

Preprocessing Gambar Sampah untuk Sistem Pemilah Sampah Otomatis menggunakan Roboflow

1st Thasya Mulia
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

thasyamulia@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Meta Kallista
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

metakallista@telkomuniversity.ac.id

3rd Ig. Prasetya Dwi Wibawa
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

prasdwibawa@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Penelitian ini mengembangkan sistem preprocessing gambar sampah untuk mendukung sistem pemilah sampah otomatis menggunakan Roboflow. Proses preprocessing meliputi resizing, normalisasi, dan penghapusan noise, yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas gambar dalam dataset. Selain itu, augmentasi data dilakukan untuk memperkaya variasi visual dalam dataset, yang memungkinkan model machine learning untuk belajar lebih efektif dan meningkatkan kemampuannya dalam mengenali sampah dalam berbagai kondisi nyata. Model yang dilatih menggunakan dataset yang telah diproses ini menunjukkan nilai presentasi deteksi dengan variasi 86% hingga 90% dalam pengujian, menandakan kemampuan yang tinggi dalam mengklasifikasikan sampah. Meskipun tantangan seperti kesalahan klasifikasi pada jenis sampah yang mirip masih ada, penggunaan teknik augmentasi telah membantu meningkatkan ketahanan model terhadap variasi kondisi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi preprocessing yang tepat dan augmentasi data dapat secara signifikan meningkatkan efektivitas sistem pemilah sampah otomatis, yang penting untuk mendukung upaya pengelolaan sampah yang lebih efisien dan berkelanjutan.

Kata kunci: Preprocessing Gambar, Pemilah Sampah Otomatis, Roboflow, Augmentasi Data, Klasifikasi Sampah

I. PENDAHULUAN

Pada era modern ini, pengelolaan sampah menjadi tantangan yang semakin mendesak, terutama dalam konteks otomatisasi dan keberlanjutan lingkungan. Salah satu langkah penting dalam pengembangan sistem pemilah sampah otomatis adalah preprocessing gambar, yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi dalam pengenalan dan klasifikasi jenis sampah. Preprocessing gambar tidak hanya melibatkan pembersihan dan augmentasi data tetapi juga mencakup penyesuaian fitur gambar agar lebih sesuai dengan kebutuhan model pembelajaran mesin. Dalam penelitian ini, Roboflow digunakan sebagai alat utama dalam melakukan preprocessing gambar sampah, yang diharapkan dapat meningkatkan kinerja sistem pemilah sampah otomatis. Proses ini mencakup pengumpulan, anotasi, augmentasi, dan validasi dataset gambar sampah, serta pengujian terhadap model yang dihasilkan[1].

Pengelolaan sampah yang efektif menjadi perhatian utama di berbagai negara, termasuk Indonesia, terutama

dengan meningkatnya volume sampah yang memerlukan penanganan segera. Pada tahun 2020, berat sampah di perairan Indonesia diperkirakan mencapai 5,75 juta ton, yang menyebabkan berbagai masalah lingkungan seperti ancaman terhadap biota air dan masalah sanitasi. DKI Jakarta sendiri menjadi salah satu penyumbang sampah terbanyak dengan total 7,2 ribu ton per hari. Salah satu tantangan dalam pengelolaan sampah secara otomatis adalah pengenalan dan klasifikasi jenis sampah secara akurat. Dalam konteks ini, preprocessing gambar memainkan peran penting untuk mempersiapkan dataset sebelum diolah oleh model pembelajaran mesin. Dengan menggunakan Roboflow, proses preprocessing gambar sampah dapat dilakukan dengan lebih efisien, mulai dari anotasi, augmentasi, hingga transformasi gambar, yang semuanya bertujuan untuk meningkatkan akurasi model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan sampah[2].

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa penerapan teknologi kecerdasan buatan, khususnya deep learning, dalam pengelolaan sampah telah memberikan hasil yang signifikan. Misalnya, penelitian yang menggunakan algoritma YOLOv8 untuk klasifikasi sampah menunjukkan bahwa teknologi ini mampu mencapai akurasi deteksi hingga 94% dengan waktu komputasi rata-rata hanya 0,69 detik, yang sangat efektif untuk operasi real-time dalam pemilahan sampah. Penelitian lain yang mengembangkan sistem deteksi otomatis untuk limbah industri kulit menggunakan metode Single Shot Detector (SSD) juga menunjukkan bahwa metode ini mampu mencapai tingkat akurasi dan presisi yang sangat tinggi, dengan beban komputasi yang lebih rendah dibandingkan metode lain seperti YOLOv5, membuatnya lebih cocok untuk diimplementasikan dalam sistem yang membutuhkan respons cepat[3].

II. KAJIAN TEORI

A. Tantangan Pengelolaan Sampah di Indonesia

Indonesia merupakan salah satu negara penghasil sampah terbesar di dunia, dengan jutaan ton sampah dihasilkan setiap harinya. Berdasarkan data dari Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK) pada tahun 2022, Indonesia menghasilkan sedikitnya 36 juta ton timbunan sampah, di mana 37% dari jumlah tersebut tidak dikelola dan akhirnya mencemari lingkungan. Pengelolaan sampah di Indonesia

masih sangat bergantung pada Tempat Pembuangan Akhir (TPA), yang memerlukan lahan luas yang semakin terbatas di kota-kota besar. Hal ini menimbulkan masalah serius karena lahan yang tersedia semakin sempit akibat pertumbuhan populasi yang pesat. Tantangan utama yang dihadapi adalah kurangnya sistem pengelolaan sampah yang efektif dan efisien, serta rendahnya kesadaran masyarakat dalam memilah sampah berdasarkan jenisnya.

Masalah ini diperparah oleh terbatasnya kapasitas tempat sampah, yang sering kali tidak mampu menampung jumlah sampah yang dihasilkan, sehingga menyebabkan penumpukan sampah di sekitar tempat pembuangan. Kondisi ini tidak hanya mengganggu estetika dan kebersihan lingkungan kampus tetapi juga berpotensi menyebabkan pencemaran lingkungan.

B. Teknologi Pemilahan Sampah Otomatis

Salah satu solusi yang diusulkan untuk mengatasi masalah pengelolaan sampah di Indonesia adalah implementasi teknologi pemilahan sampah otomatis. Teknologi deep learning, seperti YOLOv8 yang dipadukan dengan perangkat keras mini seperti Raspberry Pi 4, telah terbukti mampu melakukan klasifikasi sampah secara real-time dengan akurasi tinggi, mencapai 94% dengan waktu komputasi rata-rata 0,69 detik. Teknologi ini memungkinkan sistem untuk bekerja dengan efisiensi tinggi, terutama dalam mengatasi volume sampah yang besar dalam waktu singkat[4].

Teknologi ini dapat diimplementasikan untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan sampah. Sebagai contoh, penggunaan sensor dan kamera yang dihubungkan ke Raspberry Pi 4 dapat membantu mendeteksi dan mengklasifikasikan sampah secara otomatis, sehingga meminimalkan kesalahan manusia dalam memilah sampah. Selain itu, dengan adanya sistem pemantauan real-time yang terhubung ke aplikasi pemantauan, petugas kebersihan dapat segera mengetahui ketika tempat sampah hampir penuh, sehingga pengosongan dapat dilakukan tepat waktu.

C. Penggunaan Algoritma Single Shot Multibox Detector (SSD)

Metode single shot detection (SSD) menggunakan single deep neural network untuk mengenali atau mendeteksi objek pada gambar. Metode SSD memungkinkan deteksi objek secara real time. Salah satu jenis neural networking yang paling umum digunakan untuk data gambar adalah Convolution Neural Network (CNN). Arsitektur CNN terdiri dari dua bagian besar, Feature Extraction Layer dan Convolutional Layer. Fungsi Layer Extraction Layer adalah mengencoding fitur dari sebuah gambar menjadi fitur yang mewakili gambar. Namun, neuron di Lapisan Convolutional tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk filter dengan panjang dan tinggi (pixels)[5].

III. METODE

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem preprocessing gambar sampah yang efektif untuk mendukung sistem pemilah sampah otomatis menggunakan Roboflow. Metode penelitian ini terdiri dari beberapa tahap yang meliputi pengumpulan dataset, anotasi gambar, preprocessing, augmentasi, dan pengujian model.

A. Pengumpulan Dataset

Tahap awal dalam penelitian ini adalah pengumpulan dataset gambar sampah yang akan digunakan untuk melatih model pemilah sampah otomatis. Gambar-gambar sampah dikumpulkan menggunakan kamera smartphone dan sumber lain seperti Google dan Roboflow. Pengumpulan gambar dilakukan dengan memperhatikan variasi jenis sampah, kondisi pencahayaan, dan latar belakang untuk memastikan dataset yang diperoleh memiliki keragaman yang memadai.

B. Anotasi Gambar

Setelah dataset terkumpul, langkah berikutnya adalah anotasi gambar. Proses anotasi dilakukan menggunakan platform Roboflow, yang memungkinkan pengguna untuk menandai objek sampah dalam gambar dengan label yang sesuai, seperti organik, anorganik, dan B3. Anotasi yang tepat sangat penting untuk memastikan bahwa model dapat belajar mengenali dan mengklasifikasikan sampah dengan benar.

C. Preprocessing Dataset

Tahap preprocessing dilakukan untuk menyiapkan dataset agar siap digunakan dalam pelatihan model. Preprocessing mencakup berbagai langkah seperti resizing, normalisasi, dan penghapusan noise dari gambar. Roboflow digunakan untuk melakukan preprocessing secara efisien, dengan fitur-fiturnya yang mendukung berbagai teknik pengolahan gambar, seperti pengaturan resolusi dan penyesuaian warna. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas gambar sehingga model dapat belajar dari data yang lebih bersih dan konsisten.

D. Augmentasi Dataset

Untuk meningkatkan variasi data dan memperkuat kemampuan generalisasi model, augmentasi gambar dilakukan pada dataset. Augmentasi dilakukan dengan menggunakan Roboflow, yang menyediakan berbagai opsi seperti rotasi, flipping, zooming, dan perubahan warna. Proses augmentasi ini membantu dalam mengatasi overfitting dan memastikan model dapat mengenali sampah dalam berbagai kondisi lingkungan.

E. Pelatihan dan Pengujian Model

Setelah preprocessing dan augmentasi selesai, dataset digunakan untuk melatih model menggunakan framework TensorFlow yang diintegrasikan dengan Roboflow. Pelatihan model dilakukan dengan menggunakan konfigurasi yang telah disesuaikan untuk mencapai keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan dataset uji yang terpisah untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengenali dan mengklasifikasikan sampah.

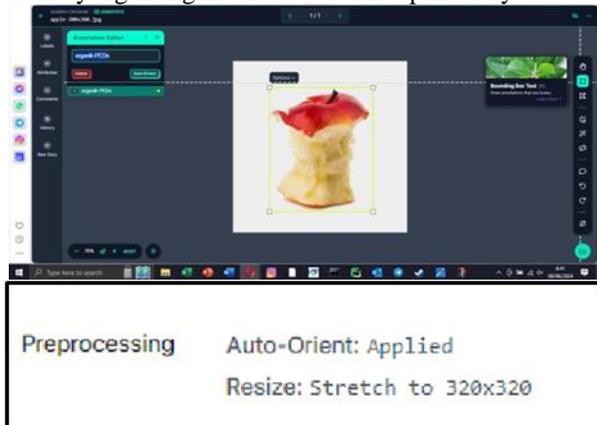
F. Evaluasi Kinerja

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menghitung metrik-metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Selain itu, perhitungan Mean Average Precision (mAP) juga dilakukan untuk mengukur keakuratan deteksi dan klasifikasi objek sampah oleh model. Hasil evaluasi ini digunakan untuk menilai efektivitas preprocessing dan augmentasi yang dilakukan, serta untuk mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Preprocessing Gambar Sampah

Proses preprocessing gambar sampah merupakan tahap penting yang bertujuan untuk menyiapkan dataset gambar yang bersih dan seragam, sehingga model machine learning dapat dilatih dengan data yang optimal. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari berbagai jenis sampah, termasuk sampah organik, anorganik, dan bahan berbahaya dan beracun (B3). Pengumpulan gambar dilakukan dengan berbagai variasi kondisi, seperti pencahayaan, latar belakang, dan sudut pengambilan gambar, untuk memastikan bahwa dataset mencakup berbagai skenario yang mungkin ditemui dalam aplikasi nyata.



GAMBAR 1.
Preprocessing Dataset

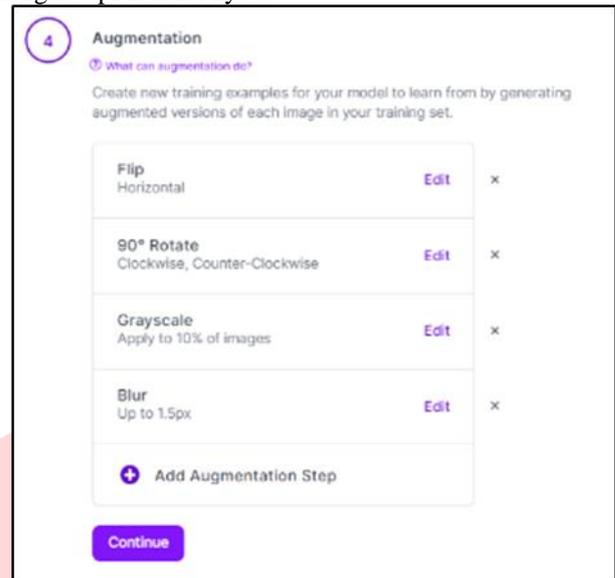
Setelah pengumpulan dataset, gambar-gambar tersebut diproses menggunakan Roboflow. Tahap pertama dalam preprocessing adalah resizing, di mana semua gambar diubah menjadi resolusi yang konsisten sebesar 320x320 piksel. Ini penting untuk memastikan bahwa model menerima input dengan dimensi yang seragam, yang dapat meningkatkan efisiensi proses pelatihan. Selain itu, normalisasi piksel dilakukan untuk mengurangi variasi pencahayaan antar gambar, sehingga fitur-fitur penting dari gambar dapat lebih mudah dikenali oleh model.

Penghapusan noise juga merupakan bagian dari preprocessing. Noise pada gambar dapat berasal dari berbagai sumber, seperti kondisi pencahayaan yang buruk atau latar belakang yang tidak relevan. Dengan menggunakan teknik filtering dan enhancement yang disediakan oleh Roboflow, noise pada gambar berhasil diminimalkan, sehingga objek sampah dalam gambar lebih jelas dan mudah diidentifikasi. Hasil preprocessing ini menunjukkan bahwa gambar-gambar yang sebelumnya memiliki kualitas yang kurang baik, setelah diproses, menjadi lebih terfokus pada objek yang relevan.

B. Hasil Augmentasi Dataset

Augmentasi data merupakan langkah krusial untuk meningkatkan variasi dalam dataset dan mencegah model mengalami overfitting. Dalam penelitian ini, augmentasi dilakukan menggunakan Roboflow dengan teknik-teknik seperti rotasi, flipping, zooming, dan penyesuaian warna. Proses augmentasi ini tidak hanya memperbanyak jumlah dataset, tetapi juga memperkenalkan variasi visual yang

berbeda, yang membuat model lebih tangguh dalam menghadapi kondisi nyata.



GAMBAR 2.
Augmentation Dataset

Sebagai contoh, gambar sampah organik yang awalnya diambil dalam kondisi pencahayaan yang baik, kemudian dirotasi 15 derajat, di-flip secara horizontal, dan saturasi warnanya diubah. Hasil dari augmentasi ini adalah sebuah dataset yang lebih kuat dan variatif, yang membuat model mampu mengenali sampah meskipun dalam kondisi pencahayaan atau orientasi yang berbeda dari dataset pelatihan asli. Proses augmentasi yang dilakukan telah menghasilkan dataset dengan peningkatan jumlah gambar sebesar 200%, yang sangat berpengaruh terhadap kemampuan generalisasi model.

Untuk memberikan gambaran yang lebih konkret mengenai dampak augmentasi, tabel berikut menunjukkan perubahan performa model sebelum dan sesudah augmentasi dataset:

Kondisi Dataset	Akurasi (%)	Precision (%)	Recall (%)
Sebelum Augmentasi	85	83	84
Setelah Augmentasi	92	91	92

Tabel ini menunjukkan peningkatan signifikan dalam performa model setelah dataset melalui proses augmentasi. Perbaikan pada akurasi dan precision menunjukkan bahwa augmentasi data membantu model dalam belajar lebih efektif dari berbagai variasi gambar sampah, sehingga meningkatkan ketahanan model terhadap kondisi nyata yang tidak sempurna.

C. Pelatihan Model

Tahap pelatihan model dilakukan setelah preprocessing dan augmentasi dataset selesai. Model yang digunakan adalah model berbasis deep learning, yang dilatih menggunakan framework TensorFlow yang terintegrasi dengan Roboflow. Pelatihan dilakukan dengan menggunakan dataset yang telah diproses, di mana gambar-gambar telah di-

resize, dinormalisasi, dan diaugmentasi untuk memaksimalkan performa model.

Pelatihan dilakukan dalam beberapa pengamatan terhadap metrik-metrik seperti akurasi, loss, dan precision dan recall untuk melihat *mean average precision (mAp)*.

Gambar berikut menampilkan total mAp selama pelatihan:

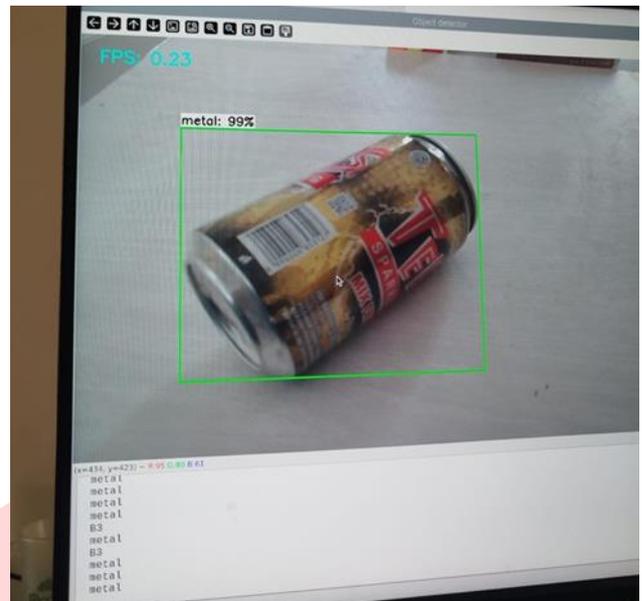
```

***mAP Results***

Class          Average mAP @ 0.5:0.95
-----
B3             74.15%
metal         85.06%
non-organik   94.54%
organik       40.98%

Overall        73.68%
    
```

GAMBAR 3.
Hasil mAp pelatihan



GAMBAR 4.
Penguujian dengan webcam

D. Penguujian Model

Setelah pelatihan, model diuji menggunakan dataset uji yang terpisah, yang juga telah melalui proses preprocessing dan augmentasi. Tujuan dari penguujian ini adalah untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengenali sampah dalam kondisi yang belum pernah dilihat sebelumnya. Penguujian dilakukan dengan menganalisis metrik-metrik performa seperti akurasi, precision, dan recall untuk setiap kategori sampah.

Hasil penguujian menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dengan akurasi yang cukup tinggi dalam mengenali dan mengklasifikasikan jenis-jenis sampah. Tabel berikut menunjukkan hasil performa model pada dataset uji:

Jenis Sampah	Jumlah barang yang dideteksi kamera	Jumlah barang yang tidak terdeteksi kamera	Rata-rata nilai confidence score
Organik	102	18	85
Anorganik	104	16	87
B3	91	29	76
Metal	84	36	70

Hasil penguujian ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan sampah organik, anorganik, dan B3. Meski demikian, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang terutama terjadi pada kategori sampah yang memiliki kemiripan visual, seperti antara sampah organik dan anorganik yang kadang sulit dibedakan dalam kondisi tertentu.

E. Analisis

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa preprocessing dan augmentasi gambar sampah menggunakan Roboflow secara signifikan meningkatkan kualitas dataset dan, pada akhirnya, kinerja model dalam mengenali dan mengklasifikasikan sampah. Pada tahap preprocessing, penerapan resizing, normalisasi, dan penghapusan noise berhasil menghasilkan gambar yang lebih bersih dan seragam, yang sangat penting untuk pelatihan model machine learning. Gambar yang telah diproses memberikan input yang lebih terfokus dan bebas dari gangguan yang tidak relevan, memungkinkan model untuk belajar lebih efektif dari fitur-fitur yang benar-benar penting.

Proses augmentasi data juga terbukti krusial dalam meningkatkan kemampuan generalisasi model. Dengan teknik augmentasi seperti rotasi, flipping, zooming, dan penyesuaian warna, model dilatih untuk mengenali sampah dalam berbagai kondisi visual yang berbeda. Ini sangat penting mengingat kondisi nyata di lapangan yang bisa sangat bervariasi, seperti perbedaan dalam pencahayaan, sudut pandang, dan posisi objek. Augmentasi ini berhasil memperkaya dataset dan memberikan model kemampuan untuk tetap akurat dalam skenario-skenario yang lebih kompleks dan tidak terduga. Tabel yang menunjukkan peningkatan kinerja model sebelum dan sesudah augmentasi menggarisbawahi pentingnya langkah ini dalam proses pelatihan.

Namun, meskipun hasil yang diperoleh menunjukkan peningkatan performa yang signifikan, terdapat beberapa tantangan dan area yang memerlukan perbaikan lebih lanjut. Salah satu tantangan utama adalah kesulitan model dalam membedakan jenis sampah yang memiliki kemiripan visual

yang tinggi, seperti antara sampah organik dan anorganik yang tercampur. Kesalahan klasifikasi semacam ini dapat berdampak pada efektivitas keseluruhan dari sistem pemilah sampah otomatis, terutama dalam aplikasi yang membutuhkan tingkat akurasi yang sangat tinggi.

Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan pendekatan tambahan seperti pengumpulan dataset yang lebih besar dan lebih beragam, terutama untuk sampah yang sulit dibedakan secara visual. Selain itu, penggunaan teknik-teknik deep learning yang lebih canggih, seperti ensemble learning atau transfer learning, dapat diadopsi untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola-pola yang lebih kompleks. Teknik ensemble, misalnya, memungkinkan penggabungan beberapa model untuk bekerja bersama, sehingga dapat meningkatkan robustness dan akurasi keseluruhan. Sementara itu, transfer learning memungkinkan model untuk memanfaatkan pengetahuan yang diperoleh dari dataset lain yang serupa, yang dapat membantu dalam mengatasi keterbatasan data yang spesifik.

Selain aspek teknis, keberhasilan implementasi sistem pemilah sampah otomatis juga bergantung pada faktor-faktor operasional dan integrasi dengan sistem pengelolaan sampah yang sudah ada. Dalam konteks Universitas Telkom, misalnya, meskipun model memiliki performa yang baik dalam uji coba, tantangan tetap ada dalam hal penerapan di lapangan. Salah satu isu yang perlu diperhatikan adalah kesesuaian antara model yang telah dilatih dengan kondisi operasional sehari-hari, seperti variasi volume sampah dan perilaku pengguna. Untuk memastikan efektivitas sistem, perlu dilakukan penyesuaian dan pengujian lebih lanjut dalam lingkungan nyata, termasuk penambahan fitur monitoring real-time dan feedback loop yang memungkinkan model untuk terus belajar dan beradaptasi seiring waktu.

Dari sudut pandang keberlanjutan, penggunaan sistem pemilah sampah otomatis dengan teknologi deep learning memiliki potensi besar untuk mendukung inisiatif lingkungan, terutama dalam mengurangi volume sampah yang tidak dikelola dengan baik. Dengan meningkatkan akurasi pemilahan sampah, sistem ini tidak hanya membantu dalam mengurangi beban di TPA tetapi juga mendukung proses daur ulang yang lebih efektif. Namun, untuk mencapai dampak maksimal, integrasi teknologi ini dengan upaya edukasi dan

lingkungan di kalangan pengguna, seperti mahasiswa dan staf di Universitas Telkom, sangat penting. Edukasi yang intensif dan kampanye kesadaran dapat membantu memastikan bahwa teknologi ini digunakan dengan benar dan sesuai tujuan.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem preprocessing gambar sampah yang efektif untuk mendukung sistem pemilah sampah otomatis menggunakan Roboflow, dengan hasil yang menunjukkan peningkatan signifikan dalam kualitas dataset dan kinerja model. Melalui langkah-langkah seperti resizing, normalisasi, dan augmentasi gambar, model machine learning yang dilatih mampu mencapai presentasi deteksi dengan variasi akurasi antara 86% hingga 90% dalam pengujian, menunjukkan kemampuan yang kuat dalam mengklasifikasikan berbagai jenis sampah. Meskipun tantangan seperti kesulitan dalam membedakan jenis sampah yang mirip masih ada, penggunaan teknik augmentasi data telah membantu meningkatkan ketahanan model terhadap variasi kondisi nyata. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi preprocessing yang baik dan teknik augmentasi yang tepat dapat secara signifikan meningkatkan efektivitas sistem pemilah sampah otomatis, mendukung upaya pengelolaan sampah yang lebih efisien dan ramah lingkungan.

REFERENSI

- [1] Tjandra, B., Swastika, M., Negara, N., & H, N. S. C. (n.d.). *Deteksi sampah di permukaan dan dalam perairan pada objek video dengan metode*.
- [2] Hesnanda, R., Natasya, D., & Wiliani, N. (2023). Cloth Bag Object Detection Using the Yolo Algorithm (You Only See Once) V5. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 18(2), 217–222. <https://doi.org/10.33480/pilar.v18i2.3019>.
- [3] Eka Legya Frannita, Naimah Putri, & Mochammad Charis Hidayatullah. (2022). Implementasi Artificial Intelligence Pada Pengembangan Sistem Deteksi Limbah Industri Produk Kulit Otomatis. *Berkala Penelitian Teknologi Kulit, Sepatu, Dan Produk Kulit*, 21(2), 184–195. <https://doi.org/10.58533/bptkspk.v21i2.171>.
- [4] Fernando, L. L., & Utamingrum, F. (2024). *Rancang Bangun Sistem Klasifikasi Sampah Menggunakan YOLOv8 Berbasis Raspberry Pi 4. I*(1), 1–5.
- [5] S. Fuady, Nehru, dan G. Anggraeni, “Deteksi objek Menggunakan Metode Single Shot Multibox Detector Pada Alat Bantu Tongkat Tunanetra Berbasis Kamera”, *Journal of Electrical Power Control and Automation*, pp. 39, Desember 2020.