

Implementasi Deteksi Objek Real-Time Sebagai Media Edukasi dengan Algoritma YOLOv8 pada Objek Sampah

*Adam Ramdan¹, Asriyanik²

¹Teknik Informatika, Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Sukabumi
Jl. R. Syamsudin, S.H. No. 50, Kota Sukabumi, Jawa Barat

² Teknik Informatika, Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Sukabumi
Jl. R. Syamsudin, S.H. No. 50, Kota Sukabumi, Jawa Barat

Email: ¹adam.ramdan@ummi.ac.id, ² asriyanik263@ummi.ac.id

ABSTRACT

Waste is one of the most complex global issues and is one of the points of the SDG indicators related to municipal waste, food waste, hazardous waste, and recycling systems that cannot be resolved. According to data from SIPSN in 2022, Indonesia has a waste pile of 35,289,535.55 tons per year, while about 47.32% of waste handling is done, namely 16,697,790.76 tons per year. According to data from the National Research and Innovation Agency, until now, quite a few Indonesians sort their waste first before disposal; about 80% of people do not have the awareness to sort their waste. To overcome these problems, everyone needs to make changes early on by making waste management a habit so as to change people's skeptical attitude towards waste management. Thus, research was conducted to identify the type of waste using the YOLOv8 algorithm with a dataset of 17,617 data points, which was then analyzed by creating a YOLOv8 model. The YOLOv8 variant 'l' produces the best accuracy compared to the variant 's', 'm', and 'x', using 16 batch sizes and an SGD optimizer with a learning rate of 0.001 as its parameter. The model training process is then evaluated using a confusion matrix, with a percentage reaching 86.5%.

Keywords : learning media; object detection; waste; website; YOLO

ABSTRAK

Sampah merupakan salah satu isu global cukup kompleks dan menjadi salah satu point dari indikator SDGs terkait sampah kota, limbah makanan, limbah berbahaya dan sistem daur ulang yang belum bisa terselesaikan. Menurut data dari SIPSN pada tahun 2022 Indonesia memiliki timbunan sampah mencapai 35.289.535.55 ton/tahun sedangkan sekitar 47.32% penanganan sampah yang dilakukan yaitu 16.697.790.76 ton/tahun. Menurut data dari Badan Riset dan Inovasi Nasional hingga saat ini cukup sedikit masyarakat Indonesia yang memilah sampah nya terlebih dahulu sebelum dibuang, sekitar 80% masyarakat tidak memiliki kesadaran untuk memilah sampah mereka. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, setiap orang perlu melakukan perubahan sejak dini dengan menjadikan pengelolaan sampah sebagai suatu kebiasaan sehingga mengubah sikap skeptis masyarakat terhadap pengelolaan sampah. Dengan demikian dilakukan penelitian untuk mengidentifikasi jenis sampah dengan menggunakan algoritma YOLOv8, dengan dataset sebanyak 17.617 data yang kemudian dianalisis dengan membuat model yolov8. Hasil yolov8 varian 'l' lebih menghasilkan akurasi paling baik dibanding dengan varian 's', 'm' dan 'x' serta dengan menggunakan 16 batch size dan optimizer SGD dengan nilai learning rate 0.001 sebagai parameter nya. Proses pelatihan model kemudian dilakukan evaluasi menggunakan confusion matrix dengan persentase mencapai 86.5%.

Kata kunci : deteksi objek; media belajar; sampah; website; YOLO

1. PENDAHULUAN

Sampah merupakan sebuah isu yang sangat kompleks serta merupakan salah-satu dari poin indikator SDGs (*Sustainable Development Goals*) terkait sampah kota, limbah makanan, limbah berbahaya dan sistem daur ulang yang belum bisa terselesaikan dengan mudah (United Nations Environment Programme, 2021). Indonesia termasuk salah satu negara yang memiliki masalah sampah yang selalu meningkat setiap tahun nya, menurut data dari SIPSN (Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional) pada tahun 2022 timbunan sampah di seluruh Indonesia mencapai 32.289.535.55 ton/tahun, sedangkan hanya sekitar 47.32% penanganan sampah yang dilakukan.

Tingginya tingkat timbunan sampah di Indonesia dikarenakan literasi sampah dimasyarakatkan yang rendah, menurut Badan Riset dan Inovasi Nasional menyebutkan bahwa tingkat kesadaran masyarakat Indonesia dalam memilih sampah rumah tangga masih rendah. Sebanyak 80% masyarakat Indonesia tidak memilah sampah nya (Rambe & Aprilyani, 2023). Ketidakpedulian dan kurangnya pemahaman masyarakat dalam mengelola sampah mengakibatkan

sulitnya dalam mengelola sampah yang ada. Dengan demikian perlu memberikan pemahaman dan meningkatkan literasi sampah di masyarakat, dengan meningkatkan pemahaman literasi sampah dapat membantu masyarakat dalam memahami konsep *zero waste* atau metode pengelolaan limbah sampah berkelanjutan. Dalam konteks ini, diharapkan masyarakat dapat mempelajari prinsip-prinsip dalam pengelolaan sampah yang efektif dan efisien untuk pengurangan sampah pada sumbernya, pemilahan sampah, daur ulang, dan pengomposan. (Rambe & Aprilyani, 2023).

Dengan memanfaatkan *Artificial Intelligence*, kita dapat menciptakan sistem yang dapat dilatih untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berbagai jenis sampah, seperti sampah organik, anorganik, atau bahan berbahaya, berdasarkan data visual yang diterimanya. Salah satu bidang *Artificial Intelligence* yang ada *computer vision* bisa menjadi solusi yang dapat memprediksi sebuah input yang diberikan secara visual untuk pengecekan jenis sampah, dan YOLO merupakan algoritma yang dapat

melakukan deteksi objek secara *real-time*.

Penelitian sebelumnya seperti yang dilakukan oleh (Valentina et al., 2020) mengenai deteksi objek untuk mendeteksi botol plastik dan kaleng dengan menggunakan algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) hanya berfokus pada pencarian nilai akurasi saja dan dari hasil kesimpulan yang didapatkan metode CNN kurang mahir dalam membedakan secara akurat antara beberapa sampah, sama hal nya dengan penelitian yang dilakukan oleh (Ferdous & Ahsan, 2022b) yang mendeteksi masker, sarung tangan dan sampah simbol *infeksius/biohazard* serta (Utomo et al., 2022) yang mendeteksi botol plastik, kaleng dan kertas dengan menggunakan YOLO. Selain hanya berfokus pada menganalisis nilai akurasi dan pembuatan alat, objek atau kelas yang dideteksi juga kurang beragam.

Dengan demikian pada penelitian ini peneliti melakukan identifikasi serta menguji algoritma YOLO untuk menghasilkan sebuah model yang efektif dalam mendeteksi objek sampah dengan melakukan beberapa uji coba terhadap varian YOLOv8 dan parameter yang dikirim serta diimplementasikan dengan membuat sebuah media belajar yang

dapat digunakan dan membantu masyarakat dalam mengelola sampah.

2. METODE

CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) merupakan struktur atau kerangka kerja yang sering digunakan dalam melakukan proyek mengenai kecerdasan buatan seperti *data mining* dan sebagainya (Saltz & Hotz, 2021). Metodologi ini juga sering digunakan dalam proyek *computer vision* seperti yang dilakukan pada penelitian (Alden & Sari, 2023) mengenai Implementasi Algoritma CNN untuk penerapan *Computer Vision*.

Metode ini memiliki 6 tahapan *life cycle* yang saling berkaitan serta berinteraksi antara fase dan terus berulang selama proses pengembangan, dengan tahapan yaitu: *business understanding, data understanding, data preparation, modelling, evaluation dan deployment* (Hasanah et al., 2021).

2.1. Business Understanding

Dilakukan pemahaman masalah mengenai pentingnya literasi sampah serta pemahaman objek yang akan diteliti dengan mencari berbagai jenis sampah dari berbagai sumber.

2.2. Data Understanding

Dilakukan pengumpulan data gambar sampah yang kemudian

diidentifikasi data - data yang ada untuk memahami setiap karakteristik dari gambar dan dilakukan pengelompokan data sampah seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Pengelompokan Sampah Berdasarkan Jenisnya

No	Class	Type
1.	Residual Waste	Sachet
2.	Organic Waste	Food
3.	Non-Valuable Waste	Textiles
4.	Non-Valuable Waste	E-Waste
5.	Non-Valuable Waste	Medical
6.	Non-Valuable Waste	Chemicals
7.	Non-Valuable Waste	Batteries
8.	Valuable Waste	Cardboard
9.	Valuable Waste	Plastic
10.	Valuable Waste	Glass
11.	Valuable Waste	Metal
12.	Valuable Waste	Paper
13.	Valuable Waste	Cans
15.	Valuable Waste	Plastic bottles

2.3. Data Preparation

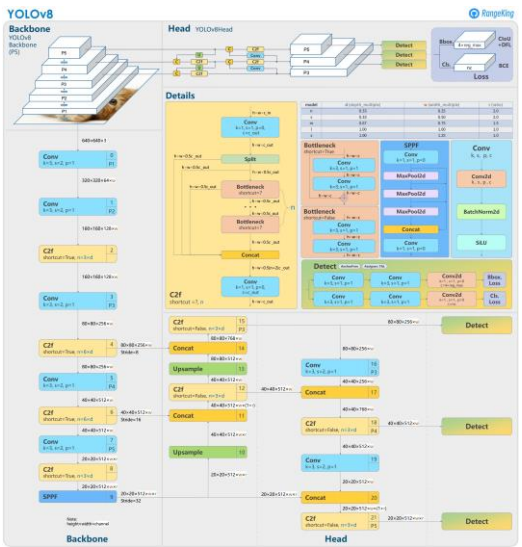
Data diproses dan dilakukan modifikasi data dengan melakukan *Data Augmentation* seperti *flip*, *rotate*, *HUE*, *scale* dan *saturasi* untuk menambah keragaman pada gambar serta mencegah terjadinya *overfitting* pada *dataset*, setelah itu dilakukan *Data Preprocessing* dengan mengubah ukuran gambar menjadi 640x640 pixel dengan mempertahankan gambar asli dan menambahkan objek putih kosong di sekitarnya.

2.4. Modeling

Pada penelitian ini model YOLOv8 digunakan tanpa melakukan modifikasi terhadap arsitektur yang ada, struktur dasar YOLOv8 dipertahankan

sesuai dengan arsitektur asli yang diusulkan dalam literatur. Peneliti hanya menyesuaikan parameter yang akan diolah oleh YOLOv8 untuk mengoptimalkan kinerja seperti menyesuaikan pemilihan optimizer, nilai learning rate, batch size, image size dan varian dari model YOLOv8 yang digunakan.

YOLO merupakan algoritma *real-time detection* yang terdiri dari beberapa versi, YOLOv8 merupakan versi terbaru dari algoritma ini yang memiliki 4 komponen utama, yaitu: *input*, *backbone network*, *feature enhancement (Neck)*, dan *decoupling head (Head)*. Berikut Gambar 1 arsitektur YOLOv8.



Gambar 1. Arsitektur YOLOv8
(Sumber : Terven & Cordova-Esparza, 2023)

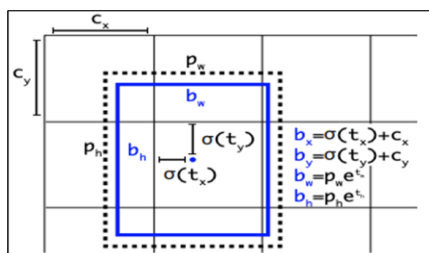
Backbone network berfungsi sebagai komponen yang bertanggung

jawab untuk melakukan ekstraksi fitur dan *input* gambar yang diberikan. Komponen ini menggabungkan teknologi CSPNet dan Darknet53 untuk mendapatkan *map* fitur yang diproses menggunakan modul *Spatial Pyramid Pooling Fast* (SPPF) (Wang et al., 2023).

Feature Enhancement (Neck) berfungsi sebagai komponen yang menjadi penghubung antara *backbone* dan *head*, serta bertugas dalam meningkatkan dan menyempurnakan *map* fitur dengan menambahkan *convolutional layers*, *feature pyramid networks* (FPN) serta menghilangkan operasi konvolusi setelah *up-sampling* dalam struktur *path aggregation network* (PAN) (Terven & Cordova-Esparza, 2023).

Decoupling Head berfungsi sebagai komponen terakhir yang bertujuan untuk memprediksi *bounding box* dan *loss function* berdasarkan fitur yang telah diproses seperti pada Gambar 2 dan Persamaan 1-8.

1. Bounding box



Gambar 2. Bounding Box YOLOv8 pada proses HEAD

(Sumber : Terven & Cordova-Esparza, 2023)

$$b_x = \sigma(t_x) + c_x \quad (1)$$

$$b_y = \sigma(t_y) + c_y \quad (2)$$

$$b_w = p_w e^{t_w} \quad (3)$$

$$b_h = p_h e^{t_h} \quad (4)$$

2. Loss Function DLF

$$DLF(\mathcal{S}_1, \mathcal{S}_{1+1}) = -((y_{1+1} - y) \text{ catatan}(\mathcal{S}_1) + (y - y_1) \text{ catatan}(\mathcal{S}_{1+1})) \quad (5)$$

3. Loss Function CIOU

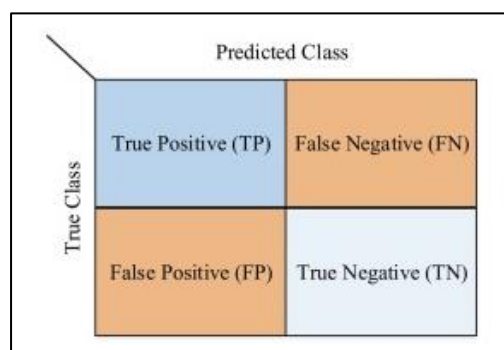
$$CIOU = \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha \quad (6)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{H^{gt}} - \arctan \frac{w}{H} \right) \quad (7)$$

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IOU) + v} \quad (8)$$

2.5. Evaluation

Evaluasi dilakukan dengan mengukur nilai dari *confusion matrix* dengan melihat nilai *True Positif* (TP), *True Negatif* (TN), *False Positif* (FP) dan *False Negatif* (FN) untuk menghitung nilai *precision*, *recall*, *f1-score* dan *mAP* seperti pada Gambar 3 dan Persamaan 9-12 (Efendi et al., 2022).



Gambar 3. Confusion Matrix
(Sumber : Demir, 2022)

1. *Precision* melakukan evaluasi dengan menghitung nilai prediksi positif pada

seluruh hasil data prediksi, direpresentasikan dalam persamaan matematis sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

2. *Recall* melakukan evaluasi dengan menghitung nilai prediksi positif pada seluruh data positif, direpresentasikan dalam persamaan matematis sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

3. *F1-Score* melakukan evaluasi dengan menghitung rata-rata dari precision dan recall, direpresentasikan dalam persamaan matematis sebagai berikut:

$$F1 = \frac{2 * recall * precision}{recall + precision} \quad (11)$$

4. *mAP* melakukan evaluasi dengan menghitung rata-rata dari presisi, *mAP* terbagi menjadi 2 yaitu *mAP50* dan *mAP50-95*, yang menjadi pembeda antara keduanya terletak pada IoU yang diambil, pada *mAP50* menghitung nilai *mean Average Precision* dari nilai *threshold* IoU (*Intersection over Union*) untuk menentukan nilai deteksi benar atau salah 0.5 sedangkan *mAP50-95* nilai IoU nya antara 0.5 hingga 0.95 direpresentasikan dalam persamaan matematis sebagai berikut:

$$mAP (\%) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{k=n} AP_k \quad (12)$$

2.6. Deployment

Dibuat sebuah aplikasi berbentuk website dengan menggunakan flask dan reactjs yang dapat mengenali sebuah objek berdasarkan model yang telah dilatih pada tahap modelling serta telah melewati tahap evaluasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

(10) Hasil dari penelitian yang dilakukan mengenai deteksi objek dengan menggunakan YOLOv8 pada data gambar sampah yang terdiri dari 4 jenis pengelompokan yang diambil dari penelitian (Wu & Lin, 2022) mengenai *organic waste* dan *residual waste* serta dari penelitian (Yadav et al., 2021) mengenai *valuable waste*, selain itu peneliti juga menambahkan kategori baru yaitu *non-valuable waste*. Sebagai perbandingan pada penelitian yang di oleh (Ferdous & Ahsan, 2022a) dengan menggunakan YOLOv3 mendeteksi masker, sarung tangan dan sampah simbol *infeksius/biohazard* menghasilkan nilai akurasi sebesar 85.23%.

3.1. Business Understanding

Dengan pemahaman literasi sampah di masyarakat dapat

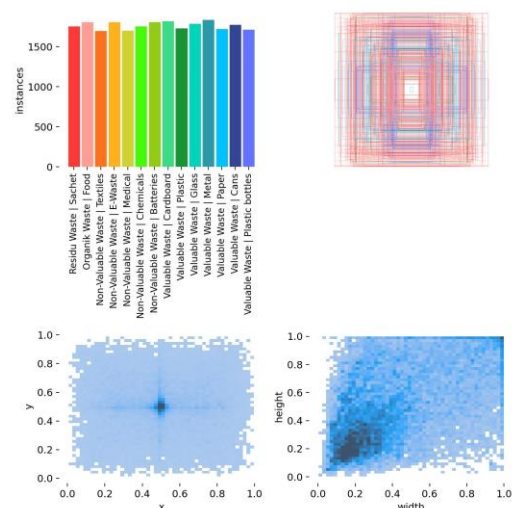
meningkatkan pemahaman konsep *zero waste* atau metode pengelolaan sampah berkelanjutan. Dalam konteks ini, masyarakat dapat mempelajari prinsip-prinsip pengelolaan sampah yang efektif dan efisien seperti pengurangan sampah pada sumbernya, pemilahan sampah, daur ulang, dan pengomposan.

Peneliti berfokus untuk membuat sebuah media yang dapat membedakan jenis-jenis sampah dengan menggunakan teknologi *artificial intelligence* yang menerapkan pendeteksian objek menggunakan YOLOv8, dengan demikian diharapkan dapat membantu masyarakat dalam mengelola sampah.

3.2. Data Understanding

Dataset yang akan digunakan pada penelitian ini merupakan gambar sampah yang dipisahkan menjadi 14 kelas seperti yang terdapat pada Tabel 1, data gambar sampah didapatkan dari berbagai sumber di internet. Seperti dari internet dengan menggunakan *search engine* serta sumber yang tersedia di platform GitHub. Proses pencarian menggunakan *package* dari python untuk melakukan scraping gambar agar proses pencarian gambar dapat dilakukan secara cepat dan fleksibel, data gambar yang terkumpul dari hasil scraping sebanyak 17.617 gambar.

Sebaran objek pada Gambar 4 (a) menggambarkan jumlah total dari objek untuk setiap kelas yang terdapat pada dataset sampah yang digunakan dengan rata-rata objek sekitar 1800 ribu untuk setiap kelas nya, yang kemudian sebarannya dapat dilihat dalam sebuah diagram *anchor box* pada Gambar 4(b). Sebaran dari lokasi dan besaran objek dapat dilihat pada Gambar 4(c) dan (d) dengan sebaran nilai 0.0 sampai 1.0 untuk nilai *x* dan *y* serta *width* dan *height*.



Gambar 4. Hasil statistik sebaran objek pada dataset: (a) bar chart jumlah target di setiap kelas; (b) anchor box distribution map; (c) normalized target location map; (d) normalized target size map

3.3. Data Preparation

Data diproses dan dilakukan pelabelan dengan menggunakan sebuah *library Grounding Dino* dan dilakukan *data processing* dengan mengubah ukuran gambar menjadi 640x640 pixel,

hal ini dilakukan untuk memastikan konsistensi input, meningkatkan efisiensi komputasi, memudahkan deteksi objek melalui grid yang konsisten, mencegah distorsi, dan menyederhanakan implementasi pipeline pemrosesan. Kemudian data yang ada dilakukan proses *data augmentation* untuk menambahkan keanekaragaman dalam *dataset* yang dimiliki dengan melakukan *resize*, *flip*, *mosaic*, *color space* dan *scale*. Proses ini dilakukan dengan cara menyisipkan sebuah konfigurasi ke dalam model YOLOv8.

3.4. Modeling

Peneliti melakukan beberapa percobaan dengan model yolo untuk melihat parameter dan varian yolo mana yang menghasilkan hasil yang baik. Uji coba pertama dilakukan dengan membandingkan nilai dari *batch size* menjadi 8, 16 dan 32, dengan hasil pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil perbandingan nilai batch size

Batc h Size	Precisio n	Recal l	mAP5 0	mAP50 -95
8	0.757	0.657	0.725	0.647
16	0.77	0.652	0.73	0.65
32	0.762	0.672	0.729	0.65

Uji coba selanjutnya dilakukan dengan membandingkan nilai dari *optimizer* Adam, SGD, Adamax,

AdamW, NAdam, RAdam dan RMSProp, dengan hasil pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil perbandingan nilai optimizer

Optimizer	Precis ion	Recall	mAP 50	mAP 50-95
Adam	0.799	0.752	0.824	0.74
SGD	0.805	0.776	0.843	0.762
Adamax	0.797	0.785	0.841	0.757
Adamax	0.789	0.756	0.821	0.739
RAdam	0.808	0.747	0.824	0.739
NAdam	0.801	0.742	0.812	0.73
RMS Prop	0.665	0.615	0.676	0.567

Uji coba selanjutnya dilakukan dengan membandingkan nilai dari *learning rate* SGD menjadi 0.01, 0.001, dan 0.0001, dengan hasil pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil perbandingan nilai learning rate

Learnin g Rate	Precisio n	Recal l	mAP5 0	mAP 50- 95
0.01	0.802	0.765	0.831	0.75 1
0.001	0.805	0.776	0.843	0.76 2
0.0001	0.757	0.714	0.786	0.70 4

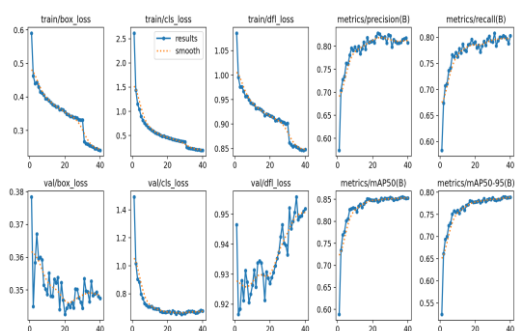
Uji coba terakhir membandingkan nilai dari variasi dari yolo menjadi YOLOv8s, YOLOv8m, YOLOv8l, dan YOLOv8x, dengan hasil pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil perbandingan nilai varian yolo

Varian Yolov8	Precisio n	Recal l	mAP5 0	mAP 50- 95
Yolov8s	0.805	0.776	0.843	0.76 2
Yolov8 m	0.84	0.771	0.859	0.79
Yolov8l	0.833	0.793	0.865	0.80 3
Yolov8 x	0.811	0.806	0.865	0.80 4

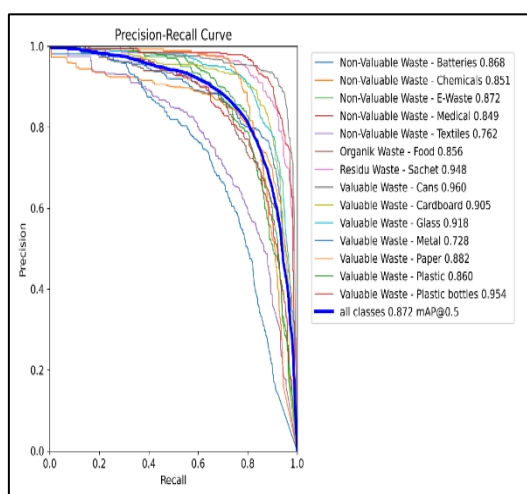
3.5. Evaluation

Berdasarkan hasil uji coba di atas terdapat perbedaan hasil yang signifikan dari varian model dan parameter yang digunakan untuk algoritma YOLO, dari *matrix* diagram model akhir yang akan digunakan dengan banyak pelatihan 50 kali *epoch* menunjukan hasil yang baik seperti pada Gambar 5.



Gambar 5. Matric diagram model YOLOv8l dengan 50 kali epoch

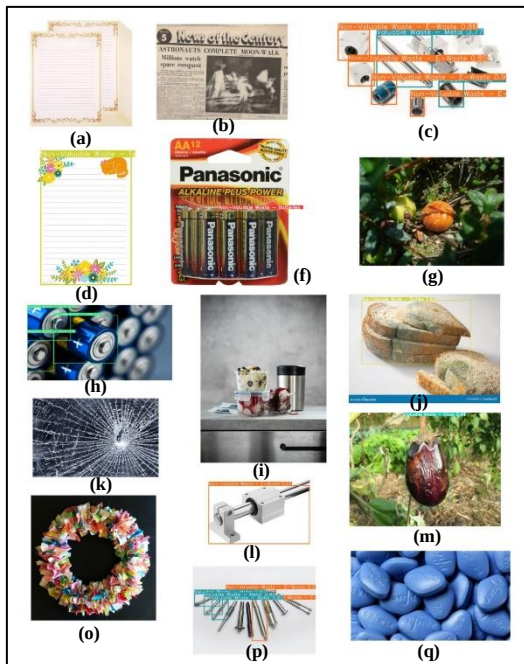
Dari hasil pelatihan yang dilakukan menghasilkan sebuah kurva untuk melihat hasil dari mAP dari model yang dilatih, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Precision Recall Curve YOLOv8

Berdasarkan hasil evaluasi pada Gambar 6 menghasilkan nilai *accuracy* yang sangat baik dengan mencapai 87.2% untuk semua kelas, nilai ini di dapat dari hasil perhitungan yang dilakukan oleh model YOLOv8 varian 'l' yang melakukan perhitungan mulai bounding box menggunakan Persamaan 4 dan diolah sehingga menghasilkan nilai *precision*, *recall*, *F1-Score* dan *mAP* secara otomatis yang mana menggunakan Persamaan 9 untuk menghitung nilai *precision*, Persamaan 10 untuk menghitung nilai *recall*, Persamaan 11 untuk menghitung nilai *F1-Score* dan Persamaan 12 untuk menghitung nilai *mAP*, yang kemudian hasil dari nilai tersebut diolah oleh YOLOv8 untuk menghasilkan nilai *accuracy* atau *Precision-Recall* seperti bisa di lihat kurvanya pada Gambar 6. Kemudian untuk kelas tertinggi berapa pada kelas *Valuable Waste – Cans* dengan nilai *accuracy* sebenar 96% sedangkan untuk nilai terendah ada pada kelas *Valuable Waste – Metal* dengan nilai *accuracy* 72.8%. Kemudian dilakukan *testing* dengan jumlah gambar 1055 gambar dan menghasilkan nilai error 10.52% untuk gambar yang tidak terdeteksi dan salah deteksi objek, sampel dari gambar-gambar yang tidak

terdeteksi dengan baik dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Sampel gambar salah deteksi dan tidak terdeteksi dengan baik

Gambar 7 secara horizontal bisa direpresentasikan dengan huruf alfabet, sehingga Gambar 7 (a), (b), dan (d) dideteksi sebagai ‘Valuable waste – Paper’, Gambar 7 (c), (l) dan (p) terdeteksi sebagai ‘Valuable waste – Metal’, Gambar 7 (f), dan (h) terdeteksi sebagai ‘Non-valuable waste - Batteries’, Gambar 7 (g), (i), (j), dan (m) dideteksi sebagai ‘Organic Waste – Food’, Gambar 7 (k) terdeteksi sebagai ‘Valuable waste – Glass’, Gambar 7 (o) terdeteksi sebagai ‘Non-valuable waste – Textiles’, dan Gambar 7 (q) terdeteksi sebagai ‘Non-valuable waste – chemicals.

3.6. Deployment

Dibuat sebuah aplikasi berbentuk website dengan menerapkan model hasil pelatihan ke dalam sebuah program yang menggunakan *library flask* untuk memproses bagian *backend* dan *reactjs* untuk memproses bagian *frontend*. Website yang dibuat terdiri dari 2 halaman utama. Halaman pertama menampilkan sebuah *landing page* dari media yang dibuat dan halaman kedua menampilkan deteksi objek secara *real-time* yang akan mendeteksi setiap objek yang tertangkap oleh kamera.



Gambar 8. Landing page website

User atau pengguna dapat masuk ke halaman deteksi objek dengan menekan tombol coba sekarang pada bagian *learn* atau dengan masuk langsung dengan mengunjungi halaman *learn* pada URL browser dengan begitu device yang digunakan akan otomatis menghidupkan kamera dan mendeteksi setiap objek yang masuk ke dalam frame kamera.



Gambar 9. Contoh Hasil Deteksi Object Real-Time

4. KESIMPULAN

Dari beberapa uji coba yang dilakukan dengan membandingkan beberapa skenario dapat disimpulkan bahwa model deteksi objek dengan dataset sampah yang terbaik pada penelitian ini yaitu dengan menggunakan YOLOv8 varian 'l' serta parameter 16 batch size, optimizer SGD dengan nilai learning rate 0.001, image size 640x640 pixel dan freeze 5 serta banyaknya pelatihan sebanyak 50 epoch.

Dihasilkan sebuah media berbentuk website yang dapat mengidentifikasi gambar dengan cukup baik secara *real-time* dan cepat dengan beberapa batasan jarak pada deteksi yang dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

- Alden, S., & Sari, B. N. (2023). Implementasi Algoritma CNN Untuk Pemilahan Jenis Sampah Berbasis Android Dengan Metode CRISP-DM. *Jurnal Informatika*, 10(1), 62–71. <https://doi.org/10.31294/inf.v10i1.14985>
- Demir, F. (2022). Deep autoencoder-based automated brain tumor detection from MRI data. Dalam *Artificial Intelligence-Based Brain-Computer Interface* (hlm. 317–351). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-91197-9.00013-8>
- Efendi, D., Jasril, J., Sanjaya, S., Syafria, F., & Budianita, E. (2022). Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 untuk Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(3), 607. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i3.4176>
- Ferdous, M., & Ahsan, S. M. M. (2022a). A Computer Vision-based System for Surgical Waste Detection. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(3), 554–565. <https://doi.org/10.14569/IJACS A.2022.0130366>
- Ferdous, Md., & Ahsan, Sk. Md. M. (2022b). A Computer Vision-based System for Surgical Waste Detection. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(3). <https://doi.org/10.14569/IJACS A.2022.0130366>
- Hasanah, M. A., Soim, S., & Handayani, A. S. (2021). Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 5(2), 103–108. <https://doi.org/10.30871/jaic.v5i2.3200>
- Rambe, R. S., & Aprilyani, A. (2023). *Urgensi Literasi Sampah di*

- Indonesia.
<https://kumparan.com/rinaldi-arraysid-channel/urgensi-literasi-sampah-di-indonesia-209oSDsZrG7/full>.
- Saltz, J., & Hotz, N. (2021). *Data Science Process Alliance*. www.DataScience-PM.com
- Terven, J., & Cordova-Esparza, D. (2023). *A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS*. <https://doi.org/10.3390/make5040083>
- United Nations Environment Programme. (2021). *Global Chemicals and Waste Indicator Review Document*.
- Utomo, O. S. N., Utaminingrum, F., & Widasari, E. R. (2022). Implementasi YOLO versi 3 untuk Mengidentifikasi dan Mengklasifikasi Sampah Kantor berbasis NVIDIA Jetson Nano. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6(6), 2829–2834.
- Valentina, R., Rostianingsih, S., & Tjondrowiguno, A. N. (2020). *Pengenalan Gambar Botol Plastik dan Kaleng Minuman Menggunakan Metode Convolutional Neural Network*.
- Wang, G., Chen, Y., An, P., Hong, H., Hu, J., & Huang, T. (2023). UAV-YOLOv8: A Small-Object-Detection Model Based on Improved YOLOv8 for UAV Aerial Photography Scenarios. *Sensors*, 23(16), 7190. <https://doi.org/10.3390/s23167190>
- Wu, F., & Lin, H. (2022). Effect of transfer learning on the performance of VGGNet-16 and ResNet-50 for the classification of organic and residual waste. *Frontiers in Environmental Science*, 10. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.1043843>
- Yadav, V. K., Yadav, K. K., Tirth, V., Gnanamoorthy, G., Gupta, N., Algahtani, A., Islam, S., Choudhary, N., Modi, S., & Jeon, B.-H. (2021). Extraction of Value-Added Minerals from Various Agricultural, Industrial and Domestic Wastes. *Materials*, 14(21), 6333. <https://doi.org/10.3390/ma14216333>