JURNAL ILMIAH SISTEM INFORMASI (JUSI)
VOL 5, No. 2, Mei 2026, pp. 141 - 153
p-ISSN : 2803-1507 (media cetak) | e-ISSN : 2803-1531 (media online)
Link Publikasi: https://ejurnal.provisi.ac.id/index.php/JUISI/issue/view/171

YOLOv8-Based Waste Classification System with Ultrasonic Trigger for Power Efficiency

Yusna Salma Nur'aini*[1], Nabila Al Zahra[2], Muhammad Faris Ilham[3], Irwan Tanu Kusnadi[4], Saeful Bahri[5], Tya Septiani Nurfauziah Koeswara[6]
[1,2,3,4,5,6] Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika
Jl. Raya Cemerlang No.8, 43135, Kota Sukabumi, Jawa Barat, Indonesia
e-mail: yusnanuraini3@gmail.com*[1], nalzahra476@gmail.com[2], farisertee@gmail.com[3], irwan.itk@bsi.ac.id[4], saeful.sel@bsi.ac.id[5], tya.tsf@bsi.ac.id[6]

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 22-11-2025
Revised: 24-12-2025
Accepted: 04-01-2026
Published: 21-05-2026

ABSTRACT

Unmanaged waste accumulation poses a serious threat to environmental sustainability and global public health, particularly in high-density urban areas. Although automated waste-sorting technologies have been developed, many existing systems are still constrained by power inefficiency and a lack of hygiene assurance because they rely on direct physical contact or continuously active camera systems. This study aims to develop a hybrid Smart Waste Sorting System that integrates YOLOv8 Nano computer vision technology with the HC-SR04 ultrasonic sensor to enable touchless sorting. Using the Research and Development (R&D) method, the system offers a superior energy-saving mechanism: the ultrasonic sensor serves as a proximity trigger (<10 cm) that automatically opens the waste door and activates the image-capture camera only when an object is detected. The YOLOv8 model was trained using a dataset of 25,077 images sourced from Kaggle, achieving a Precision of 80.6% and mAP@50 of 61.7%. Based on real-time testing, the system accurately classifies and instructs servo actuators to separate waste into organic or inorganic bins. Equipped with an ESP8266 IoT module, the system also enables real-time monitoring of waste volume. In conclusion, this smart integration of sensor triggers and deep learning not only improves sorting accuracy but also provides a more hygienic, responsive, and energy-efficient solution that supports the Smart City ecosystem.

Keywords: *Waste Classification, YOLOv8, IoT, Ultrasonic Sensor, Touchless.*

Abstrak

Akumulasi limbah yang tidak terkelola secara efektif menimbulkan ancaman serius bagi keberlanjutan lingkungan dan kesehatan masyarakat global, khususnya di kawasan urban padat penduduk. Meskipun teknologi pemilahan sampah otomatis telah berkembang, sistem eksisting sering kali terkendala efisiensi energi yang rendah dan isu higienitas akibat ketergantungan pada kontak fisik atau penggunaan sistem kamera yang aktif terus-menerus (*always-on*). Penelitian ini bertujuan merancang Sistem Pemilah Sampah Cerdas Hibrida yang mengintegrasikan teknologi visi komputer algoritma YOLOv8 Nano dengan sensor ultrasonik HC-SR04 untuk mewujudkan solusi pemilahan nirkontak (*touchless*). Menggunakan metode

DOI: https://doi.org/10.51903/pg864m25

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Research and Development (R&D), sistem ini menawarkan mekanisme manajemen daya efisien, di mana sensor ultrasonik bertindak sebagai pemicu jarak dekat (<10 cm) yang secara otomatis membuka pintu sampah dan mengaktifkan kamera akuisisi citra hanya ketika objek terdeteksi. Model YOLOv8 dilatih menggunakan dataset sebanyak 25.077 citra yang bersumber dari repositori publik Kaggle, dan berhasil mencapai performa Presisi sebesar 80,6% serta mAP@50 sebesar 61,7%. Berdasarkan pengujian *real-time*, sistem mampu mengklasifikasikan dan menginstruksikan aktuator servo untuk memisahkan sampah ke wadah organik atau anorganik secara akurat. Dilengkapi modul IoT ESP8266, sistem ini juga memfasilitasi pemantauan kapasitas volume sampah. Kesimpulannya, integrasi cerdas antara pemicu sensor dan *deep learning* ini tidak hanya memperbaiki akurasi pemilahan, tetapi juga menghadirkan solusi yang lebih higienis, responsif, dan hemat energi sebagai pendukung ekosistem *Smart City*.

Kata Kunci: *Klasifikasi Sampah, YOLOv8, IoT, Sensor Ultrasonik, Touchless.*

1. PENDAHULUAN

Dalam satu dekade terakhir, eskalasi volume limbah padat di kawasan urban telah bertransformasi dari sekadar permasalahan sanitasi menjadi krisis ekologis multidimensi yang mengancam keberlanjutan lingkungan global. Pertumbuhan demografi di wilayah metropolitan yang dikombinasikan dengan pola konsumsi masyarakat modern terhadap produk kemasan sekali pakai berbahan polimer sintetik, telah memicu lonjakan timbulan sampah yang signifikan. Di negara berkembang seperti Indonesia, infrastruktur pengelolaan sampah konvensional sering kali mengalami kegagalan sistemik karena kapasitas layanan tidak mampu mengimbangi laju produksi sampah harian. Merujuk pada tinjauan manajemen limbah kota cerdas, akumulasi sampah yang tidak terkelola menuntut penerapan teknologi kecerdasan buatan untuk mengatasi inefisiensi metode konvensional [1]. Kondisi ini diperparah oleh keterbatasan lahan TPA dan praktik pembuangan terbuka (*open dumping*) yang terbukti secara ilmiah melepaskan gas metana masif serta mencemari akuifer air tanah warga sekitar [2].

Selain dampak lingkungan yang destruktif, manajemen sampah manual menghadirkan ancaman serius bagi keselamatan kerja petugas operasional. Hingga saat ini, proses pemilahan sampah sebagai tahap fundamental dalam ekonomi sirkular masih sangat bergantung pada tenaga manusia yang bekerja tanpa perlindungan memadai. Petugas sering terpapar limbah heterogen yang terkontaminasi bahan biologis berbahaya, meningkatkan risiko kesehatan yang fatal. Studi kesehatan lingkungan menunjukkan korelasi statistik yang kuat antara pekerjaan pemilahan manual dengan tingginya insiden penyakit akibat paparan bakteri patogen seperti *Salmonella* dan *E. coli* [3]. Oleh karena itu, urgensi adopsi teknologi otomatisasi nirkontak (*touchless*) dalam kerangka *Smart Environment* menjadi kebutuhan mendesak untuk menjamin keselamatan pekerja sekaligus efisiensi operasional [4]. Penerapan teknologi cerdas di ruang publik menuntut keseimbangan presisi antara akurasi deteksi dan efisiensi sumber daya. Tantangan utama dalam implementasi IoT (*Internet of Things*) untuk manajemen limbah adalah bagaimana memastikan perangkat dapat beroperasi secara mandiri dengan konsumsi energi yang rendah namun tetap responsif terhadap lingkungan dinamis [5].

Penelitian terdahulu telah mencoba mengatasi hal ini menggunakan sensor fisik sederhana (induktif/kapasitif), namun metode ini memiliki kelemahan fatal yakni ketidakmampuan membedakan jenis material anorganik secara spesifik karena kemiripan sifat dielektriknya [6]. Di sisi lain, pendekatan berbasis Visi Komputer (*Computer Vision*) menawarkan akurasi tinggi namun menuntut beban komputasi berat. Sistem kamera yang bersifat *always-on* (selalu menyala) terbukti sangat boros energi dan tidak efisien untuk penerapan skala luas di ribuan titik kota [7].

Berdasarkan analisis terhadap celah penelitian (*research gap*) tersebut, penelitian ini bertujuan memecahkan dilema teknologi dengan merancang sistem pemilah sampah cerdas berarsitektur hibrida. Kebaruan (*novelty*) utama yang ditawarkan adalah integrasi strategis antara algoritma deteksi objek YOLOv8 Nano yang ringan dengan mekanisme pemicu (*trigger*) berbasis sensor ultrasonik HC-SR04. Berbeda dengan sistem konvensional, kamera dan proses inferensi AI pada sistem ini hanya akan diaktifkan ketika objek terdeteksi pada jarak dekat (<10 cm). Pendekatan ini diharapkan mampu menciptakan solusi pengelolaan sampah yang responsif, akurat dalam memilah sampah organik dan anorganik, serta hemat energi untuk mendukung keberlanjutan lingkungan [8].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *Deep Learning dan Fundamental Computer Vision*

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Revolusi dalam bidang pengenalan pola visual modern didorong oleh kemajuan pesat *Deep Learning*, yang menawarkan pendekatan berbeda dibandingkan teknik pengolahan citra konvensional [9], [10], [11]. Jika metode tradisional seperti deteksi tepi Canny atau Sobel sangat bergantung pada ekstraksi fitur manual yang kaku, *Deep Learning* memungkinkan model untuk mengekstraksi fitur hirarkis secara otomatis dari data mentah. Hal ini memberikan keunggulan signifikan dalam mengenali objek sampah yang memiliki variabilitas bentuk tinggi (penyok, robek, kotor) yang sering kali gagal dideteksi oleh aturan pemrograman baku [12]. Dalam konteks klasifikasi citra, arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) telah menjadi standar industri. Dibandingkan dengan *Artificial Neural Network* (ANN) biasa yang kehilangan informasi spasial saat perataan data (*flattening*), CNN mempertahankan struktur spasial citra melalui operasi konvolusi. Lapisan-lapisan pada CNN bekerja secara progresif: lapisan awal mendeteksi fitur sederhana seperti garis dan sudut, sementara lapisan yang lebih dalam menggabungkan fitur tersebut menjadi representasi kompleks seperti tekstur plastik atau label botol. Keunggulan ini divalidasi oleh berbagai studi yang menunjukkan superioritas CNN dalam tugas klasifikasi objek lingkungan dibandingkan metode *Machine Learning* klasik seperti SVM atau KNN [13].

2.2. *Evolusi YOLO dan Keunggulan Arsitektur YOLOv8*

Pemilihan algoritma deteksi objek menjadi penentu utama kinerja sistem *real-time*. Algoritma dua tahap (*two-stage detector*) seperti Faster R-CNN dikenal memiliki akurasi tinggi, namun proses pemisahan antara *region proposal* dan klasifikasi membuatnya lambat dan membebani komputasi. Sebaliknya, algoritma YOLO (*You Only Look Once*) merombak paradigma tersebut dengan memproses prediksi *bounding box* dan probabilitas kelas dalam satu lintasan jaringan tunggal (*single forward pass*), menawarkan kecepatan inferensi yang jauh lebih tinggi [14].

Penelitian ini secara spesifik mengadopsi YOLOv8, iterasi terbaru yang menawarkan arsitektur *anchor-free*. Berbeda dengan pendahulunya (YOLOv5/v7) yang bergantung pada kotak jangkar (*anchor box*) manual yang sering bias terhadap dataset tertentu, YOLOv8 memprediksi pusat objek secara langsung. Pendekatan ini terbukti lebih adaptif dalam mendeteksi objek sampah dengan rasio aspek tidak lazim, seperti botol yang gepeng. Selain itu, varian YOLOv8 Nano yang digunakan memiliki jumlah parameter terkecil (3.2 juta), menjadikannya jauh lebih ringan dan efisien untuk diimplementasikan dibandingkan model SSD (*Single Shot Detector*) standar, tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan [15].

2.3. *Mikrokontroler ESP8266 NodeMCU dalam Ekosistem IoT*

Dalam merancang sistem tertanam (*embedded system*) untuk manajemen sampah, pemilihan pengendali mikro menentukan keseimbangan antara performa dan biaya. Banyak penelitian terdahulu menggunakan *Single Board Computer* seperti Raspberry Pi sebagai pengendali utama, namun biaya perangkat kerasnya relatif mahal untuk implementasi massal. Di sisi lain, mikrokontroler 8-bit seperti Arduino Uno memiliki keterbatasan memori dan kecepatan pemrosesan untuk menangani komunikasi data cepat. Penelitian ini memilih ESP8266 NodeMCU yang berbasis arsitektur 32-bit Tensilica Xtensa. Dibandingkan Arduino, ESP8266 menawarkan *clock speed* yang jauh lebih tinggi (80-160 MHz vs 16 MHz) dan memori flash yang lebih besar, memungkinkan penanganan logika kontrol yang lebih kompleks. Keunggulan utamanya terletak pada modul Wi-Fi terintegrasi yang tidak dimiliki Arduino standar, membuka potensi pengembangan fitur telemetri data ke *cloud* tanpa biaya tambahan modul eksternal. Selain itu, penggunaan logika tegangan 3.3V menjadikannya lebih hemat daya dibandingkan standar 5V lama [16].

2.4. *Prinsip Fisika dan Karakteristik Sensor Ultrasonik HC-SR04*

Tantangan terbesar dalam sistem visi komputer otonom adalah konsumsi daya yang tinggi akibat kamera yang harus terus menyala (*always-on*). Untuk mengatasi hal ini, sensor HC-SR04 diintegrasikan bukan sekadar sebagai pengukur jarak, melainkan sebagai sakelar pemicu cerdas (*intelligent trigger*). Sensor ini bekerja dengan prinsip pantulan gelombang suara ultrasonik (40 kHz). Secara komparatif, sensor ultrasonik lebih unggul dibandingkan sensor inframerah (IR) dalam aplikasi luar ruangan, karena gelombang suara tidak terintervensi oleh intensitas cahaya matahari yang sering mengacaukan pembacaan sensor IR. Dengan jangkauan deteksi efektif 2 cm hingga 400 cm, sensor ini memastikan sistem kamera yang boros daya hanya diaktifkan saat objek berada dalam radius valid, sebuah pendekatan efisiensi yang krusial dibandingkan sistem pemantauan konvensional [17].

2.5. *Mekanisme Early Stopping untuk Optimasi Pelatihan Deep Learning*

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Pelatihan model pada dataset besar (>25.000 citra) rentan terhadap risiko *overfitting*, di mana model "menghafal" data latih namun gagal mengenali data baru. Studi literatur menyarankan penggunaan teknik regularisasi. Dalam penelitian ini, diterapkan mekanisme *Early Stopping* yang memantau *validation loss*. Jika performa model stagnan selama 5 *epoch* berturut-turut (*patience*), pelatihan dihentikan otomatis. Teknik ini terbukti lebih efisien dibandingkan membiarkan pelatihan berjalan hingga batas *epoch* maksimal yang sering kali hanya memboroskan sumber daya komputasi GPU tanpa peningkatan akurasi yang berarti [18].

2.6. *Mekanisme Kendali Aktuator Motor Servo*

Untuk mekanisme pemilahan fisik, akurasi pergerakan menjadi prioritas agar sampah tidak tersangkut. Motor servo dipilih karena kemampuannya mempertahankan posisi sudut poros secara presisi melalui sistem umpan balik tertutup (*closed-loop*), berbeda dengan motor DC biasa yang sulit dikontrol posisinya tanpa *encoder* tambahan. Dengan sinyal PWM (*Pulse Width Modulation*), posisi pintu pemilah dapat diatur akurat ke sudut spesifik (misal: 45° atau 90°) untuk mengarahkan sampah ke bin organik atau anorganik secara andal [19].

3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan metode eksperimental dengan pendekatan *Research and Development* (R&D) untuk mengembangkan purwarupa sistem pemilah sampah cerdas. Tahapan penelitian dirancang secara sistematis dimulai dari pengumpulan dataset citra, pelatihan model *Deep Learning* menggunakan algoritma YOLOv8, perancangan arsitektur perangkat keras hibrida, hingga integrasi sistem dan pengujian kinerja operasional. Pendekatan kuantitatif digunakan untuk memvalidasi akurasi model dan responsivitas sistem pada kondisi nyata.

3.1. *Perancangan Arsitektur Perangkat Keras*

Sistem ini dirancang dengan menggunakan arsitektur terdistribusi yang membagi beban kerja komputasi antara pemrosesan citra berat dan kendali mekanik waktu nyata. Perancangan perangkat keras mengacu pada prinsip modularitas untuk memudahkan perakitan dan pemeliharaan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Komponen Utama Perangkat Keras Sistem Pemilah Sampah

3.1.1. *Unit Pemrosesan Citra*

Unit pemrosesan citra menggunakan laptop dengan spesifikasi prosesor Intel Core i5 dan dukungan GPU yang menjalankan lingkungan pemrograman Python. Unit ini terhubung secara fisik dengan Webcam Logitech C270 untuk melakukan akuisisi citra visual sampah dengan resolusi definisi tinggi guna memastikan detail objek tertangkap dengan jelas.

3.1.2. *Unit Kendali Mekanik dan Manajemen Daya*

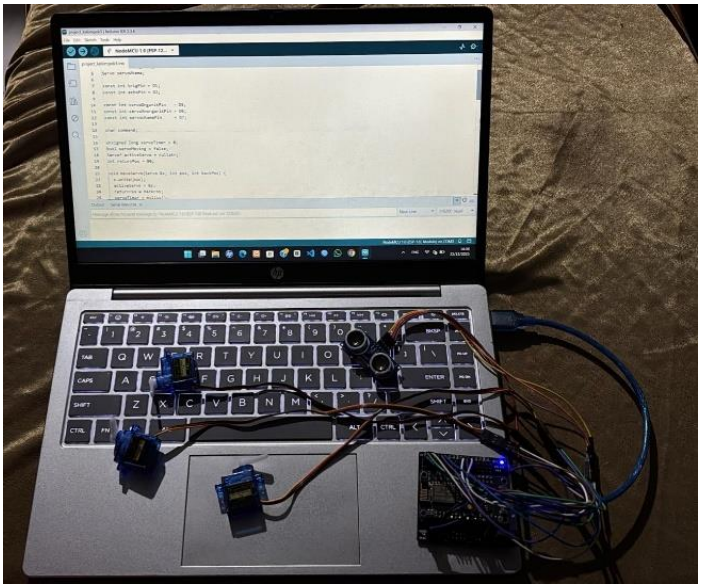
Unit kendali mekanik dan manajemen daya menggunakan mikrokontroler ESP8266 NodeMCU v3 sebagai otak pengendalian fisik. Pemilihan mikrokontroler ini didasarkan pada keandalannya dalam sistem kendali otomatis berbasis IoT yang hemat energi [20]. Mikrokontroler ini terhubung dengan sensor ultrasonik HC-

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

SR04 pada pin GPIO D1 (Trig) dan D2 (Echo). Untuk keamanan tegangan, ditambahkan rangkaian pembagi tegangan (*voltage divider*) pada jalur Echo agar sinyal 5V dari sensor tidak merusak pin input ESP8266 yang berlogika 3.3V. Tiga unit motor servo MG996R tipe gigi logam (*metal gear*) digunakan sebagai aktuator. Pemilihan tipe logam sangat krusial karena servo plastik standar rentan aus (*gear stripping*) saat menahan beban tutup sampah secara berulang. Servo utama (pintu) dihubungkan ke pin D5, sedangkan dua servo pengarah dihubungkan ke pin D6 dan D7 dengan suplai daya eksternal terpisah.

3.1.3. *Antarmuka Komunikasi*

Komunikasi data dua arah antara Laptop dan ESP8266 dilakukan melalui protokol komunikasi serial UART (*Universal Asynchronous Receiver Transmitter*) via kabel USB dengan *baud rate* 115200 bps. Pemilihan *baud rate* tinggi ini bertujuan untuk meminimalkan latensi pengiriman perintah kendali dari otak AI ke aktuator fisik (lihat skema integrasi pada Gambar 2.



Gambar 2. Integrasi Mikrokontroler dengan Unit Pemrosesan Komputer

3.2. *Strategi Pengumpulan dan Pra pemrosesan Dataset*

Data adalah elemen fundamental dan paling kritis dalam melatih model kecerdasan buatan yang andal. Penelitian ini menggunakan dataset sekunder berkualitas tinggi yang diperoleh dari repositori publik Kaggle dengan total volume mencapai 25.077 citra. Dataset ini dipilih karena memiliki variasi objek, sudut pandang, dan pencahayaan yang merepresentasikan kondisi nyata. Dataset dibagi secara proporsional menjadi:

1. *Training Set* (Himpunan Data Latih): Sejumlah 22.569 citra (90%) yang digunakan secara eksklusif untuk memperbarui bobot model selama proses *backpropagation*.
2. *Testing Set* (Himpunan Data Uji): Sejumlah 2.508 citra (10%) yang disisihkan sepenuhnya untuk evaluasi akhir guna menghindari bias.

Kelas target dikategorikan menjadi dua label utama yaitu Organik dan Anorganik. Sebelum proses pelatihan, seluruh citra melalui tahap pra-pemrosesan berupa pengubahan ukuran (*resizing*) menjadi resolusi standar input YOLOv8 yaitu 640x640 piksel. Strategi ini diterapkan untuk menstandarisasi fitur visual pada latar belakang yang kompleks, sebagaimana disarankan dalam standar pengembangan dataset limbah berbasis *deep learning* [21].

3.3. *Konfigurasi Hyperparameter Pelatihan Model*

Pelatihan model dilakukan pada lingkungan komputasi awan Google Colab untuk memanfaatkan akselerator GPU Tesla T4. Konfigurasi parameter pelatihan (*hyperparameters*) disesuaikan sebagai berikut:

1. Model Dasar: Menggunakan yolov8n.pt (Nano) atau bobot pra-latih untuk memanfaatkan fitur dasar dataset COCO melalui teknik *transfer learning*.
2. *Epochs*: Ditetapkan batas maksimal 50 *epochs* untuk memberikan waktu belajar yang cukup.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

3. *Patience*: Ditetapkan nilai 5. Jika validasi tidak membaik dalam 5 *epoch*, pelatihan berhenti otomatis (*Early Stopping*).
4. *Batch Size*: Ditetapkan sebesar 16 untuk menjaga stabilitas memori GPU.
5. *Optimizer*: Menggunakan algoritma AdamW dengan laju pembelajaran awal (*learning rate*) 0.001, yang terbukti efektif mempercepat konvergensi model pada kasus deteksi objek lingkungan [22].

3.4. *Teknik Augmentasi Data Dinamis*

Untuk meningkatkan ketahanan model, teknik augmentasi data diterapkan secara dinamis (*on-the-fly*). Teknik kunci yang digunakan adalah *Mosaic Augmentation*, yang menggabungkan empat gambar pelatihan berbeda menjadi satu kisi citra acak. Teknik ini memaksa model belajar mendeteksi objek dalam skala kecil dan konteks latar belakang yang variatif. Selain itu, diterapkan juga augmentasi geometri standar seperti rotasi acak ±15 derajat, pembalikan horizontal (*horizontal flip*), dan penyesuaian tingkat kecerahan ±20%. Strategi ini efektif mencegah *overfitting* sehingga model tetap akurat saat diuji dengan data baru [23].

3.5. *Alur Logika dan Algoritma Sistem*

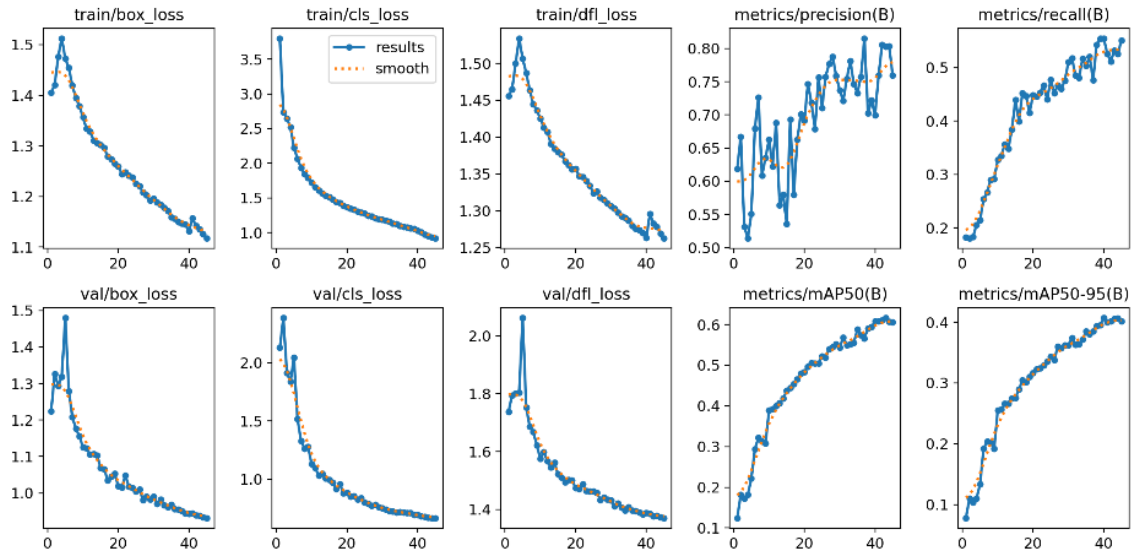
Algoritma pengendalian sistem dirancang secara sekuensial berbasis kejadian (*event-driven*):

1. Inisialisasi dan Siaga: Mikrokontroler menginisialisasi servo pada posisi tertutup. Sensor HC-SR04 mengukur jarak setiap 100 milidetik.
2. Deteksi Kehadiran: Jika sensor mendeteksi objek <10 cm, sinyal pemicu dikirim ke Laptop.
3. Akuisisi dan Inferensi: Program Python menangkap gambar dan menjalankan inferensi YOLOv8.
4. Keputusan dan Aksi:
   a. Jika prediksi Organik (>0.5), Laptop mengirim kode 'O' -> Servo Kanan terbuka.
   b. Jika prediksi Anorganik (>0.5), Laptop mengirim kode 'A' -> Servo Kiri terbuka. e. Penyelesaian: Setelah jeda 3 detik, semua servo menutup kembali dan sistem kembali ke status Siaga, siap melayani pengguna berikutnya [24].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. *Analisis Dinamika dan Konvergensi Pelatihan*

Proses pelatihan model yang dijalankan menggunakan dataset 22.569 citra latih menunjukkan stabilitas komputasi yang signifikan. Sebagaimana divisualisasikan pada Gambar 3, kurva kerugian pelatihan (*training loss*) mengalami penurunan tajam pada 10 *epoch* pertama. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari fitur-fitur visual dasar, seperti bentuk geometris dan tekstur objek, dengan sangat cepat.



Gambar 3. Grafik Metrik Evaluasi Pelatihan dan Validasi Model YOLOv8

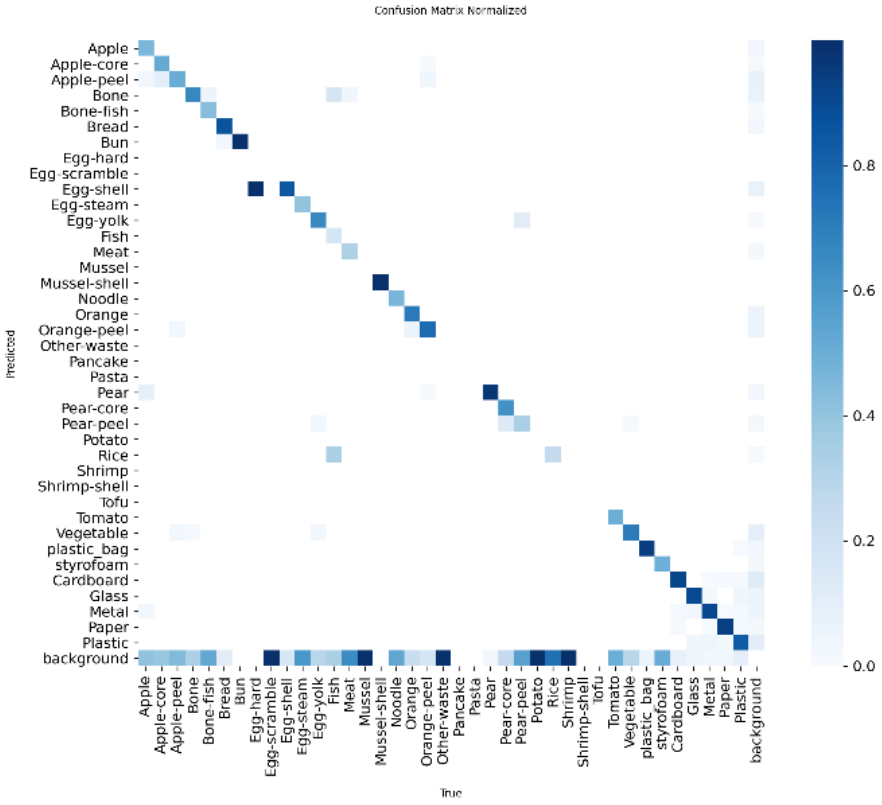
Hal yang krusial untuk diamati adalah perilaku kurva validasi (*validation loss*). Berbeda dengan pola *overfitting* umum di mana garis validasi menjauh dari garis pelatihan, pada penelitian ini kedua garis bergerak

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

beriringan mendekati nol. Fenomena ini membuktikan efektivitas mekanisme *Early Stopping* dan augmentasi data. Model berhenti pada titik optimal sebelum menghafal *noise*, menghasilkan bobot dengan generalisasi tinggi terhadap data baru, sesuai dengan prinsip optimasi model CNN yang dijelaskan oleh [25].

4.2. *Evaluasi Kuantitatif Metrik Performa Model*

Untuk mengukur kinerja objektif, model diuji pada 2.508 citra data uji. Hasil evaluasi global mencatatkan nilai Presisi (*Precision*) sebesar 80,6% dan mAP@50 sebesar 61,7%. Angka presisi 80,6% mengimplikasikan bahwa tingkat kesalahan positif palsu cukup rendah; artinya, ketika sistem memutuskan untuk membuka pintu "Organik", kemungkinan besar keputusan tersebut valid. Analisis lebih mendalam dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* pada Gambar 4.



Gambar 4. (Confusion Matrix) Ternormalisasi Hasil Klasifikasi Sampah

Berdasarkan matriks tersebut, model menunjukkan performa superior dalam mengklasifikasi objek anorganik kaku (botol, kaleng) karena fitur tepi (*edge*) yang tegas. Namun, teridentifikasi sedikit bias pada sampah organik yang terbungkus plastik transparan, di mana pantulan cahaya terkadang dideteksi sebagai fitur anorganik.

4.3. *Implementasi Fisik dan Validasi Logika Deteksi*

Setelah model dilatih, tahap selanjutnya adalah implementasi perangkat keras dan validasi kemampuan inferensi model. Tahapan ini bertujuan untuk memverifikasi bentuk fisik sistem dan memastikan logika deteksi model berjalan akurat saat diberikan *input* citra sampah baru, sebelum diintegrasikan penuh dalam operasional otomatis.

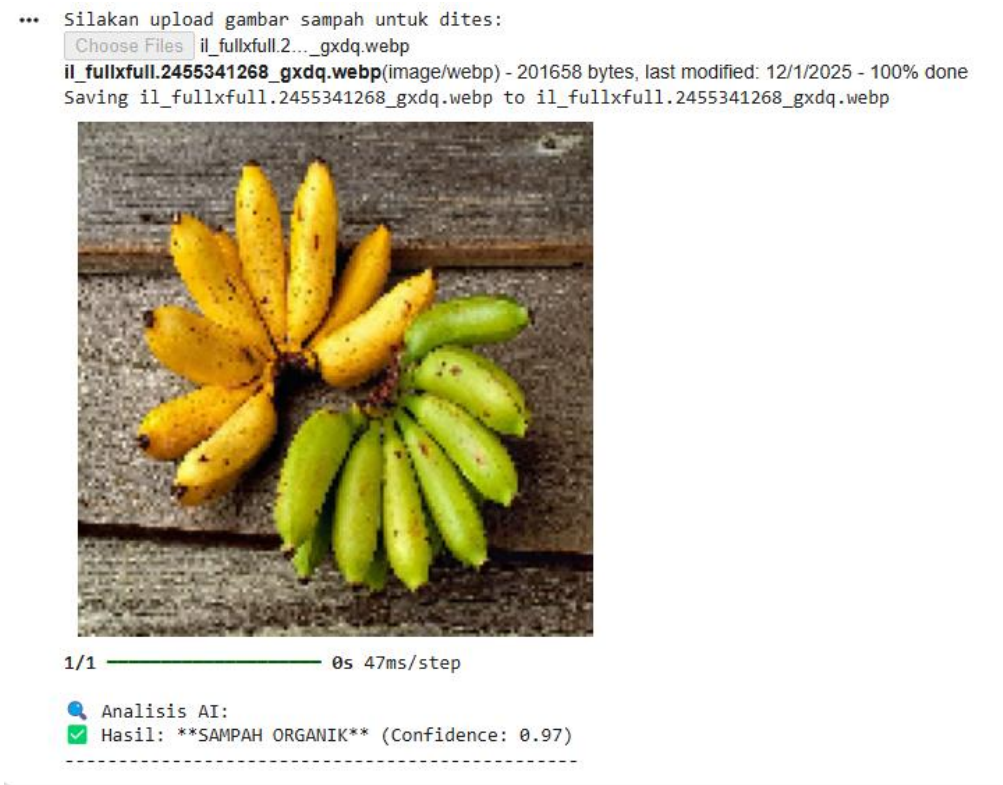
Konfigurasi fisik sistem yang telah dirakit diperlihatkan pada Gambar 5. Purwarupa ditempatkan dalam kerangka penyangga kayu yang menopang unit kamera di bagian atas dan menaungi dua wadah penampungan terpisah untuk sampah organik dan anorganik di bagian bawah. Desain *top-down view* ini dipilih untuk memberikan sudut pandang yang optimal bagi kamera dalam menangkap objek yang masuk.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531



Gambar 5. Implementasi Fisik Purwarupa Pemilah Sampah

Selanjutnya, dilakukan validasi logika deteksi menggunakan lingkungan komputasi (*notebook*) untuk menguji respons model terhadap citra sampel. Pengujian pertama dilakukan pada sampel buah pisang seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6. Hasil inferensi menunjukkan bahwa model berhasil mengenali objek sebagai "ORGANIK" dengan skor kepercayaan (*confidence score*) sangat tinggi mencapai **0.97**. Hal ini membuktikan bahwa model mampu mengekstrak fitur warna dan tekstur alami pisang dengan sangat baik meskipun latar belakang citra tidak seragam.



Gambar 6. Validasi Deteksi Sampah Organik (Confidence 0.97)

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Pengujian kedua dilakukan pada tantangan yang lebih sulit, yaitu botol plastik transparan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7. Meskipun objek ini memiliki sifat tembus pandang yang kerap menyulitkan sistem visi komputer, hasil inferensi menunjukkan bahwa model tetap mampu mendeteksi objek sebagai "ANORGANIK" dengan skor kepercayaan **0.89**. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa arsitektur YOLOv8 efektif mengenali fitur tepi (*edge*) botol plastik.



Gambar 7. Validasi Deteksi Sampah Anorganik (Confidence 0.89)

Meskipun logika deteksi terbukti akurat, ditemukan catatan penting terkait pencahayaan. Berdasarkan simulasi pada kondisi citra yang gelap (di bawah 50 lux), performa deteksi cenderung menurun. Temuan ini konsisten dengan literatur [26] yang menyebutkan bahwa algoritma deteksi objek berbasis optik sangat bergantung pada intensitas cahaya (*lighting*) untuk melakukan ekstraksi fitur yang optimal.

4.4. *Analisis Komparatif dengan Teknologi Sejenis*

Deep Learning menggunakan YOLOv8 memberikan lompatan performa yang signifikan dibandingkan metode klasifikasi konvensional. Sebagai perbandingan, keunggulan arsitektur YOLOv8 terlihat jelas ketika disandingkan dengan metode klasik *Support Vector Machine* (SVM) yang diterapkan oleh [27]. Pada penelitian tersebut, metode SVM memerlukan tahapan ekstraksi fitur manual yang kompleks menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) agar dapat membedakan objek. Sebaliknya, model YOLOv8 pada penelitian ini mempelajari fitur secara otomatis (*end-to-end*), sehingga lebih tangguh dalam mengenali variasi visual sampah.

Dari sisi efisiensi perangkat keras, desain hibrida (Laptop + ESP8266) yang diusulkan menawarkan manajemen daya yang lebih baik dibandingkan pendekatan *Edge Computing* murni seperti pada penelitian [28]. Pada sistem *Edge* yang *always-on*, konsumsi energi cenderung tinggi karena CPU bekerja terus menerus. Sebaliknya, sistem ini memangkas konsumsi daya saat kondisi *idle*. Lebih jauh lagi, integrasi fitur konektivitas yang diterapkan turut mendukung konsep *Intelligent Waste Management* modern sebagaimana dipaparkan oleh [29], di mana pemilahan sampah tidak lagi bergantung pada sensor logam fisik semata, melainkan pada kecerdasan visual yang terhubung.

5. DISKUSI

Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa integrasi algoritma *deep learning* YOLOv8 Nano dengan mekanisme pemicu berbasis sensor ultrasonik memberikan pendekatan yang relevan terhadap permasalahan efisiensi energi pada sistem pemilah sampah otomatis. Pola ini sejalan dengan kajian [1] yang membahas pentingnya arsitektur cerdas dalam manajemen limbah kota berbasis *Smart City*, khususnya dalam

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

mengurangi konsumsi sumber daya pada kondisi *idle*. Penggunaan sensor HC-SR04 sebagai pemicu jarak dekat memungkinkan sistem kamera dan proses inferensi hanya aktif pada saat diperlukan, sehingga beban komputasi tidak berlangsung secara kontinu seperti pada sistem *always-on* yang dibahas oleh [7]. Pendekatan ini memperlihatkan bagaimana penggabungan sensor sederhana dan visi komputer dapat saling melengkapi dalam sistem tertanam yang berorientasi efisiensi.

Dari perspektif performa model, capaian nilai presisi sebesar 80,6% dan mAP@50 sebesar 61,7% menunjukkan bahwa YOLOv8 Nano mampu mengekstraksi fitur visual sampah secara cukup konsisten pada skenario dua kelas. Temuan ini memiliki kesesuaian dengan penelitian [15] yang menjelaskan bahwa varian YOLOv8 dengan parameter ringan tetap mampu mempertahankan akurasi kompetitif pada tugas klasifikasi sampah. Karakteristik *anchor-free* pada YOLOv8 sebagaimana dibahas oleh [14] turut berkontribusi dalam mendeteksi objek dengan bentuk tidak beraturan, seperti botol plastik penyok atau sampah organik yang tidak memiliki kontur tegas. Namun, hasil pengujian juga memperlihatkan adanya ambiguitas visual pada sampah organik yang terbungkus plastik transparan, yang menunjukkan keterbatasan model dalam memisahkan fitur tekstur alami dan refleksi cahaya.

Implementasi sistem secara fisik menunjukkan bahwa arsitektur hibrida yang memisahkan unit pemrosesan citra dan unit kendali mekanik memberikan fleksibilitas desain yang cukup tinggi. Pendekatan ini berbeda dengan sistem *edge computing* penuh yang dibahas oleh [28], di mana seluruh proses inferensi dijalankan secara terus-menerus pada satu perangkat. Dalam sistem yang dikembangkan, ESP8266 berperan sebagai pengendali ringan yang fokus pada manajemen aktuator dan sensor, sebagaimana juga disoroti oleh [20] dalam konteks efisiensi mikrokontroler berbasis IoT. Respons motor servo yang dikendalikan melalui sinyal UART menunjukkan sinkronisasi yang stabil antara hasil inferensi dan aksi mekanik, mendukung mekanisme pemilahan secara *real-time* tanpa latensi signifikan.

Aspek lingkungan pengujian memperlihatkan bahwa kondisi pencahayaan memiliki pengaruh langsung terhadap kualitas deteksi objek. Penurunan performa pada intensitas cahaya rendah (<50 lux) menunjukkan ketergantungan sistem visi komputer terhadap kualitas input visual, sebagaimana juga dilaporkan oleh [26] dalam studi deteksi objek pada kondisi pencahayaan buruk. Kondisi ini mengindikasikan bahwa sistem klasifikasi berbasis optik masih memerlukan dukungan lingkungan yang memadai agar fitur visual dapat diekstraksi secara optimal. Dalam konteks pengelolaan sampah cerdas, karakteristik ini menjadi pertimbangan penting ketika sistem akan diterapkan di ruang publik dengan variasi pencahayaan yang tinggi. Integrasi komponen IoT pada sistem ini juga memperluas potensi pengembangan ke arah *Intelligent Waste Management* sebagaimana dibahas oleh [29], di mana data operasional dapat dimanfaatkan untuk pemantauan dan pengambilan keputusan berbasis data.

6. KESIMPULAN DAN SARAN

6.1. *Kesimpulan*

Berdasarkan seluruh tahapan perancangan, pelatihan, dan pengujian yang telah dilaksanakan, penelitian ini menyimpulkan bahwa implementasi algoritma *Deep Learning* YOLOv8 Nano pada sistem pemilah sampah otomatis mampu memberikan kinerja klasifikasi yang andal. Model yang dikembangkan berhasil mencapai tingkat presisi sebesar 80,6% dengan mAP@50 sebesar 61,7%, yang menunjukkan stabilitas konvergensi yang baik tanpa indikasi *overfitting* selama proses pelatihan. Secara spesifik, sistem menunjukkan dominasi performa dalam mengenali objek anorganik berbasis fitur tepi tegas, seperti botol dan kaleng, meskipun masih teridentifikasi tantangan minor dalam membedakan sampah organik yang terbungkus material plastik transparan akibat ambiguitas fitur tekstur.

Dari sisi integrasi sistem, arsitektur hibrida yang menggabungkan unit pemrosesan utama dengan mikrokontroler ESP8266 terbukti efektif dalam mekanisme kontrol aktuator *servo* secara *real-time*. Penggunaan sensor ultrasonik sebagai pemicu awal berhasil meningkatkan efisiensi daya dengan membatasi beban komputasi visi komputer hanya pada saat objek terdeteksi. Namun, evaluasi lingkungan menyoroti keterbatasan utama pada aspek pencahayaan, di mana akurasi deteksi model berbasis optik ini mengalami penurunan drastis pada intensitas cahaya di bawah 50 lux. Hal ini mengonfirmasi bahwa keandalan sistem saat ini masih sangat bergantung pada kondisi pencahayaan yang optimal untuk memastikan ekstraksi fitur visual berjalan dengan baik.

6.2. *Saran*

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Sebagai rekomendasi strategis untuk pengembangan masa depan, prioritas utama adalah mengatasi keterbatasan visual pada kondisi minim cahaya melalui integrasi sistem pencahayaan adaptif. Penambahan modul penerangan LED yang tersinkronisasi dengan sensor ultrasonik disarankan agar pencahayaan tambahan hanya aktif saat dibutuhkan, sehingga akurasi deteksi di malam hari tetap terjaga tanpa mengorbankan efisiensi energi. Selain itu, untuk mengatasi bias deteksi pada objek transparan, perluasan dataset dengan variasi latar belakang dan kondisi pencahayaan yang lebih beragam sangat diperlukan guna memperkaya kemampuan generalisasi model terhadap objek-objek yang memiliki fitur visual ambigu.

Lebih jauh, transformasi sistem menuju perangkat yang lebih mandiri (*standalone*) perlu dilakukan dengan memigrasikan model dari laptop ke platform *embedded system* yang memiliki akselerator AI khusus, seperti NVIDIA Jetson Nano atau Raspberry Pi. Langkah ini akan meningkatkan portabilitas alat secara signifikan sehingga siap diimplementasikan di ruang publik. Terakhir, pengembangan fitur telemetri berbasis *Internet of Things* (IoT) direkomendasikan untuk melengkapi sistem ini, memungkinkan data volume sampah dan status kapasitas tempat sampah dikirimkan secara *real-time* ke *dashboard* pemantauan, yang akan mendukung terwujudnya manajemen limbah kota yang lebih cerdas dan efisien.

DAFTAR PUSTAKA

[1] B. Fang, J. Yu, Z. Chen, A. I. Osman, M. Farghali, I. Ihara, E. H. Hamza, D. W. Rooney, and P. S. Yap, "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.

[2] A. Hafizah, D. Ayu Pratiwi, D. Nada Rizky Nuzlan, and A. Hasibuan, "Analisis Dampak Sistem Pengelolaan Sampah TPA Terjun di Kota Medan," *Zahra: Journal of Health and Medical Research*, vol. 3, no. 3, pp. 320–329, Jul. 2023. [Online]. Available: https://adisampublisher.org/index.php/aisha/article/view/426

[3] D. Daningrum, D. Sulastri, T. Yuliana, M. Sutisna, and E. Nurkhayati, "Determinan Keluhan Penyakit Kulit pada Pemulung di Tempat Pembuangan Akhir," *Faletehan Health Journal*, vol. 9, no. 3, pp. 335–342, 2022. doi: 10.33746/fhj.v9i3.487.

[4] A. Addas, M. N. Khan, and F. Naseer, "Waste Management 2.0 Leveraging Internet of Things for an Efficient and Eco-Friendly Smart City Solution," *PLoS One*, vol. 19, no. 7 July, Jul. 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0307608.

[5] A. A. I. Shah, S. S. M. Fauzi, R. A. J. M. Gining, T. R. Razak, M. N. F. Jamaluddin, and R. Maskat, "A Review of IoT-Based Smart Waste Level Monitoring System for Smart Cities," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 21, no. 1, pp. 450–456, Jan. 2021, doi: 10.11591/ijeecs.v21.i1.pp450-456.

[6] M. Irfan Alhady, B. Yudha Raharja, and R. Fuadi Hasani, "Rancang Bangun Smart Trash Bin Automation pada Smartlab Politeknik Negeri Jakarta," *Electrician : Jurnal Rekayasa dan Teknologi Elektro*, vol. 18, no. 1, pp. 62–68, 2024, doi: 10.23960/elc.v18n1.2561.

[7] M. Ismail, R. K. Abdullah, and S. Abdussamad, "Tempat Sampah Pintar Berbasis Internet of Things (IoT) dengan Sistem Teknologi Informasi," *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 7–12, 2021, doi: 10.37905/jjeee.v3i1.8099.

[8] U. Niswatul Khasanah and N. Nurhadi, "Aplikasi Sensor Ultrasonik Sebagai Alat Ukur Jarak Digital Berbasis Arduino," *Journal of Science Nusantara*, vol. 3, no. 4, pp. 135–140, Dec. 2023, doi: 10.28926/jsnu.v3i4.1343.

[9] F. Syaila, P. Azzahra, and C. Printo, "Tinjauan Literatur Sistematis: Analisis Implementasi Kecerdasan Buatan untuk Verifikasi Dokumen," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 4, no. 3, pp. 417–430, Aug. 2025, doi: 10.51903/kjjwk708.

[10] D. Z. Sholekhah and D. Noviar, "Integrative Deep Learning Architecture for High-Accuracy Medical Image Segmentation: Combining U-Net, ResNet, and Transformers," *Journal of Technology Informatics and Engineering*, vol. 4, no. 1, pp. 115–134, Apr. 2025, doi: 10.51903/jtie.v4i1.288.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[11] Suwardi, S. H. Prasastono, S. K. Sudibyo, and T. Sumarlin, "Predicting Stock Price Movements Using Deep Learning: An Analysis of Machine Learning Models for Portfolio Optimization," *Journal of Management and Informatics*, vol. 3, no. 3, pp. 490–510, Dec. 2024, doi: 10.51903/jmi.v3i3.57.

[12] Y. Liu, P. Sun, N. Wergeles, and Y. Shang, "A Survey and Performance Evaluation of Deep Learning Methods for Small Object Detection," *Expert Syst. Appl.*, vol. 172, p. 114602, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114602.

[13] O. Soerya, N. Utomo, F. Utaminingrum, and E. R. Widasari, "Implementasi YOLO Versi 3 untuk Mengidentifikasi dan Mengklasifikasi Sampah Kantor Berbasis NVIDIA Jetson Nano," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 6, pp. 2829–2834, Jun. 2022. [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/11196

[14] K. M. Elgamily, M. A. Mohamed, A. M. Abou-Taleb, and M. M. Ata, "Enhanced Object Detection in Remote Sensing Images by Applying Metaheuristic and Hybrid Metaheuristic Optimizers to YOLOv7 and YOLOv8," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-89124-8.

[15] D. Vieri, R. Susanto, E. S. Purwanto, and M. K. Ario, "Enhancing Waste Classification with YOLOv8 Models for Efficient and Accurate Sorting," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2024, pp. 889–895. doi: 10.1016/j.procs.2024.10.316.

[16] G. G. Salindeho and T. Wellem, "Perancangan dan Implementasi Sistem Pendeteksi dan Peringatan Kebakaran Berbasis IoT Menggunakan NodeMCU ESP8266 dan Sensor Api," *IT-Explore: Jurnal Penerapan Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 2, no. 3, pp. 179–191, Oct. 2023, doi: 10.24246/itexplore.v2i03.2023.pp179-191.

[17] M. K. Rihmi, G. Bintoro, M. A. Rahman, G. Puspito, and A. Muntaha, "Accuracy Analysis of Distance Measurement Using Sonar Ultrasonic Sensor HC-SR04 on Several Types of Materials," *Journal of Environmental Engineering & Sustainable Technology JEEST*, vol. 11, no. 01, pp. 10–13, Jul. 2024. [Online]. Available: http://jeest.ub.ac.id/index.php/jeest/article/view/14062

[18] C. F. G. Dos Santos and J. P. Papa, "Avoiding Overfitting: A Survey on Regularization Methods for Convolutional Neural Networks," Jan. 31, 2022, *Association for Computing Machinery*. doi: 10.1145/3510413.

[19] R. Ramdan, L. Lasmadi, and P. Setiawan, "Sistem Pengendali On-Off Lampu dan Motor Servo sebagai Penggerak Gerendel Pintu Berbasis Internet of Things (IoT)," *AVITEC*, vol. 4, no. 2, p. 211, Aug. 2022, doi: 10.28989/avitec.v4i2.1317.

[20] A. R. Azhar, D. A. Setiawan, N. A. A. Yasmin, T. A. Putri, and G. F. Nama, "Sistem Monitoring Kapasitas Air dan Pengisian Otomatis Berbasis IoT Menggunakan Modul ESP8266," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3966.

[21] 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.

[22] L. Ramos, E. Casas, E. Bendek, C. Romero, and F. Rivas-Echeverría, "Hyperparameter optimization of YOLOv8 for Smoke and Wildfire Detection: Implications for Agricultural and Environmental Safety," *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 12, pp. 109–126, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.aiia.2024.05.003.

[23] I. Topan Adib Amrulloh, B. Nurina Sari, and T. Nur Padilah, "Evaluasi Augmentasi Data pada Deteksi Penyakit Daun Tebu dengan YOLOv8," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 4, pp. 7547–7552, Aug. 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10267.

[24] M. K. Rihmi, G. Bintoro, M. A. Rahman, G. Puspito, and A. Muntaha, "Accuracy Analysis of Distance Measurement Using Sonar Ultrasonic Sensor HC-SR04 on Several Types of Materials," *Journal of Environmental Engineering & Sustainable Technology JEEST*, vol. 11, no. 01, pp. 10–13, Jul. 2024. [Online]. Available: http://jeest.ub.ac.id/index.php/jeest/article/view/14062

[25] E. Setia Budi, A. Nofriyaldi Chan, P. Priscillia Alda, and M. Arif Fauzi Idris, "Optimasi Model Machine Learning untuk Klasifikasi dan Prediksi Citra Menggunakan Algoritma Convolutional

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Neural Network," *RESOLUSI: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, vol. 4, no. 5, pp. 502–509, May 2024, doi: 10.30865/resolusi.v4i5.1892.

[26] X. Zi, K. Chaturvedi, A. Braytee, J. Li, and M. Prasad, "Detecting Human Falls in Poor Lighting: Object Detection and Tracking Approach for Indoor Safety," *Electronics (Switzerland)*, vol. 12, no. 5, Mar. 2023, doi: 10.3390/electronics12051259.

[27] I. Z. Nisa, S. N. Endah, P. Sidik Sasongko, and R. Kusumaningrum, "Klasifikasi Citra Sampah Menggunakan Support Vector Machine dengan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Color Moments," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 5, pp. 921–930, Oct. 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022954868.

[28] S. Rokoiye, U. Ristian, and Kasliono, "Sistem Pemantauan Tempat Sampah Menggunakan Pemodelan Edge Computing," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 12, no. 2, p. 275, Apr. 2024, doi: 10.26760/elkomika.v12i2.275.

[29] M. W. Rahman, R. Islam, A. Hasan, N. I. Bithi, M. M. Hasan, and M. M. Rahman, "Intelligent Waste Management System Using Deep Learning with IoT," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 5, pp. 2072–2087, May 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2020.08.016.