



Klasifikasi Citra Sampah Botol Plastik Jenis HDPE dan PET Menggunakan Algoritma YOLOv7

Opita Purwasih*, Wijang Widhiarso, Muhammad Rizky Pribadi

Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa, Informatika, Universitas Multi Data Palembang, Palembang, Indonesia

Email: ^{1,*}opitapurwasih@mhs.mdp.ac.id, ²wijang@mdp.ac.id, ³rizky@mdp.ac.id

Email Penulis Korespondensi: opitapurwasih@mhs.mdp.ac.id

Abstrak—Klasifikasi sampah botol plastik jenis HDPE (*High Density Polyethylene*) dan PET (*Polyethylene Terephthalate*) masih menjadi tantangan dalam proses daur ulang karena kemiripan visual antara keduanya. Kesalahan dalam proses pemilahan dapat menyebabkan penurunan kualitas hasil daur ulang dan kerugian ekonomi pada industri pengolahan limbah. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi citra otomatis untuk membedakan sampah plastik jenis HDPE dan PET menggunakan algoritma deteksi objek You Only Look Once versi 7 (YOLOv7). Dataset dikumpulkan dari citra botol plastik bekas dengan berbagai kondisi fisik, kemudian dianotasi menggunakan bounding box untuk pelatihan model. Proses pelatihan dilakukan dengan membagi data menjadi 70% pelatihan, 20% validasi, dan 10% pengujian. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model dengan konfigurasi *batch size* 16 dan 100 *epoch* memberikan performa terbaik dengan *precision* sebesar 93,9%, *recall* 91,6%, dan *mean Average Precision* (mAP@0.5) sebesar 96,5%. Model mampu mengklasifikasikan dua jenis botol plastik secara akurat, bahkan pada objek yang terdeformasi. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma YOLOv7 memiliki potensi tinggi untuk diterapkan dalam sistem klasifikasi sampah berbasis *computer vision*, guna meningkatkan efisiensi pemilahan dan mendukung pengelolaan limbah plastik yang berkelanjutan.

Kata Kunci: Klasifikasi Citra; Sampah Plastik; Deteksi Objek; YOLOv7; HDPE; PET; Daur Ulang

Abstract—The classification of plastic bottle waste, particularly High Density Polyethylene (HDPE) and Polyethylene Terephthalate (PET), remains a challenge in recycling processes due to their similar visual characteristics. Misclassification can lead to a decline in recycled material quality and economic losses in the waste management industry. This research aims to develop an automated image-based classification system to distinguish between HDPE and PET plastic waste using the You Only Look Once version 7 (YOLOv7) object detection algorithm. The dataset consists of plastic bottle images in various physical conditions, annotated with bounding boxes to support model training. The data were split into 70% for training, 20% for validation, and 10% for testing. The best performance was achieved with a batch size of 16 and 100 training epochs, resulting in a precision of 93.9%, recall of 91.6%, and a mean Average Precision (mAP@0.5) of 96.5%. The model demonstrated the ability to accurately classify both types of plastic bottles, even when objects were deformed. These results suggest that the YOLOv7 algorithm is highly capable for implementation in image-based waste classification systems, enhancing sorting efficiency and supporting more sustainable plastic waste management practices.

Keywords: Image Classification; Plastic Waste; Object Detection; YOLOv7; HDPE; PET; Recycling

1. PENDAHULUAN

Jumlah penduduk Indonesia yang meningkat dan tingkat pertumbuhan yang cepat menyebabkan volume sampah meningkat. Volume sampah meningkat dalam jumlah dan jenis sampah [1]. Menurut data Sistem Informasi Pengolahan Sampah Nasional (SIPSN) yang dikumpulkan oleh Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK) dari tahun 2023 hingga 24 Juli 2024, jumlah timbunan sampah nasional mencapai 31,9 juta ton. Dari total produksi sampah nasional ini, 63,3%, atau 20,5 juta ton, dapat dikelola, sedangkan sisanya 35,67%, atau 11,3 juta ton, tidak terkelola [2]. Adapun salah satu jenis sampah yaitu sampah plastik telah berkembang menjadi salah satu masalah lingkungan terbesar di dunia. Upaya yang dilakukan untuk mengelola plastik tidak sebanding dengan peningkatan konsumsi yang terus meningkat, sehingga banyak sampah berakhir di laut dan ekosistem daratan [3]. Jenis sampah plastik yang mendominasi darat dan laut antara lain jenis PET, HDPE, LDPE, PVC, PP, yang dimana sampah botol plastik jenis HDPE dan PET menduduki posisi yang paling banyak di jumpai [4]. High Density Polyethylene (HDPE) dan Polyethylene Terephthalate (PET) merupakan dua jenis plastik yang paling umum digunakan dalam kemasan botol, dan sering ditemukan sebagai sampah rumah tangga. Plastik HDPE dan PET sangat lambat terurai, jenis plastik ini memiliki dampak negatif yang signifikan apabila tidak dikelola dengan benar [5].

Berdasarkan observasi pada Dinas Lingkungan Hidup Kota Palembang, bidang PSLB3 (Direktorat Jenderal Pengelolaan Sampah, Limbah, dan Bahan Beracun Berbahaya) Dinas Lingkungan Hidup akan mengimplementasikan pengelolaan sampah plastik secara lebih mendetail dengan menerapkan teknologi RDF (*Refuse Derived Fuel*), yaitu proses pemanfaatan sampah sebagai bahan bakar alternatif yang dihasilkan dari pengolahan limbah padat. Proses daur ulang juga akan ditingkatkan, khususnya untuk sampah plastik yang masih memiliki nilai ekonomi tinggi sehingga dapat dimanfaatkan kembali secara maksimal. Permasalahan krusial lain proses daur ulang plastik pasca konsumsi adalah bentuk sampah botol plastik yang hampir serupa, botol plastik HDPE dan PET memiliki desain fisik yang mirip, warna transparan atau putih susu pada kedua jenis membuat mereka sulit dibedakan hanya dari tampilan luar. Masalah lain bahwa secara fisik beberapa objek terlihat penyok, tidak berbentuk sempurna, atau bahkan tidak utuh akibat proses penanganan sampah yang terjadi di lapangan. Dampak dari masalah diatas pada proses daur ulang sering terjadinya kontaminasi silang antara resin berbeda, seperti HDPE dan PET, yang kerap tidak terdeteksi pada tahap awal sortasi visual [6]. Kontaminasi sekecil 2–10% HDPE dalam PET daur ulang dapat menyebabkan perubahan signifikan pada sifat termal, morfologi mikro, dan kekuatan mekanik produk akhir, termasuk penurunan kekuatan tarik, peningkatan kegetasan



(*brittleness*), dan ketidakstabilan struktur cetakan [7]. Pencampuran resin HDPE dalam PET menyebabkan penurunan kekuatan tarik, ketidakstabilan termal, perubahan kristalinitas, serta cacat morfologis pada produk akhir [8]. Ketidaktepatan klasifikasi ini bukan hanya berdampak pada penurunan kualitas *output* daur ulang. Namun juga dapat menimbulkan kerugian ekonomi dalam industri daur ulang serta resiko pada keamanan aplikasi produk plastik [9].

Dalam upaya mengatasi masalah ini, teknologi berbasis *computer vision* telah menjadi salah satu solusi inovatif yang menjanjikan, khususnya dalam hal deteksi, pengelompokan, dan pengelolaan sampah. *Object detection*, sebagai salah satu aplikasi AI, menawarkan kemampuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek dalam gambar atau video secara real time. Algoritma YOLO (*You Only Look Once*), yang terkenal karena kecepatan dan akurasi telah banyak digunakan dalam berbagai domain termasuk untuk mendeteksi jenis sampah berdasarkan citra visual [10]. Algoritma YOLO telah digunakan dalam banyak penelitian hingga saat ini. Penelitian tentang penerapan algoritma YOLO yang melakukan perbandingan antara YOLOv6 dan YOLOv7 dalam mendeteksi sampah perairan telah terbukti bahwa YOLOv7 unggul dalam mendeteksi objek dalam kondisi nyata yang kompleks. YOLOv7 menunjukkan akurasi deteksi yang lebih baik dan konsistensi hasil yang lebih tinggi dibandingkan YOLOv6, terutama pada gambar dengan latar belakang kompleks atau tanpa objek target. YOLOv7 cocok untuk aplikasi dunia nyata yang menuntut akurasi tinggi dalam lingkungan dengan banyak gangguan visual. Kemampuan Ekstraksi Fitur Kompleks yang dimiliki YOLO v7 tidak hanya mengandalkan warna (RGB), tetapi juga mengenali tekstur permukaan, bentuk fisik, dan batas objek. Ketika PET dan HDPE memiliki warna mirip, YOLOv7 tetap bisa membedakan keduanya berdasarkan bentuk botol, tekstur permukaan, atau refleksi cahaya [11]. YOLOv7 memperkenalkan arsitektur *Extended Efficient Layer Aggregation Network (E-ELAN)* dan *reparameterized convolutional blocks* yang meningkatkan efisiensi dan akurasi model. YOLOv7 mencapai kecepatan inferensi yang lebih tinggi dan akurasi yang lebih baik, menjadikannya pilihan yang efisien untuk deteksi objek *real time* [12].

Beberapa penelitian terkini telah menunjukkan efektivitas algoritma YOLOv7 dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan sampah plastik dalam lingkungan nyata. Peng et al. [13] Mengembangkan varian YOLOv7 yang diperkuat dengan jaringan piramida fitur global (GFPN) serta mekanisme perhatian jarak jauh (*long-range attention*) untuk meningkatkan akurasi pendeteksian sampah terapung, khususnya pada objek berukuran kecil. YOLOv7 telah dioptimalkan untuk mendeteksi objek kecil dan kompleks, seperti sampah plastik yang sering mengalami deformasi atau tidak utuh. YOLOv7 yang ditingkatkan dengan GFPN dan mekanisme perhatian jangka panjang menunjukkan peningkatan kinerja dalam mendeteksi sampah terapung berukuran kecil. Dalam penelitian lain Zhang et al. [14] memperkenalkan arsitektur YOLOv7t-CEBC yang dirancang secara ringan dengan tambahan blok ConvNeXt dan mekanisme perhatian multiskala, untuk mendeteksi sampah plastik di bawah air secara *real-time*. Studi ini menunjukkan performa tinggi pada lingkungan visual yang kompleks. Selain itu, dalam penelitian Liu et al. [15] menerapkan YOLOv7 yang dikombinasikan dengan MobileNetV3 dan GhostNet untuk klasifikasi limbah di area perkebunan, termasuk botol plastik. Hasilnya menunjukkan keakuratan tinggi dengan model yang ringan dan cepat. YOLOv7 secara simultan mendeteksi lokasi dan jenis plastik, tanpa perlu *cropping* manual seperti dalam metode RGB. YOLOv7 mampu mengidentifikasi sekaligus klasifikasi objek dalam satu langkah cepat, mendeteksi dan mengklasifikasi banyak objek sekaligus dalam satu gambar penuh, tanpa perlu *cropping* manual [16]. Penelitian ini memberikan kontribusi baru dalam pengaplikasian YOLOv7 untuk mengidentifikasi dua jenis plastik yang kerap sulit dibedakan secara visual, yaitu HDPE dan PET, secara langsung dari citra tanpa perlu pemotongan (*cropping*) manual. Dengan kemampuan deteksi dan klasifikasi objek secara *real-time* dan presisi tinggi, penerapan algoritma YOLOv7 diharapkan dapat menjadi solusi yang efektif dalam mengatasi tantangan identifikasi sampah plastik sejenis seperti HDPE dan PET, serta meningkatkan efisiensi dan akurasi proses daur ulang dalam upaya pengelolaan sampah yang lebih berkelanjutan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Objek Penelitian

Objek yang menjadi fokus dalam penelitian ini meliputi aspek visual dari botol plastik bekas jenis HDPE (*High Density Polyethylene*) dan PET (*Polyethylene Terephthalate*) yang sering ditemukan sebagai sampah rumah tangga. Penelitian ini menggabungkan pendekatan teknologi klasifikasi citra dan deteksi objek dengan menggunakan algoritma YOLOv7 untuk mendeteksi dan mengelompokkan kedua jenis plastik tersebut secara otomatis dari gambar.

a. Klasifikasi Citra

Klasifikasi citra merupakan proses untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan objek berdasarkan karakteristik visualnya, seperti bentuk, warna, dan tekstur [17]. Dalam konteks ini, gambar botol plastik dianalisis dan diklasifikasikan ke dalam kategori HDPE atau PET. Tujuan dari klasifikasi ini adalah untuk membantu proses sortir otomatis yang lebih akurat pada tahap awal pengelolaan sampah. Pendekatan ini terbukti efektif dalam berbagai studi yang menggunakan algoritma YOLOv7 untuk pengklasifikasian limbah visual.

b. Deteksi Objek

Deteksi objek adalah proses mengenali lokasi dan jenis objek dalam citra digital [18]. Dalam penelitian ini, digunakan untuk menemukan dan membedakan botol HDPE dan PET dalam berbagai kondisi, termasuk yang rusak, terlipat, atau tertutup kotoran. YOLOv7 dipilih karena kemampuannya dalam memproses citra secara cepat dan mengenali objek kecil dalam satu langkah.



c. Sampah Plastik HDPE dan PET

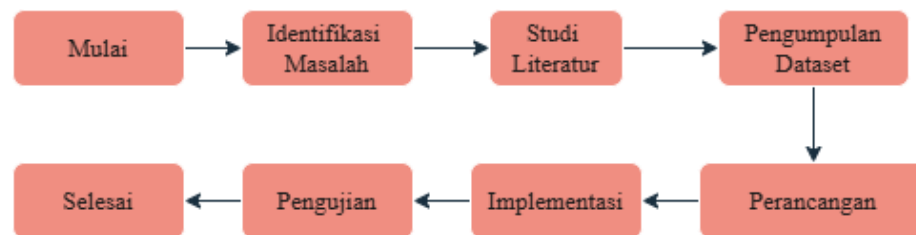
Sampah plastik adalah limbah padat yang berasal dari penggunaan plastik dalam kehidupan sehari-hari. Jenis HDPE dan PET sangat umum digunakan pada botol minuman, minyak goreng, dan produk pembersih. HDPE dan PET merupakan dua jenis resin plastik yang umum digunakan dalam kemasan botol air, minyak, dan produk rumah tangga lainnya. Secara visual, keduanya memiliki kesamaan warna (transparan atau putih susu), tetapi memiliki struktur molekul, titik leleh, dan karakteristik fungsional yang berbeda. Kesalahan dalam pemisahan kedua jenis ini dapat menyebabkan kontaminasi silang pada hasil daur ulang, sehingga mengurangi kualitas dan nilai jual produk akhir [19]. Klasifikasi yang akurat sangat diperlukan untuk memisahkan HDPE dan PET secara otomatis melalui sistem berbasis deteksi visual.

d. Daur Ulang

Daur ulang merupakan proses penting untuk mengurangi dampak lingkungan dari limbah plastik. Pemisahan yang tepat antara HDPE dan PET sangat penting karena pencampuran jenis resin yang berbeda dapat menurunkan kualitas produk akhir. Teknologi deteksi otomatis seperti yang digunakan dalam penelitian ini bertujuan meningkatkan efisiensi proses daur ulang melalui identifikasi plastik secara akurat dan cepat [20].

2.2 Tahapan Penelitian

Dalam pelaksanaan penelitian ini melalui serangkaian langkah yang dirancang secara sistematis untuk mencapai tujuan yang telah ditetapkan. Setiap tahapan saling berkaitan, dimulai dari identifikasi masalah hingga evaluasi model yang diterapkan. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa metode yang digunakan dapat menghasilkan sistem klasifikasi botol plastik HDPE dan PET. Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas, tahapan-tahapan dalam penelitian ini ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Metodologi Penelitian

2.3 Identifikasi Masalah

Pada tahapan identifikasi masalah dilakukan dengan mengobservasi dan wawancara dengan ahli Dinas Lingkungan Hidup Kota Palembang, hasilnya belum tersedia teknologi untuk memisahkan sampah botol plastik HDPE dan PET menjadi dalam pengelolaan limbah, terutama karena akurasi pemilahan memengaruhi kualitas RDF sebagai bahan bakar alternatif.

2.4 Studi Literatur

Setelah melakukan identifikasi masalah, studi literatur dilakukan berdasarkan permasalahan yang telah diidentifikasi, dengan mengkaji berbagai penelitian ilmiah untuk memilih solusi terbaik berdasarkan karakteristik metode, performa, serta dampak jangka panjangnya. Penilaian juga mencakup aspek lingkungan dan keberlanjutan, guna memastikan solusi yang dipilih tidak hanya efektif secara teknis, tetapi juga mendukung tujuan praktis dan ekonomi secara berkelanjutan. Hasil studi ini juga menemukan potensi hambatan implementasi, sehingga strategi yang tepat dapat dirancang untuk meningkatkan efektivitas solusi.

2.5 Pengumpulan Dataset

Pengumpulan data dilakukan dengan menghimpun gambar botol plastik bekas jenis HDPE dan PET, yang diperoleh berdasarkan informasi dan validasi dataset yang dilakukan oleh DLHK 2024, Bidang PSLB3. Jenis dan karakteristik sampah merujuk pada hasil validasi observasi lapangan, guna memastikan relevansi citra dalam pelatihan dan pengujian model. Dalam penelitian ini, dataset diperoleh melalui survey dan validasi langsung dengan DLHK (2024), berisi citra botol plastik HDPE dan PET dengan beragam kondisi, mulai dari bentuk utuh hingga rusak atau terdistorsi akibat proses penanganan di lapangan, sehingga merepresentasikan karakter sampah plastik secara realistis. Seluruh citra diambil menggunakan kamera *smartphone* resolusi 1080p, jarak objek dan kamera ketika diambil adalah 50 cm. Objek difoto dalam keadaan terguling (tidak berdiri tegak) untuk mencerminkan kondisi alami sampah di lapangan. Jumlah citra yang dikumpulkan dan digunakan dalam penelitian ini berjumlah 1.466 gambar. Setelah melalui proses anotasi dengan format YOLO, data tersebut terbagi secara seimbang menjadi 733 gambar kelas HDPE dan 733 gambar kelas PET. Untuk meningkatkan keanekaragaman visual serta memperkuat kemampuan model dalam mengenali objek pada berbagai kondisi pencahayaan, sudut pandang, dan latar belakang, dilakukan augmentasi data menggunakan beberapa teknik seperti rotasi, *flipping* horizontal, penyesuaian tingkat pencahayaan (*brightness*), dan pemotongan acak (*random cropping*). Augmentasi bertujuan memperluas distribusi fitur dalam data latih agar model memiliki kemampuan generalisasi yang baik ketika diterapkan di situasi nyata. Data tersebut memberikan informasi terkait jenis dan karakteristik sampah botol plastik HDPE dan PET yang umum ditemukan di lapangan, sehingga menjadi acuan dalam

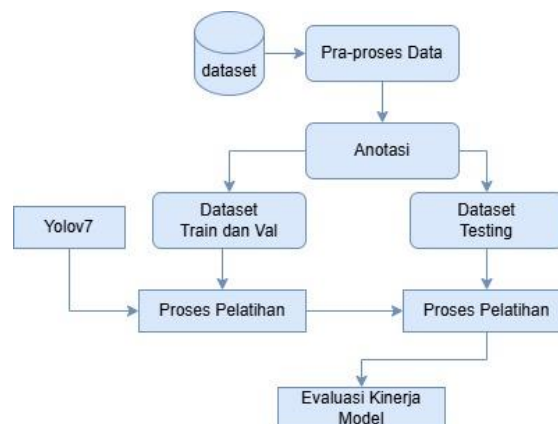
proses pemilihan dan pengumpulan citra sampah yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian model. Contoh dataset yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Sampah Botol Plastik HDPE dan PET

2.6 Perancangan

Tahapan ini mencakup perancangan model perangkat lunak untuk klasifikasi sampah botol plastik jenis HDPE dan PET menggunakan metode YOLOv7, yang dirancang dan diimplementasikan sebagai model deteksi objek. Tahapan perancangan dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Kerangka Kerja Penelitian

e. Pra-proses Data

Pra-proses data bertujuan untuk mempersiapkan data untuk digunakan dalam pelatihan model dengan melakukan berbagai operasi yang meningkatkan kualitas dan konsistensi data sebelum digunakan. Salah satu proses penting dalam tahap ini adalah normalisasi, yang mengubah nilai data ke dalam skala yang seragam atau rentang tertentu. Normalisasi membantu mengurangi variabilitas antar data.

f. Anotasi

Dataset dianotasi menggunakan platform *Roboflow*. Proses anotasi dilakukan dengan menggambar *bounding box* pada objek sampah plastik botol yang ingin dikenali oleh model. Objek yang dianotasi mencakup botol plastik jenis HDPE dan PET. Tujuan anotasi ini mencakup botol plastik HDPE dan PET. Tujuannya adalah untuk memberikan label dan informasi tentang lokasi dan bentuk masing-masing botol plastik dalam dataset, sehingga model pembelajaran mesin dapat mengenali dan membedakan jenis plastik untuk klasifikasi.

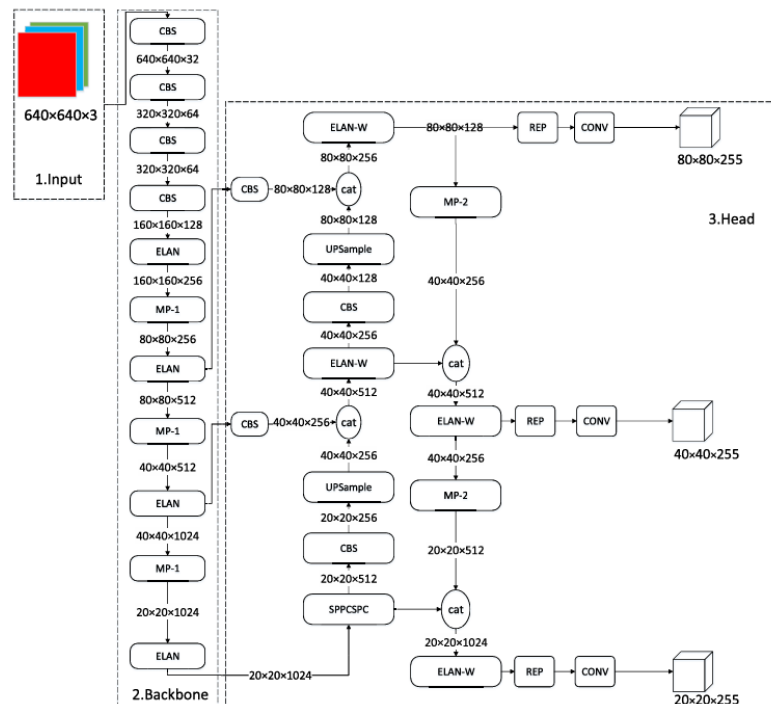


Gambar 4. Data Anotasi dan Data Mentah

Setelah proses anotasi, data dibagi menjadi tiga bagian, 70% untuk pelatihan, 20% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian. Ini dilakukan untuk memastikan bahwa model atau algoritma yang dikembangkan dapat belajar dari data pelatihan, dioptimalkan dengan data validasi, dan diuji dengan data pengujian untuk mengukur kinerjanya secara objektif.

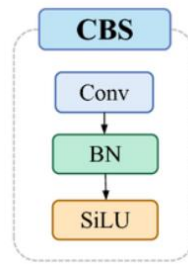
g. *You Only Look Once* versi 7 (YOLOv7)

YOLOv7, juga dikenal sebagai *You Only Look Once* versi 7, adalah model deteksi objek berbasis pembelajaran mendalam yang dirancang untuk kecepatan dan akurasi pengolahan gambar secara *real-time* yang tinggi. YOLOv7, yang dikembangkan oleh Bochkovskiy menggabungkan teknik-teknik canggih, yang mengurangi kebutuhan akan pelatihan yang rumit sambil tetap menjaga kinerja model yang optimal [21]. YOLOv7 memiliki banyak keunggulan dibandingkan versi sebelumnya, terutama karena arsitekturnya yang lebih ringan dan penggunaan modifikasi modul *convolutional* yang mempercepat inferensi. YOLOv7 mendeteksi objek berukuran kecil, sedang, dan besar pada saat yang sama. Algoritma YOLOv7 adalah representasi paling umum dari algoritma deteksi objek satu tahap yang bergantung pada jaringan saraf untuk menemukan dan menemukan lokasi objek. Ini menggunakan model CNN untuk menemukan target *end-to-end*, memasukkan gambar penuh ke dalam struktur jaringan, dan secara langsung menghitung lokasi kotak pembatas dan kategori objek dalam lapisan keluaran [22]. Jaringan YOLOv7, yang merupakan pengembangan lanjutan dari keluarga YOLO sebelumnya, menawarkan keseimbangan yang tepat antara kecepatan dan akurasi operasi. Jaringan YOLOv7, yang merupakan evolusi dari keluarga YOLO sebelumnya, memungkinkan operasi yang akurat dan cepat. Input, backbone, head, dan prediksi adalah empat modul utama YOLOv7. Metode seperti jaringan agregasi lapisan efisien yang diperluas (E-ELAN), penskalaan model untuk model berbasis penggabungan, dan sebagainya digunakan [23]. Gambar 4 menunjukkan arsitektur YOLOv7.



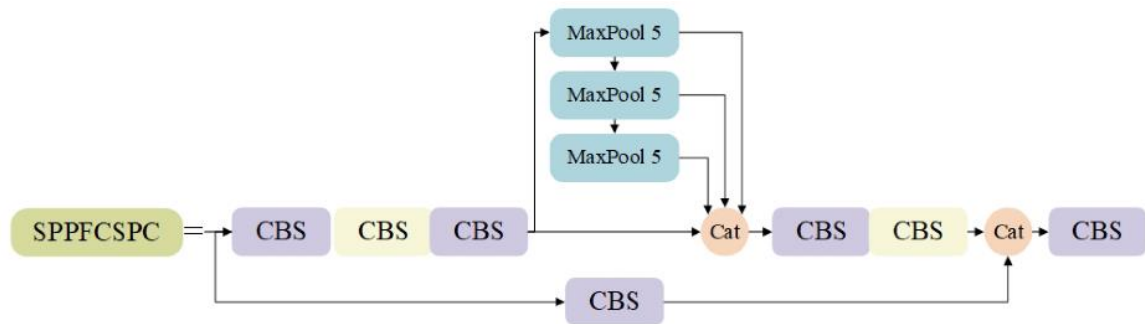
Gambar 5. Arsitektur YOLOv7

YOLOv7 menggunakan E-ELAN pada backbone untuk meningkatkan kecepatan dan akurasi tanpa mengganggu jalur gradien. E-ELAN menggabungkan operasi *expand*, *shuffle*, *merge*, dan *stack*, serta menggunakan konvolusi grup untuk memperluas saluran [24]. Modul CBS dan MP mengurangi dimensi gambar melalui *maxpool*, diakhiri dengan operasi concat. SPPCSPC ditambahkan untuk menangkap konteks spasial global melalui pooling multi-skala, memudahkan deteksi objek dengan berbagai ukuran. Pada bagian head, YOLOv7 menerapkan deteksi multi-skala melalui struktur *RepVGG Block*, menghasilkan *confidence score*, label, dan *bounding box* pada tiga tingkat skala dengan konvolusi [25]. Proses klasifikasi sampah botol plastik menggunakan arsitektur YOLOv7. YOLOv7 menampilkan beberapa reformasi arsitektur untuk meningkatkan kecepatan dan akurasi. Arsitektur YOLOv7 terdiri dari 3 bagian, yaitu input Proses klasifikasi sampah botol plastik menggunakan arsitektur YOLOv7. YOLOv7 menampilkan beberapa reformasi arsitektur untuk meningkatkan kecepatan dan akurasi. Arsitektur YOLOv7 terdiri dari 3 bagian, yaitu *input network*, *backbone network* dan *head network* [26]. Kumpulan datanya disebut input. Komponen ELAN yang diperluas terdiri dari backbone, yang melakukan fungsi ekstraksi bersama dengan CBS. Pada CBS module, proses yang terjadi yaitu *Convolution + Batch Normalization + Activation Function (ReLU)* pada *input feature map* [26]. Dapat dilihat pada Gambar 6.



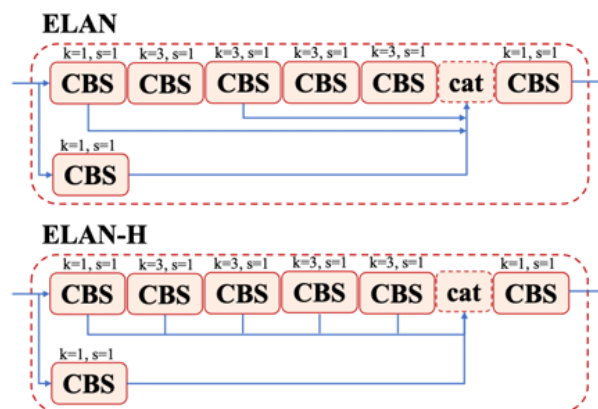
Gambar 6. CBS module

Adapun tujuan dari SPPCSPC module adalah untuk mendapatkan bidang sensitifitas yang berbeda dari maxpooling, dimana dapat membedakan objek yang besar dan kecil [27]. Dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. SPPCSPC module

Modul yang menggabungkan SPPCSPC dan ELAN untuk menggabungkan fitur gambar. Modul ELAN dan ELAN-H merupakan komponen penting dalam arsitektur YOLOv7 yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi deteksi objek [28]. ELAN berfungsi untuk mengoptimalkan proses ekstraksi fitur melalui penggabungan informasi dari berbagai lapisan jaringan secara efisien, sehingga mendukung stabilitas pelatihan dan kinerja model [29]. Sementara itu, ELAN-H diterapkan pada bagian *head* model untuk meningkatkan kemampuan deteksi multiskala dan ketepatan prediksi bounding box serta klasifikasi objek. Keduanya berkontribusi dalam menjadikan YOLOv7 sebagai model deteksi objek yang cepat, ringan, dan akurat [30].



Gambar 8. ELAN dan ELAN-H module

h. Evaluasi Kinerja Model

Tahapan Evaluasi Kinerja model, model yang telah dibuat sebelumnya akan melakukan uji coba terhadap data uji. Pengujian difokuskan pada *output* model, bukan proses internalnya, dengan mengevaluasi akurasi, sensitivitas, dan presisi deteksi terhadap dataset yang telah dibagi. Pengujian ini memastikan bahwa model bekerja secara teknis dengan baik dan mampu mendeteksi objek secara andal sesuai tujuan proyek [31]. Evaluasi akurasi deteksi menggunakan metrik *mean Average Precision (mAP)*, yang merepresentasikan rata-rata performa model dalam mengidentifikasi objek secara tepat. Sebelum menghitung mAP, dilakukan penyesuaian nilai ambang batas (*threshold*) pada *Intersection over Union (IoU)* untuk memastikan validitas hasil deteksi. Untuk menghitung *Mean Average Precision (mAP)* [32] sebagai berikut :

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \quad (1)$$



Keterangan :

n : Jumlah data AP

AP : Average Precision

Average Precision didapatkan dengan menghitung Area Under Curve (AUC) pada Recall Precision Curve yang telah diinterpolasi. Formula interpolasi Recall-Precision Curve dapat dilihat pada persamaan 2, Recall-Precision Curve dapat dibangun dengan menghitung Recall dan Precision untuk setiap deteksi. Berikut persamaan 3 dan 4 untuk menghitung Recall dan Precision.

$$P(r_j) = \max_{r_j \leq r \leq r_{j+1}} P(r) \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

True Positive (TP) menunjukkan jumlah data yang secara benar diidentifikasi sebagai positif oleh model, sedangkan False Positive (FP) adalah jumlah data yang sebenarnya negatif tetapi salah dikenali sebagai positif. Selanjutnya, False Negative (FN) merujuk pada jumlah data yang seharusnya positif namun tidak berhasil terdeteksi atau salah diklasifikasikan oleh model. Sementara itu, True Negative (TN) adalah jumlah data negatif yang diklasifikasikan dengan benar oleh sistem. Keempat istilah ini digunakan untuk menghitung metrik evaluasi seperti precision dan recall, yang menjadi dasar dalam perhitungan Average Precision dan mAP.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pelatihan Model

Hasil pelatihan yang telah dilakukan menunjukkan nilai precision, recall, dan mean Average Precision (mAP) untuk masing-masing model yang telah dilatih. Nilai-nilai tersebut diperoleh dari evaluasi performa model selama seluruh epoch pelatihan, sehingga mencerminkan kemampuan model secara menyeluruh dalam mengenali dan mengklasifikasikan objek. Hasil pelatihan dapat dilihat pada Tabel 1.

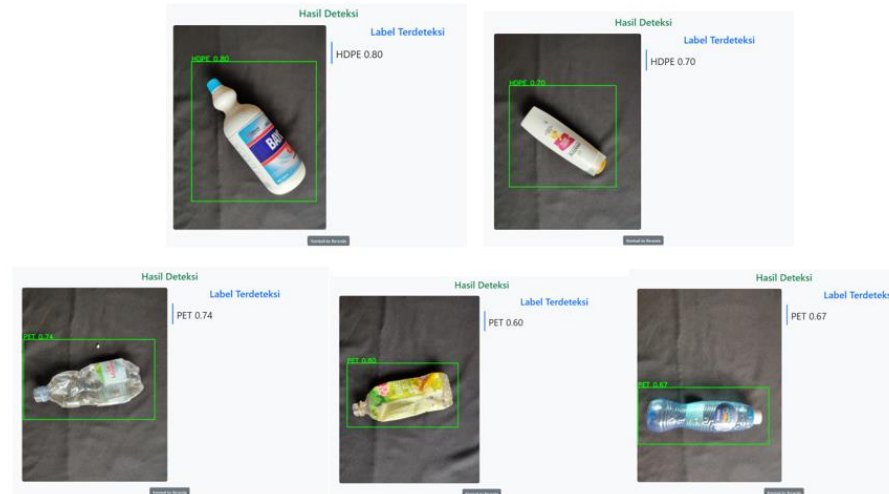
Tabel 1. Hasil Pelatihan YOLOv7

Model	Batch	Epoch	Precision	Recall	mAP@0.5	F1 Score
YOLOv7	8	50	0.693	0.795	0.741	0.741
YOLOv7	8	100	0.793	0.939	0.928	0.859
YOLOv7	16	50	0.866	0.932	0.967	0.897
YOLOv7	16	100	0.939	0.916	0.965	0.926

Berdasarkan hasil pelatihan yang ditampilkan pada Tabel 1, terlihat bahwa model YOLOv7 menunjukkan peningkatan performa seiring bertambahnya jumlah epoch dan ukuran batch. Pada batch size 8 dan 50 epoch, model menghasilkan precision sebesar 0.693 dan recall sebesar 0.795, dengan mAP@0.5 dan F1 Score masing-masing sebesar 0.741. Kinerja model meningkat cukup signifikan ketika jumlah epoch ditingkatkan menjadi 100, di mana precision naik menjadi 0.793 dan recall menjadi 0.939, serta F1 Score mencapai 0.859. Peningkatan performa juga terlihat saat ukuran batch ditingkatkan menjadi 16. Pada batch size 16 dan 50 epoch, nilai F1 Score tercatat sebesar 0.897. Performanya mencapai titik terbaik pada konfigurasi batch size 16 dan 100 epoch, dengan precision sebesar 0.939, recall 0.916, mAP@0.5 sebesar 0.965, dan F1 Score tertinggi sebesar 0.926. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi batch size yang lebih besar dan jumlah epoch yang lebih banyak dapat meningkatkan akurasi serta kestabilan model dalam proses deteksi objek. Berdasarkan hasil evaluasi, konfigurasi model dengan batch size 16 dan 100 epoch menunjukkan performa paling optimal dibandingkan konfigurasi lainnya, dengan pencapaian precision sebesar 0.939, recall 0.916, mAP@0.5 sebesar 0.965, dan F1 Score tertinggi sebesar 0.926. Oleh karena itu, konfigurasi ini dipilih sebagai model akhir yang digunakan dalam proses klasifikasi jenis sampah plastik, khususnya untuk membedakan antara kelas HDPE dan PET secara akurat dan konsisten. Hasil ini menunjukkan bahwa YOLOv7 memiliki potensi besar untuk digunakan dalam sistem klasifikasi citra sampah plastik berbasis computer vision, karena mampu memberikan akurasi tinggi dan deteksi yang andal pada objek dengan karakteristik visual yang serupa.

3.2 Pengujian Model

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model YOLOv7 dalam mengklasifikasikan jenis sampah plastik HDPE dan PET berdasarkan data uji yang telah disiapkan. Model terbaik yang diperoleh dari proses pelatihan, yaitu konfigurasi dengan batch size 16 dan 100 epoch, digunakan pada tahap ini. Pengujian mencakup pengukuran metrik evaluasi seperti precision, recall, F1 Score, dan mAP@0.5 untuk mengetahui sejauh mana model mampu mendeteksi dan membedakan kedua jenis sampah secara akurat. Hasil pengujian ini menjadi dasar dalam menilai efektivitas model dalam penerapan nyata pada sistem klasifikasi citra sampah berbasis computer vision.



Gambar 9. Visualisasi dari Klasifikasi HDPE dan PET

Gambar 9 merupakan hasil pengujian model YOLOv7 dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis sampah plastik HDPE dan PET. Setiap objek yang terdeteksi ditandai dengan kotak hijau (*bounding box*) serta label kelas dan nilai *confidence* yang menunjukkan tingkat keyakinan model terhadap hasil prediksi tersebut. Pada dua gambar bagian atas, model berhasil mendeteksi objek sebagai plastik jenis HDPE dengan tingkat keyakinan masing-masing sebesar 0.80 dan 0.70. Sedangkan pada tiga gambar di bagian bawah, model mengidentifikasi objek sebagai PET dengan *confidence score* berkisar antara 0.60 hingga 0.74. Keberhasilan model dalam mengenali kedua jenis plastik menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan cukup baik, meskipun bentuk dan visual objek memiliki kemiripan. Hasil ini mendukung efektivitas YOLOv7 dalam digunakan sebagai sistem klasifikasi visual pada pengolahan sampah plastik.

3.3 Pembahasan

Hasil dari proses pelatihan dan pengujian menunjukkan bahwa model YOLOv7 memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sampah plastik jenis HDPE dan PET. Kinerja model mengalami peningkatan secara bertahap seiring dengan penambahan jumlah epoch dan ukuran batch. Konfigurasi terbaik diperoleh pada saat pelatihan menggunakan batch size 16 dan 100 epoch, dengan pencapaian precision sebesar 93,9%, recall 91,6%, mAP@0.5 sebesar 96,5%, dan F1 Score sebesar 92,6%. Nilai-nilai ini merupakan yang tertinggi di antara seluruh konfigurasi yang diuji, sehingga dapat disimpulkan bahwa model mampu menyerap informasi secara lebih optimal ketika diberikan jumlah data yang lebih besar dan pelatihan yang lebih lama. Pada tahap pengujian, model menunjukkan kemampuan yang cukup andal dalam mengenali dan membedakan antara objek HDPE dan PET. Hal ini dibuktikan melalui hasil visualisasi yang menampilkan deteksi objek dengan nilai confidence yang tinggi, meskipun objek yang diuji memiliki karakteristik visual yang cukup mirip. Kemampuan model dalam mengklasifikasikan data uji secara akurat menunjukkan bahwa YOLOv7 tidak hanya efektif selama pelatihan, tetapi juga mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa YOLOv7 merupakan model yang potensial untuk diterapkan dalam sistem klasifikasi citra sampah plastik berbasis visi komputer. Dengan kemampuannya mendeteksi dan membedakan jenis plastik secara akurat dan konsisten, model ini dapat mendukung proses pemilahan sampah secara otomatis serta membantu meningkatkan efisiensi pengelolaan limbah plastik, khususnya dalam konteks lingkungan yang berkelanjutan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan keseluruhan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma YOLOv7 sangat efektif dalam mengklasifikasikan sampah botol plastik jenis HDPE dan PET secara otomatis dengan tingkat akurasi yang tinggi. Melalui proses pelatihan dan pengujian terhadap data citra yang telah dikumpulkan dan divalidasi, model mampu membedakan dua jenis plastik tersebut dengan performa optimal. Penerapan YOLOv7 pada konfigurasi *batch size* 16 dan 100 *epoch* menunjukkan hasil terbaik, dengan nilai *precision* sebesar 93,9%, *recall* 91,6%, serta *mean Average Precision* (mAP@0.5) mencapai 96,5%. Hasil ini menandakan bahwa model tidak hanya mampu mengenali objek dengan baik, tetapi juga memiliki generalisasi yang kuat terhadap data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Keunggulan YOLOv7 terletak pada kemampuannya mendeteksi objek secara *real time*, bahkan ketika objek mengalami deformasi atau tidak utuh seperti dalam kondisi nyata di lapangan, namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan. Oleh karena itu, pengembangan lebih lanjut sangat disarankan, terutama dengan memperluas variasi data, meningkatkan skenario uji coba, serta mengintegrasikan model ke dalam sistem perangkat keras untuk implementasi nyata di tempat pengolahan sampah. Namun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, salah satunya adalah keterbatasan variasi latar belakang dan pencahayaan dalam dataset yang digunakan, yang dapat mempengaruhi kinerja model di lingkungan yang lebih kompleks. Selain itu, masih ditemukan kesulitan dalam mengidentifikasi objek saat botol HDPE dan PET



saling tumpang tindih atau berada dalam posisi yang tidak ideal. Penelitian ini juga belum menguji model secara langsung dalam situasi nyata, seperti di jalur conveyor di fasilitas pengolahan sampah. Oleh karena itu, disarankan untuk melakukan pengembangan lebih lanjut, seperti menambah variasi data pelatihan, memperluas skenario pengujian, dan menghubungkan model dengan perangkat keras guna memungkinkan penerapan secara langsung di lapangan. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi proses daur ulang dan mendukung pengelolaan limbah plastik secara berkelanjutan.

REFERENCES

- [1] M. R. Diani, D. Haniifah, dan F. R. Dianty, "Analisis proyeksi pertumbuhan penduduk dan volume sampah DKI Jakarta terhadap dampak yang ditimbulkan," *J. Waste Sustain. Consum.*, vol. 1, no. 1, hal. 27–45, 2024, doi: 10.61511/jwsc.v1i1.2024.691.
- [2] I. A. Rahmat *et al.*, "Sosialisasi Dan Demonstrasi Pengolahan Sampah Plastik Menjadi Paving Block Di Desa Kamulyan Kecamatan Manonjaya Kabupaten Tasikmalaya," *J. Pengabd. Masy. Bangsa*, vol. 2, no. 10, hal. 4784–4791, 2024, doi: 10.59837/jpmba.v2i10.1865.
- [3] M. A. Fayshal, "Current practices of plastic waste management, environmental impacts, and potential alternatives for reducing pollution and improving management," *Heliyon*, vol. 10, no. 23, hal. e40838, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e40838.
- [4] M. Hoseini dan T. Bond, "Predicting the global environmental distribution of plastic polymers," *Environ. Pollut.*, vol. 300, no. February, hal. 118966, 2022, doi: 10.1016/j.envpol.2022.118966.
- [5] A. Chamas *et al.*, "Degradation Rates of Plastics in the Environment," *ACS Sustain. Chem. Eng.*, vol. 8, no. 9, hal. 3494–3511, 2020, doi: 10.1021/acssuschemeng.9b06635.
- [6] E. C. Boz Noyan, A. Venkatesh, dan A. Boldizar, "Mechanical and Thermal Properties of Mixed PE Fractions from Post-Consumer Plastic Packaging Waste," *ACS Omega*, vol. 7, no. 49, hal. 45181–45188, 2022, doi: 10.1021/acsomega.2c05621.
- [7] J. Vaucher, A. Demongeot, V. Michaud, dan Y. Leterrier, "Recycling of Bottle Grade PET: Influence of HDPE Contamination on the Microstructure and Mechanical Performance of 3D Printed Parts," *Polymers (Basel)*, vol. 14, no. 24, 2022, doi: 10.3390/polym14245507.
- [8] M. Dawoud dan I. Taha, "Effects of Contamination with Selected Polymers on the Mechanical Properties of Post-Industrial Recycled Polypropylene," *Polymers (Basel)*, vol. 16, no. 16, 2024, doi: 10.3390/polym16162301.
- [9] K. M. Bataineh, "Life-Cycle Assessment of Recycling Postconsumer High-Density Polyethylene and Polyethylene Terephthalate," *Adv. Civ. Eng.*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/8905431.
- [10] Alfattah Atalarais, Kana Saputra S, Hermawan Syahputra, Said Iskandar Al Idrus, dan Insan Taufik, "Automatic Waste Type Detection Using YOLO for Waste Management Efficiency," *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 2, hal. 883–892, 2025, doi: 10.59934/jaiea.v4i2.770.
- [11] N. L. Kirana, D. Kurnianingtyas, dan Indriati, "A Deep Learning Approach to Plastic Bottle Waste Detection on the Water Surface using YOLOv6 and YOLOv7," *Eng. Technol. Appl. Sci. Res.*, vol. 14, no. 6, hal. 18623–18630, 2024, doi: 10.48084/etasr.8592.
- [12] D. S. Bacea dan F. Oniga, "ECF-YOLOv7-Tiny: Improving Feature Fusion and the Receptive Field for Lightweight Object Detectors," *Proc. - 2025 IEEE Winter Conf. Appl. Comput. Vision, WACV 2025*, hal. 1577–1586, 2025, doi: 10.1109/WACV61041.2025.00161.
- [13] C. PENG, B. HE, W. XI, dan G. LIN, "Improved YOLOv7 Algorithm for Floating Waste Detection Based on GFPN and Long-Range Attention Mechanism," *Wuhan Univ. J. Nat. Sci.*, vol. 29, no. 4, hal. 338–348, 2024, doi: 10.1051/wujns/2024294338.
- [14] X. Zhang, D. Zhu, dan W. Gan, "YOLOv7t-CEBC Network for Underwater Litter Detection," *J. Mar. Sci. Eng.*, vol. 12, no. 4, 2024, doi: 10.3390/jmse12040524.
- [15] S. Han, C. Miao, dan Y. Li, "Effects of urban polycentric spatial structure on carbon emissions in the Yellow River Basin," *Dili Yanjiu*, vol. 42, no. 4, hal. 936–954, 2023, doi: 10.11821/dlyj020220769.
- [16] Z. Ge *et al.*, "Lightweight YOLOv7 Algorithm for Multi-Object Recognition on Contrabands in Terahertz Images," *Appl. Sci.*, vol. 14, no. 4, 2024, doi: 10.3390/app14041398.
- [17] M. R. Javed dan M. Shamsuzzaman, "YOLObin: Non-Decomposable Garbage Identification and Classification Based on YOLOv7," *J. Comput. Commun.*, vol. 10, no. 10, hal. 104–121, 2022, doi: 10.4236/jcc.2022.1010008.
- [18] A. B. Wahyutama dan M. Hwang, "YOLO-Based Object Detection for Separate Collection of Recyclables and Capacity Monitoring of Trash Bins," *Electron.*, vol. 11, no. 9, 2022, doi: 10.3390/electronics11091323.
- [19] R. Giel, M. Fiedel, dan A. Dąbrowska, "Real-Time Automatic Identification of Plastic Waste Streams for Advanced Waste Sorting Systems," *Sustain.*, vol. 17, no. 5, 2025, doi: 10.3390/su17052157.
- [20] C. Lubongo, M. A. A. Bin Daej, dan P. Alexandridis, "Recent Developments in Technology for Sorting Plastic for Recycling: The Emergence of Artificial Intelligence and the Rise of the Robots," *Recycling*, vol. 9, no. 4, 2024, doi: 10.3390/recycling9040059.
- [21] S. Li, T. Tao, Y. Zhang, M. Li, dan H. Qu, "YOLO v7-CS: A YOLO v7-Based Model for Lightweight Bayberry Target Detection Count," *Agronomy*, vol. 13, no. 12, 2023, doi: 10.3390/agronomy13122952.
- [22] Y. Wang, H. Wang, dan Z. Xin, "Efficient Detection Model of Steel Strip Surface Defects Based on YOLO-V7," *IEEE Access*, vol. 10, no. December, hal. 133936–133944, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3230894.
- [23] Y. Wang, C. Yang, Q. Yang, R. Zhong, dan K. Wang, "Diagnosis of cervical lymphoma using a YOLO - v7 - based model with transfer learning," *Sci. Rep.*, hal. 1–10, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-61955-x.
- [24] J. Wang dan K. Xu, "An Accelerating Method of YOLOv7 Based on Lightweight Network Architecture," *Appl. Sci.*, vol. 15, no. 5, 2025, doi: 10.3390/app15052528.
- [25] R. Banovbi, P. Irsal, F. Utaminigrum, dan K. Ogata, "Swin transformer adaptation into YOLOv7 for road damage detection," vol. 13, no. 4, hal. 2527–2536, 2024, doi: 10.11591/eei.v13i4.7556.
- [26] D. Wu *et al.*, "Detection of Camellia oleifera Fruit in Complex Scenes by Using YOLOv7 and Data Augmentation," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 22, 2022, doi: 10.3390/app122211318.
- [27] B. Chen dan Z. Dang, "Fast PCB Defect Detection Method Based on FasterNet Backbone Network and CBAM Attention



- Mechanism Integrated With Feature Fusion Module in Improved YOLOv7,” *IEEE Access*, vol. 11, no. July, hal. 95092–95103, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3311260.
- [28] J. Lu, M. M. Yu, dan J. Liu, “Lightweight strip steel defect detection algorithm based on improved YOLOv7,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, hal. 1–15, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-64080-x.
- [29] Y. He dan L. Wan, “YOLOv7-PD: Incorporating DE-ELAN and NWD-CIoU for Advanced Pedestrian Detection Method,” *Inf. Technol. Control*, vol. 53, no. 2, hal. 390–407, 2024, doi: 10.5755/j01.itc.53.2.35569.
- [30] G. Zhu dan G. Zheng, “Improvement of defect detection for steel based on YOLOv7 algorithm,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2816, no. 1, 2024, doi: 10.1088/1742-6596/2816/1/012043.
- [31] O. M. Ma’arif dan T. Kurniasih, “Perancangan Sistem Inventory Berbasis Web Menggunakan Framework Flask : PT. Gagas Mitra Jaya (Area Salatiga),” *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 5, no. 2, hal. 1947–1959, 2024, doi: 10.35870/jimik.v5i2.822.
- [32] T. A. A. H. Kusuma, K. Usman, dan S. Saidah, “People Counting for Public Transportations Using You Only Look Once Method,” *J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 1, hal. 57–66, 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.2.77.