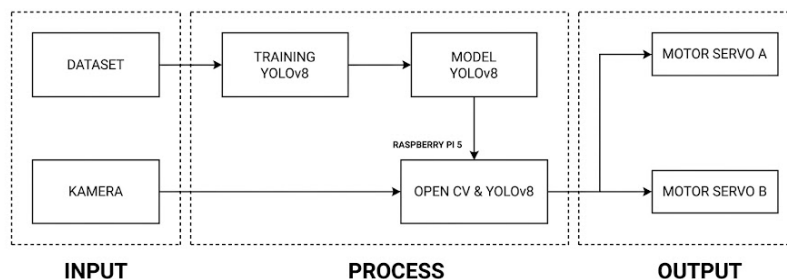
2.4. Mikrokomputer Raspberry Pi 5

Raspberry Pi adalah komputer papan tunggal (*single-board computer*) mini berkinerja tinggi yang menjalankan sistem operasi berbasis Linux dan mendukung eksekusi pustaka komputasi cerdas seperti OpenCV dan Python[15]. Generasi Raspberry Pi 5 memiliki peningkatan frekuensi prosesor, kapasitas pemrosesan grafis terintegrasi, serta efisiensi daya yang optimal untuk komputasi tepi (*edge AI computing*). Unit ini berfungsi sebagai pengendali utama yang menerima masukan citra dari modul kamera secara langsung, menjalankan inferensi deteksi YOLOv8n, dan mentransmisikan sinyal kendali ke aktuator elektromekanik seperti motor servo pemilah [15].

3. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental dan rekayasa sistem untuk merancang bangun tempat sampah otomatis cerdas berbasis penglihatan komputer. Ruang lingkup fokus penelitian mencakup pengenalan dan pengklasifikasian empat kategori sampah domestik, yaitu: (1) sampah mudah terurai (*biodegradable*), (2) daur ulang (*recyclable*), (3) Bahan Berbahaya dan Beracun (B3), serta (4) residu. Perancangan dan pengujian prototipe dilakukan di lingkungan Laboratorium Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Jakarta.

Bahan dan alat utama yang digunakan dalam sistem ini terbagi menjadi perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*). Komponen perangkat keras meliputi unit komputer papan tunggal Raspberry Pi 5 sebagai pengolah utama, kamera USB webcam sebagai sensor penangkap citra visual, dua unit motor servo MG996R bertorsi tinggi dengan rotasi 360°, akrilik, roda geser (*sliding roller*), serta konstruksi rangka wadah berbahan kayu dengan sekat empat kompartemen. Perangkat lunak yang digunakan mencakup sistem operasi Raspberry Pi OS, lingkungan bahasa pemrograman Python, kerangka kerja pengolahan citra OpenCV, pustaka *deep learning Ultralytics* dengan varian arsitektur YOLOv8n (nano), serta *platform Google Colaboratory* berbasis GPU untuk tahapan pelatihan model. Integrasi keterhubungan antar-komponen dalam sistem ini digambarkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Blok Diagram Integrasi Sistem SmartBin

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui pemotretan langsung secara mandiri terhadap berbagai sampel fisik sampah domestik nyata untuk membangun dataset primer sebanyak 300 citra digital. Pemilihan varian arsitektur YOLOv8n didasarkan pada bobot komputasi model yang sangat ringan dan kebutuhan konsumsi daya rendah untuk implementasi komputasi tepi (*edge AI*).

computing) pada Raspberry Pi 5. Guna mengatasi keterbatasan jumlah dataset primer sebesar 300 citra agar terhindar dari galat pelatihan, proses pembelajaran model memanfaatkan teknik pembelajaran transfer (*transfer learning*) menggunakan bobot awal teruji (*pre-trained weights* yolov8n.pt) berbasis korpus data MS COCO.

Sebelum memasuki tahapan pelatihan, seluruh citra melalui tiga tahapan pra-pemrosesan, yaitu: (1) standarisasi dimensi citra (*resizing*) menjadi matriks 640×640 piksel, (2) penyesuaian orientasi visual otomatis (*auto-orientation*), serta (3) normalisasi nilai intensitas piksel kanal warna (*pixel value normalization*). Setelah tahapan pra-pemrosesan, seluruh data dianotasi dengan label kotak pembatas (*bounding box*) yang sesuai. Dataset kemudian dibagi menjadi dua kelompok dengan proporsi 80% sebagai data latih (*training set*) sebanyak 240 citra dan 20% sebagai data uji (*testing set*) sebanyak 60 citra secara seimbang pada keempat kelas target, sebagaimana dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Dataset Citra Sampah Berdasarkan Kategori

Kategori Sampah	Data Latih (80%)	Data Uji (20%)	Total Citra
Mudah Terurai	60	15	75
Daur Ulang	60	15	75
Residu	60	15	75
B3	60	15	75
Total	240	60	300

Mekanisme operasional sistem bekerja secara bertahap saat objek diletakkan pada wadah awal penampung. Kamera menangkap citra sampah secara *real-time* dan meneruskan bingkai visual ke Raspberry Pi 5 untuk inferensi deteksi menggunakan algoritma YOLOv8n di bawah pustaka OpenCV. Hasil identifikasi kelas sampah kemudian dikonversi menjadi sinyal modulasi lebar pulsa (*Pulse Width Modulation / PWM*) untuk menggerakkan dua aktuator mekanis. Motor Servo A bertindak mengarahkan wadah pemilah menuju kompartemen yang sesuai dengan kelas hasil deteksi, sedangkan Motor Servo B menggerakkan bilah pendorong pembuka pintu wadah penampung awal hingga sampah jatuh ke dalam wadah tujuan yang tepat.

Teknik analisis data dalam penelitian ini dievaluasi secara kuantitatif melalui empat tahapan pengujian:

1. Evaluasi Konvergensi Pelatihan. Menganalisis dinamika fungsi galat (*loss*) dan metrik standar deteksi objek pada variasi parameter 60, 120, 180, 240, hingga 300 epoch, yang meliputi *Precision* (P), *Recall* (R), *mean Average Precision* pada ambang batas IoU 0,5 (*mAP@0.5*), serta rentang IoU 0,5–0,95 (*mAP@0.5:0.95*).
2. Pengujian Akurasi Deteksi Visual. Menguji performa deteksi model secara langsung menggunakan prototipe fisik terhadap 13 sampel baru per kategori sampah (total 52 kali pengujian). Tingkat akurasi deteksi dihitung menggunakan Persamaan (1):

$$\text{Akurasi Deteksi} = \frac{\sum \text{Sampel Terdeteksi Benar}}{\sum \text{Total Sampel Diuji}} \times 100\% \quad (1)$$

3. Pengujian Keandalan Integrasi Mekanik. Mengukur kesesuaian antara instruksi digital klasifikasi sistem luaran Raspberry Pi 5 dengan aksi fisik pergerakan Motor Servo A dan B dalam menjatuhkan objek ke wadah tujuan secara tepat. Tingkat akurasi integrasi dihitung menggunakan Persamaan (2):

$$\text{Akurasi Integrasi} = \frac{\sum \text{Aksi Mekanik Berhasil}}{\sum \text{Total Pengujian Mekanik}} \times 100\% \quad (2)$$

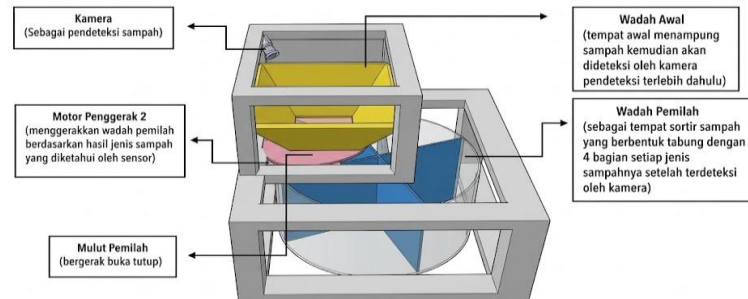
4. Pengukuran Latensi Komputasi. Menghitung durasi pemrosesan (dalam satuan detik) yang dihabiskan prosesor Raspberry Pi 5 dari saat *frame* citra visual diterima hingga pulsa kendali servo dibangkitkan secara tuntas.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Realisasi Prototipe Fisik dan Mekanika SmartBin

Perancangan struktur fisik prototipe *SmartBin* mengadopsi model pemilah bertingkat dengan material rangka berbahan kayu dan akrilik untuk membagi ruang kerja sistem secara modular. Pada tingkat atas, dirancang wadah penampung awal yang terhubung langsung dengan

Motor Servo B sebagai bilah pembuka dan pendorong sampah. Di bagian bawahnya, dipasang Motor Servo A yang menggerakkan penahan rotasi tiga perempat lingkaran untuk mengarahkan jalur jatuh sampah ke salah satu dari empat kuadran penampung pemilah yakni mudah terurai, residu, B3, dan daur ulang. Konfigurasi desain mekanika dan pembagian ruang penampungan tersebut digambarkan pada sketsa rancangan 3D pada Gambar 2.



Gambar 2. Sketsa Rancangan Mekanika Prototipe SmartBin

Setelah proses fabrikasi rangka selesai, perangkat keras elektronik diintegrasikan ke badan prototipe. Unit komputasi Raspberry Pi 5 diletakkan pada rak sisi samping wadah, sementara sensor webcam USB diposisikan pada sudut atas penampung awal agar memiliki ruang pandang optimal terhadap permukaan objek sampah. Konstruksi interior wadah dirancang agar objek sampah berada tepat di bawah fokus kamera sebelum mekanisme servo diaktifkan. Wujud fisik prototipe *SmartBin* beserta pengujian deteksi terhadap sampel sampah fisik botol plastik ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Realisasi Prototipe Fisik SmartBin dan Pengujian Deteksi Objek

Pengaruh Jumlah Epoch terhadap Performa Model Pelatihan

Evaluasi performa pelatihan model YOLOv8n dilakukan dengan mengamati dinamika nilai deteksi mAP@0.5 dan fungsi kesalahan atau *loss* pada variasi iterasi dari 60 hingga 300 epoch menggunakan rasio pembagian data latih dan uji 80:20. Data hasil pengujian epoch tersaji pada Tabel 2.

Tabel 2. Pengaruh Jumlah Epoch terhadap Nilai mAP@0.5 dan Loss Pelatihan YOLOv8n

Epoch	mAP@0.5 (%)	Loss
60	44,73	1,184
120	55,26	0,893
180	78,94	0,700
240	81,50	0,537
300	84,22	0,572

Berdasarkan data pada Tabel 2, terlihat adanya tren peningkatan performa pengenalan pola fitur citra oleh model seiring penambahan jumlah epoch pelatihan. Pada iterasi awal (epoch 60), model masih berada dalam kondisi *underfitting* dengan nilai mAP@0.5 sebesar 44,73% dan nilai

loss yang relatif tinggi sebesar 1,184. Peningkatan performa yang substansial tercapai saat model memasuki epoch 180 (78,94%) dan epoch 240 (81,50%). Titik performa optimal diraih pada epoch 300 dengan capaian mAP@0.5 tertinggi sebesar 84,22%. Nilai 84,22% ini secara spesifik merepresentasikan metrik mean *Average Precision* pada ambang batas IoU 0,5 (mAP@0.5) dari pustaka Ultralytics, yang merefleksikan ketepatan lokalisasi bounding box sekaligus klasifikasi kategori sampah secara simultan. Kenaikan tipis nilai loss dari 0,537 pada epoch 240 menjadi 0,572 pada epoch 300 mencerminkan adanya fluktuasi kurva validasi dan indikasi awal tercapainya titik jenuh konvergensi, sehingga proses pelatihan diputuskan cukup dihentikan pada epoch 300 guna mencegah potensi overfitting yang lebih besar. Bobot model pada epoch 300 ini kemudian dibekukan dan dikonversi ke dalam Raspberry Pi 5 untuk pengujian deteksi secara langsung.

Pengujian Akurasi Klasifikasi Deteksi Objek Sampah

Pengujian klasifikasi langsung dilakukan untuk menguji ketepatan model inferensi dalam mengenali empat kategori sampel sampah domestik di bawah kondisi pencahayaan operasional prototipe. Masing-masing kategori diuji sebanyak 13 kali pengulangan sampel fisik dengan total 52 kali pengujian. Hasil pengujian deteksi objek dirangkum pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Akurasi Klasifikasi Sampah

Kategori Sampah	Sampel Benar	Sampel Salah	Akurasi Deteksi (%)
Mudah Terurai	11	2	84,6
Daur Ulang	9	4	69,2
Residu	11	2	84,6
B3	10	3	76,9
Total / Rata-Rata	41	11	80,75

Hasil pada Tabel 3 menunjukkan bahwa sistem secara keseluruhan mampu mencapai rata-rata akurasi deteksi sebesar 80,75% atau mencapai 81% pada evaluasi metrik visual pengujian akhir. Tingkat akurasi tertinggi dicapai pada kategori sampah mudah terurai dan sampah residu, masing-masing sebesar 84,6% dengan 11 sampel berhasil dikenali dengan benar. Kategori sampah B3 memperoleh akurasi sebesar 76,9%. Sementara itu, akurasi terendah dijumpai pada kategori sampah daur ulang dengan tingkat keberhasilan sebesar 69,2% dengan 4 sampel mengalami kesalahan prediksi.

Analisis kesalahan menunjukkan bahwa sumber kekeliruan klasifikasi dominan terjadi antara material sampah residu dan daur ulang. Sampel residu yang berupa kemasan plastik makanan ringan multi-lapis seringkali terprediksi sebagai botol plastik daur ulang akibat pantulan cahaya pada permukaan material plastik yang mengaburkan batas tekstur objek saat ditangkap oleh sensor webcam [28]. Selain itu, variasi orientasi posisi letak sampah pada wadah awal turut mempengaruhi sudut pandang kontur objek yang ditangkap kamera.

Pengujian Keandalan Integrasi Mekanik dan Latensi Komputasi

Keandalan sistem *SmartBin* tidak hanya ditentukan oleh keakuratan prediksi algoritma, tetapi juga oleh sinkronisasi perintah keluaran terhadap aktuator elektromekanik pemilah [29]. Pengujian integrasi bertujuan memastikan perintah logika dari Raspberry Pi 5 berhasil dieksekusi secara tepat oleh Motor Servo A dan Motor Servo B. Bersamaan dengan itu, diukur latensi waktu komputasi inferensi dari saat citra masuk hingga instruksi servo dikirimkan. Data pengujian integrasi dan waktu komputasi disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Integrasi Mekanik dan Waktu Komputasi

Kategori Sampah	Sampel Benar	Sampel Salah	Akurasi Integrasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
Mudah Terurai	13	0	100,0	0,1222
Daur Ulang	11	2	84,6	0,0911
Residu	11	2	84,6	0,1052
B3	13	0	100,0	0,1477
Total / Rata-Rata	48	4	92,0	0,1126

Data pada Tabel 4 memperlihatkan performa integrasi elektromekanik yang sangat andal dengan rata-rata tingkat keberhasilan sebesar 92,0%. Kategori mudah terurai dan B3 mencatatkan tingkat keberhasilan integrasi sempurna yaitu 100% atau seluruh pengujian berhasil dijatuhkan ke kompartemen yang sesuai. Pada kategori residu dan daur ulang, keberhasilan integrasi tercatat 84,6%. Berdasarkan penelusuran kegagalan mekanisme, ketidaksesuaian jatuhnya sampah pada dua sampel tersebut bukan disebabkan oleh gangguan torsi atau keterlambatan gerak motor servo MG996R, melainkan murni akibat kesalahan klasifikasi visual pada tahap awal inferensi deteksi yang memicu servo bergerak ke kuadran yang keliru.

Dari aspek efisiensi komputasi, unit pemroses Raspberry Pi 5 mencatatkan rata-rata waktu inferensi sebesar 0,1126 detik per siklus deteksi objek. Waktu komputasi tercepat dicapai pada kategori sampah daur ulang sebesar 0,0911 detik, diikuti sampah residu 0,1052 detik, sampah mudah terurai 0,1222 detik, dan kategori sampah B3 sebesar 0,1477 detik. Kecepatan inferensi sekitar 112 milidetik ini menegaskan bahwa pemilihan varian model YOLOv8n (nano) pada Raspberry Pi 5 berhasil memenuhi kriteria respon *real-time* (di bawah 1 detik), sehingga tidak menimbulkan penumpukan antrean pembuangan sampah pada skenario penggunaan nyata.

Pembahasan Komparatif dan Analisis Kesenjangan

Temuan dalam penelitian ini memperlihatkan signifikansi keterbaruan jika dibandingkan dengan riset-riset sistem pemilahan sampah otomatis terdahulu. Pada penelitian Puadi dan Hambali [12], penggunaan sensor kedekatan induktif hanya mampu mendeteksi keberadaan objek berbasis logam tanpa kapabilitas diskriminasi tekstur visual, sehingga sampah organik basah dan non-logam lainnya diklasifikasikan secara seragam tanpa pemilahan bertingkat. Sebaliknya, integrasi sensor visual dan model YOLOv8n pada penelitian ini membuktikan lompatan kapabilitas dalam membedakan empat kelas sampah yang jauh lebih kompleks dan representatif terhadap timbulan limbah perkotaan.

Jika dibandingkan dengan riset Utomo dkk. [7] yang mengimplementasikan arsitektur YOLOv3 pada komputer mini NVIDIA Jetson Nano untuk tiga kelas sampah kantor (kertas, botol plastik, dan kaleng), penelitian ini berhasil memperluas spektrum pemilahan menjadi empat kategori limbah domestik termasuk fraksi mudah terurai dan B3 dengan waktu komputasi yang jauh lebih responsif yaitu 0,1126 detik per objek. Hal ini mengonfirmasi keunggulan arsitektur anchor-free decouple head YOLOv8n yang mampu mereduksi beban komputasi konvolusi bila dibandingkan dengan arsitektur *anchor-based* pada generasi YOLOv3 [7], [14]. Lebih lanjut, penelitian oleh Kholis dan Utaminigrum [30] yang menggunakan arsitektur Xception mencatat latensi pemrosesan yang relatif tinggi ketika menangani citra beresolusi tinggi pada perangkat tepi. Keberhasilan integrasi mekanik hingga 92% dan efisiensi waktu komputasi 0,1126 detik pada penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi YOLOv8n dengan arsitektur prosesor 64-bit Raspberry Pi 5 merupakan konfigurasi yang sangat seimbang antara akurasi deteksi dan efisiensi daya komputasi tepi (*edge AI computing*).

5. KESIMPULAN

Berdasarkan perancangan dan pengujian yang telah dilakukan, prototipe *SmartBin* yang mengintegrasikan algoritma *deep learning* YOLOv8n dan komputer papan tunggal Raspberry Pi 5 terbukti berhasil mengotomatisasi pemilahan sampah ke dalam empat kategori wadah secara efektif dan efisien. Model deteksi mencapai konvergensi pelatihan optimal pada epoch 300 dengan capaian mAP@0.5 sebesar 84,22% dan nilai *loss* sebesar 0,572. Pengujian prototipe fisik secara langsung menghasilkan rata-rata akurasi klasifikasi visual sebesar 80,75%, dengan performa tertinggi dicapai pada kategori sampah mudah terurai dan residu masing-masing sebesar 84,6%. Keandalan integrasi elektromekanik aktuator servo dalam mengarahkan dan menjatuhkan sampah mencapai tingkat keberhasilan rata-rata sebesar 92,0%, didukung efisiensi waktu komputasi inferensi yang sangat responsif yaitu 0,1126 detik per siklus deteksi. Capaian ini membuktikan bahwa sistem memiliki stabilitas operasional yang tinggi serta memenuhi kriteria kerja *real-time* untuk diterapkan sebagai solusi teknologi pemilahan sampah otomatis di fasilitas publik.

Untuk pengembangan sistem lanjutan, disarankan memperluas volume dan variasi dataset sampah domestik lokal agar model memiliki daya generalisasi yang lebih tangguh terhadap variasi bentuk objek yang tidak beraturan. Selain itu, penerapan augmentasi citra lanjutan serta penambahan mekanisme *early stopping* perlu diuji guna mengoptimalkan durasi pelatihan dan meminimalkan risiko *overfitting*. Penyempurnaan sistem tata cahaya terarah di dalam bilik deteksi juga sangat dianjurkan guna meminimalkan interferensi refleksi cahaya yang memicu bias klasifikasi antara material residu dan daur ulang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik, “Jumlah Penduduk Pertengahan Tahun (Ribuan Jiwa), 2022–2023,” Jun. 2023. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTk3NSMy/jumlah-penduduk-pertengahan-tahun-ribu-jiwa-.html>
- [2] Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan, “Capaian Kinerja Pengelolaan Sampah: Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN),” 2024. [Online]. Available: <https://sipsn.menlhk.go.id/sipsn/>
- [3] D. N. A. Yudiaskara, I. P. P. Wiraatmaja, P. N. Aurellia, and I. M. B. R. Mahendra, “Penilaian Indeks Risiko Lingkungan TPA Linggasana Karangasem,” *Nata Palembang: Journal of Environmental Engineering Innovations*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, May 2024.
- [4] P. Zhou, Z. Jiang, L. Zhao, H. Hu, and D. Li, “Mapping and potential risk assessment of marine debris in mangrove wetlands in the northern South China Sea,” *Sustainability*, vol. 17, no. 14, p. 6311, 2025, doi: 10.3390/su17146311.
- [5] Y. S. Nur’aini, N. A. Zahra, M. F. Ilham, I. T. Kusnadi, S. Bahri, and T. S. N. Koeswara, “YOLOv8-Based Waste Classification System with Ultrasonic Trigger for Power Efficiency,” *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi (JUISI)*, vol. 5, no. 2, pp. 141–153, May 2026, doi: 10.51903/pg864m25.
- [6] O. R. Trisnawati and N. Khasanah, “Penyuluhan Pengelolaan Sampah dengan Konsep 3R dalam Mengurangi Limbah Rumah Tangga,” *Jurnal Cakrawala: Studi Manajemen Pendidikan Islam dan Studi Sosial*, vol. 4, no. 2, pp. 216–226, Dec. 2020, doi: 10.37758/cakrawala.v4i2.222.
- [7] O. S. N. Utomo, F. Utaminingrum, and E. R. Widasari, “Implementasi YOLO versi 3 untuk Mengidentifikasi dan Mengklasifikasi Sampah Kantor berbasis NVIDIA Jetson Nano,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 6, pp. 2841–2848, Jun. 2022.
- [8] A. Kollmuss and J. Agyeman, “Mind the gap: Why do people act environmentally and what are the barriers to pro-environmental behavior?,” *Environ. Educ. Res.*, vol. 8, no. 3, pp. 239–260, 2002, doi: 10.1080/13504620220145401.
- [9] L. Steg and C. Vlek, “Encouraging pro-environmental behaviour: An integrative review and research agenda,” *J. Environ. Psychol.*, vol. 29, no. 3, pp. 309–317, 2009, doi: 10.1016/j.jenvp.2008.10.004.
- [10] G. W. Scurati, M. Bertoni, S. Graziosi, and F. Ferrise, “Exploring the use of virtual reality to support environmentally sustainable behavior: A framework to design experiences,” *Sustainability*, vol. 13, no. 2, p. 943, 2021, doi: 10.3390/su13020943.
- [11] X.-F. Lin *et al.*, “Teachers’ Perceptions of Teaching Sustainable Artificial Intelligence: A Design Frame Perspective,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 14, no. 13, 2022, doi: 10.3390/su14137811.
- [12] O. Puadi and H. Hambali, “Perancangan Alat Pemilah Sampah Otomatis,” *JTEIN: Jurnal Teknik Elektro Indonesia*, vol. 3, no. 1, pp. 1–14, Jan. 2022, doi: 10.24036/jtein.v3i1.195.
- [13] D. Vieri, R. Susanto, E. S. Purwanto, and M. K. Ario, “Enhancing Waste Classification with YOLOv8 Models for Efficient and Accurate Sorting,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 245, pp. 889–895, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.10.316.
- [14] I. M. Mudzopar and T. Wiharko, “Pengembangan Sistem Deteksi Offside Berbasis Metode YOLO dalam Video Pertandingan Sepak Bola,” *Digital Transformation Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 522–530, Nov. 2023, doi: 10.47709/digitech.v3i2.2908.

- [15] A. Z. Firdaus, D. Lelono, and O. Natan, "Sistem Klasifikasi Sampah Otomatis Berbasis Deteksi Objek Real-Time Pada Single Board Computer Dengan Algoritma YOLO," *Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems (IJEIS)*, vol. 15, no. 1, pp. 49–60, Apr. 2025, doi: 10.22146/ijeis.104520.
- [16] S. Kaza, L. Yao, P. Bhada-Tata, and F. Van Woerden, *What a Waste 2.0: A Global Snapshot of Solid Waste Management to 2050*. Washington, DC: World Bank Publications, 2018.
- [17] M. Chaerul and S. U. Zatadini, "Perilaku Membuang Sampah Makanan dan Pengelolaan Sampah Makanan di Berbagai Negara: Review," *Jurnal Ilmu Lingkungan*, vol. 18, no. 3, pp. 419–428, Dec. 2020, doi: 10.14710/jil.18.3.419-428.
- [18] B. Fang *et al.*, "Artificial Intelligence for Waste Management in Smart Cities: a Review," *Environ. Chem. Lett.*, vol. 21, pp. 1959–1989, Aug. 2023, doi: 10.1007/s10311-023-01604-3.
- [19] C. Yu *et al.*, "The Generation and Effects for Recyclable Waste from Households in a Megapolis: A Case Study in Shanghai," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 14, no. 13, 2022, doi: 10.3390/su14137854.
- [20] R. Clube, "Is job creation a legitimate social benefit of the circular economy?," *Resour. Conserv. Recycl.*, vol. 181, 2022, doi: 10.1016/j.resconrec.2022.106220.
- [21] N. D. K. Prasetyaningrum, T. Joko, and N. Astorina, "Kajian Timbulan Sampah Bahan Berbahaya dan Beracun (B3) Rumah Tangga di Kelurahan Sendangmulyo Kecamatan Tembalang Kota Semarang," *Jurnal Kesehatan Masyarakat (e-Journal)*, vol. 5, no. 5, pp. 734–742, Oct. 2017.
- [22] A. I. Almulhim, "Household's awareness and participation in sustainable electronic waste management practices in Saudi Arabia," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 13, no. 4, 2022, doi: 10.1016/j.asej.2022.101729.
- [23] F. T. F. Moraes, A. T. T. Gonçalves, J. P. Lima, and R. D. S. Lima, "An assessment tool for healthcare waste management in Brazilian municipalities during the COVID-19 pandemic," *Waste Management and Research*, vol. 40, no. 6, pp. 625–641, 2022, doi: 10.1177/0734242X211045208.
- [24] S. Majchrowska *et al.*, "Deep Learning-Based Waste Detection in Natural and Urban Environments," *Waste Management*, vol. 138, pp. 274–284, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.wasman.2021.12.001.
- [25] M. Siahaan, C. H. Jasa, K. Anderson, M. V Rosiana, S. Lim, and W. Yudianto, "Penerapan Artificial Intelligence (AI) Terhadap Seorang Penyandang Disabilitas Tunanetra," *Journal of Information System and Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 186–193, Nov. 2020.
- [26] Khairunnas, E. M. Yuniarno, and A. Zaini, "Pembuatan Modul Deteksi Objek Manusia Menggunakan Metode YOLO untuk Mobile Robot," *Jurnal Teknik ITS*, vol. 10, no. 1, pp. A1–A6, Apr. 2021, doi: 10.12962/j23373539.v10i1.60533.
- [27] M. A. Hadi, R. Ferdian, and L. Arief, "Klasifikasi Tingkat Ancaman Kriminalitas Bersenjata Menggunakan Metode You Only Look Once (YOLO)," *Chipset*, vol. 2, no. 1, pp. 33–40, Apr. 2021, doi: 10.25077/chipset.2.01.33-40.2021.
- [28] A. A. Akinsemolu and H. Onyeaka, "The role of green education in achieving the sustainable development goals: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 210, p. 115239, 2025, doi: 10.1016/j.rser.2024.115239.
- [29] C. Boya-Lara, D. Saavedra, A. Fehrenbach, and A. Marquez-Araque, "Development of a course based on BEAM robots to enhance STEM learning in electrical, electronic, and mechanical domains," *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 19, no. 1, 2022, doi: 10.1186/s41239-021-00311-9.
- [30] R. B. N. Kholis and F. Utaminigrum, "Rancang Bangun Sistem Klasifikasi Sampah Anorganik Kantor menggunakan Deep Learning Arsitektur Xception berbasis NVIDIA Jetson Nano," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 6, pp. 2849–2856, Jun. 2022.