

BAB V

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

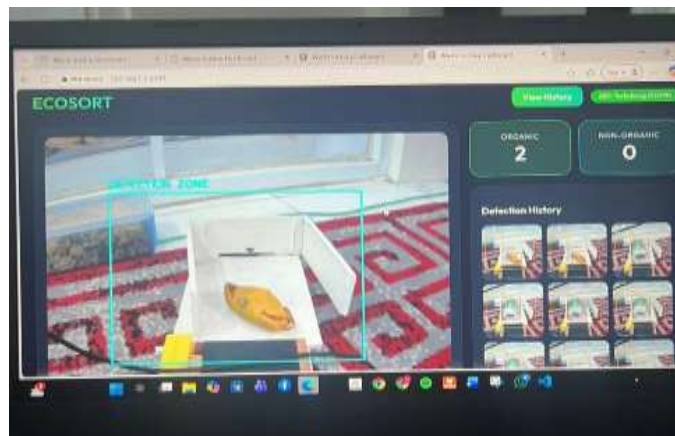
5.1 HASIL IMPLEMENTASI

Setelah proses analisis dan perancangan sistem dilakukan secara mendetail, tahap berikutnya adalah implementasi. Implementasi merupakan tahapan untuk merealisasikan atau membangun rencana yang telah disusun sebelumnya dengan tujuan menghasilkan suatu sistem berdasarkan hasil analisis atau penelitian yang telah dilakukan, serta melakukan pengujian guna mengetahui tingkat keberhasilan dari sistem yang dikembangkan.

Alat yang dikembangkan merupakan sistem pemilah sampah organik dan anorganik otomatis yang menggunakan algoritma YOLOv8. Sistem ini diaplikasikan dengan konveyor dan motor servo sebagai mekanisme pengarah sampah sesuai dengan jenisnya. Selain itu, alat ini dikombinasikan dengan sistem monitoring volume sampah secara *real-time* yang terintegrasi dengan aplikasi Blynk dan Telegram. Adapun alat pemilah sampah organik dan anorganik otomatis yang telah dirancang dapat dilihat pada Gambar 5.1.



Gambar 5. 1 Alat Pemilah sampah Otomatis dan Monitoring Volume



Gambar 5. 2 Tampilan Web Pemilah Sampah Otomatis

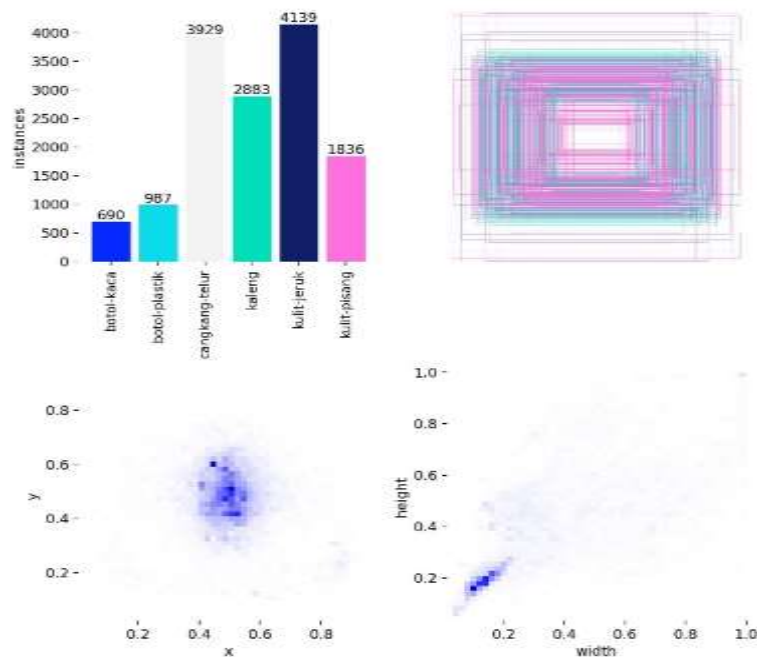
5.2 HASIL PENGUJIAN SISTEM

Hasil pengujian sistem mencakup beberapa tahapan, antara lain proses pelabelan pada dataset, pelatihan (*training*) dataset menggunakan algoritma YOLOv8, serta pengujian perangkat keras. Tahapan-tahapan tersebut dilakukan agar sistem pemilah sampah otomatis dapat berfungsi secara optimal. Sistem ini diaplikasikan dengan konveyor dan motor servo sebagai mekanisme pemindahan dan pengarah sampah sesuai dengan jenisnya. Selain itu, alat ini juga dikombinasikan dengan sistem monitoring volume sampah yang mampu menampilkan informasi secara *real-time*, sehingga kondisi kapasitas tempat

sampah dapat dipantau secara efektif.

5.2.1 Hasil Pelabelan Dataset

Sebagai langkah awal dalam pengembangan sistem pemilah sampah otomatis berbasis YOLOv8, dilakukan proses pelabelan dataset. Proses ini bertujuan untuk memberikan anotasi berupa kelas objek dan bounding box pada setiap citra, sehingga dataset dapat digunakan secara optimal pada tahap pelatihan model. Berikut merupakan Gamabar visualisasi hasil pelabelan dataset yang digunakan dalam proses pelatihan model YOLOv8.



Gambar 5. 3 Visualisasi Hasil Pelabelan Dataset

Pada Gambar 5.3 merupakan visualisasi hasil pelabelan dataset yang digunakan pada proses pelatihan algoritma YOLOv8 dalam sistem pemilah sampah otomatis. Visualisasi ini berfungsi untuk memberikan gambaran mengenai distribusi kelas, sebaran posisi objek, serta ukuran bounding box dari seluruh data yang telah diberi label. Dan dapat ditarik beberapa kessimpulan

mengenai gambar tersebut:

1. Distribusi Jumlah Data per Kelas

Pada bagian kiri atas gambar ditampilkan grafik batang yang menunjukkan jumlah instance untuk setiap kelas sampah. Kelas yang digunakan dalam dataset meliputi botol kaca, botol plastik, cangkang telur, kaleng, kulit jeruk, dan kulit pisang. Grafik ini memperlihatkan bahwa jumlah data pada tiap kelas tidak sepenuhnya seimbang, di mana kelas kulit jeruk dan cangkang telur memiliki jumlah instance paling banyak, sedangkan kelas botol kaca memiliki jumlah data paling sedikit. Informasi ini penting untuk mengetahui potensi ketimpangan data yang dapat memengaruhi performa model saat pelatihan.

2. Visualisasi Sebaran Bounding Box

Bagian kanan atas menampilkan tumpukan seluruh bounding box hasil pelabelan yang digabungkan dalam satu citra. Visualisasi ini menunjukkan bahwa sebagian besar bounding box terkonsentrasi di area tengah gambar. Hal ini mengindikasikan bahwa objek sampah pada dataset umumnya berada di posisi tengah frame, sesuai dengan kondisi pengambilan data pada sistem konveyor yang mengarahkan sampah ke area deteksi kamera.

3. Distribusi Posisi Objek (Koordinat x dan y)

Pada bagian kiri bawah ditampilkan grafik sebaran posisi titik tengah bounding box berdasarkan koordinat x dan y . Terlihat bahwa mayoritas titik berada di sekitar nilai tengah (sekitar 0,5 pada sumbu x dan y), yang menandakan bahwa objek hasil pelabelan memiliki posisi yang relatif konsisten di tengah citra. Konsistensi ini membantu model YOLOv8 dalam mempelajari pola lokasi objek

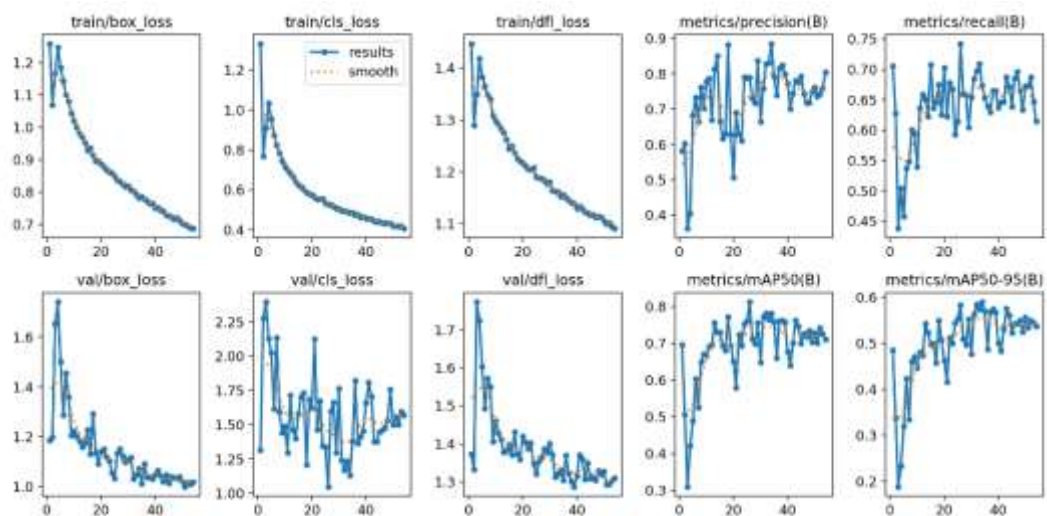
secara lebih efektif.

4. Distribusi Ukuran Bounding Box (Width dan Height)

Bagian kanan bawah menunjukkan hubungan antara lebar (width) dan tinggi (height) bounding box dari objek yang telah dilabeli. Grafik ini memperlihatkan bahwa sebagian besar bounding box memiliki ukuran kecil hingga sedang dengan rasio lebar dan tinggi yang relatif seragam. Hal ini menunjukkan bahwa ukuran objek sampah dalam dataset cukup konsisten, sehingga memudahkan model dalam mengenali bentuk dan proporsi objek.

5.2.2 Hasil Training Dengan YOLOv8

Pada bagian ini disajikan hasil pelatihan dan evaluasi model object detection berbasis algoritma YOLO. Visualisasi pada gambar berikut menggambarkan perubahan nilai fungsi loss dan metrik evaluasi selama proses training dan validasi, yang bertujuan untuk menganalisis kinerja model, tingkat konvergensi, serta kemampuan generalisasi model dalam mendeteksi objek secara akurat.



Gambar 5. 4 Diagram Hasil Pelatihan YOLOv8

Pada Gambar 5.4 Diagram ini menampilkan grafik perkembangan kinerja model YOLOv8 selama proses pelatihan dan validasi pada setiap epoch. Grafik-grafik tersebut digunakan untuk mengevaluasi proses pembelajaran model, stabilitas pelatihan, serta kemampuan generalisasi model sebelum diaplikasikan pada sistem pemilah sampah otomatis. Selanjutnya, masing-masing grafik pada gambar tersebut akan dijelaskan secara rinci untuk mengetahui perkembangan kinerja model selama proses pelatihan:

1. Grafik *train/box_loss*

Grafik ini menunjukkan perubahan nilai *box loss* pada data training. Terlihat bahwa nilai *box loss* mengalami penurunan secara bertahap seiring bertambahnya epoch. Penurunan ini mengindikasikan bahwa model semakin mampu memprediksi posisi bounding box objek secara akurat. Pola penurunan yang stabil menunjukkan proses pembelajaran berjalan dengan baik tanpa indikasi ketidakstabilan.

2. Grafik *train/cls_loss*

Grafik *classification loss* pada data training menunjukkan tren penurunan yang konsisten. Hal ini menandakan bahwa model semakin baik dalam mengenali dan membedakan kelas objek sampah. Penurunan nilai loss ini mengindikasikan peningkatan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi objek selama proses pelatihan.

3. Grafik *train/dfl_loss*

Grafik *Distribution Focal Loss* memperlihatkan penurunan nilai loss secara bertahap. Penurunan ini menunjukkan bahwa model semakin akurat dalam

memprediksi ukuran dan proporsi bounding box objek. *DFL* berperan penting dalam meningkatkan presisi regresi bounding box pada YOLOv8.

4. Grafik *metrics/precision (B)*

Grafik precision menunjukkan kecenderungan peningkatan nilai seiring bertambahnya epoch meskipun terdapat fluktuasi pada beberapa titik. Hal ini mengindikasikan bahwa model semakin mampu menghasilkan deteksi yang benar dengan tingkat *false positive* yang lebih rendah. Fluktuasi yang terjadi merupakan hal yang wajar selama proses pelatihan.

5. Grafik *metrics/recall (B)*

Grafik recall memperlihatkan peningkatan nilai secara bertahap hingga mencapai kondisi relatif stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model semakin mampu mendeteksi objek yang ada dan mengurangi jumlah objek yang terlewat (false negative). Stabilitasnya nilai recall di akhir epoch menandakan performa deteksi yang konsisten.

6. Grafik *val/box_loss*

Grafik box loss pada data validasi menunjukkan penurunan nilai yang cukup stabil. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang tidak digunakan saat training. Tidak terlihat lonjakan nilai loss yang signifikan, sehingga risiko overfitting relatif rendah. Grafik box loss pada data validasi menunjukkan penurunan nilai yang cukup stabil. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang tidak digunakan saat training. Tidak terlihat lonjakan nilai loss yang signifikan, sehingga risiko overfitting relatif

rendah.

7. Grafik *val/cls_loss*

Grafik classification loss pada data validasi menunjukkan fluktuasi yang lebih besar dibandingkan data training. Namun, secara umum nilai loss berada pada rentang yang stabil. Fluktuasi ini menunjukkan adanya variasi pada data validasi, tetapi masih dalam batas yang dapat diterima.

8. Grafik *val/dfl_loss*

Grafik ini memperlihatkan penurunan nilai Distribution Focal Loss pada data validasi. Penurunan ini menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan ketelitian prediksi ukuran bounding box pada data baru yang belum pernah dilatih.

9. Grafik *metrics/mAP50 (B)*

Grafik mAP@0.5 menunjukkan peningkatan nilai yang signifikan pada awal epoch dan kemudian cenderung stabil pada epoch-epoch selanjutnya. Hal ini menunjukkan bahwa model mencapai performa deteksi yang baik dan konsisten pada ambang IoU 0,5.

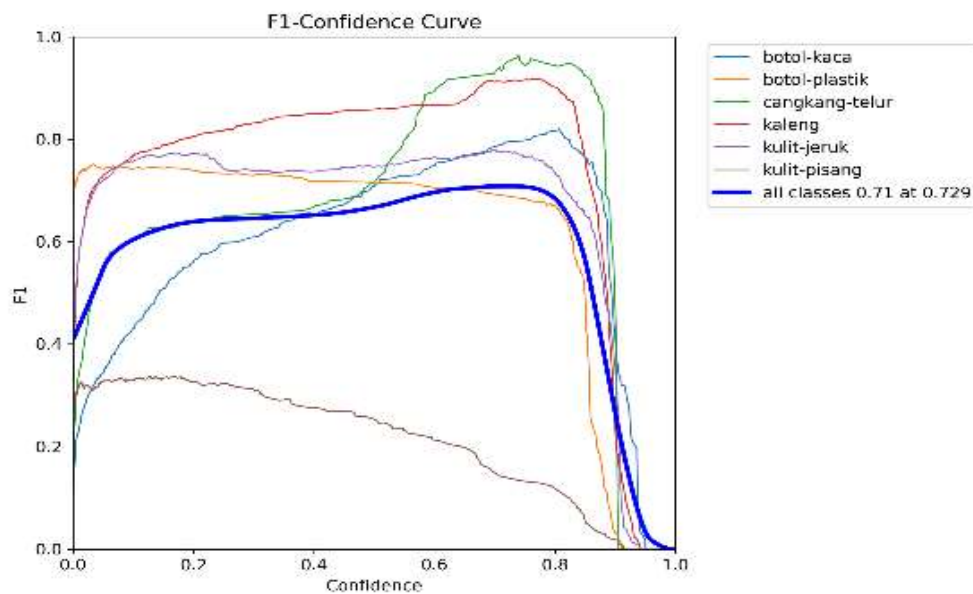
10. Grafik *metrics/mAP50-95 (B)*

Grafik mAP@0.5:0.95 menunjukkan tren peningkatan secara bertahap hingga mencapai kondisi stabil. Nilai mAP ini lebih rendah dibandingkan mAP@0.5 karena menggunakan ambang evaluasi yang lebih ketat, namun tetap menunjukkan peningkatan performa model secara keseluruhan.

5.2.3 F1-Confidence Curve

Sebagai bagian dari evaluasi kinerja model, dilakukan analisis lanjutan

terhadap pengaruh confidence threshold terhadap nilai F1-score guna memperoleh nilai ambang kepercayaan yang optimal. Untuk menentukan nilai ambang kepercayaan yang optimal, ditampilkan kurva F1–Confidence yang menggambarkan performa model YOLOv8 berdasarkan nilai F1-score pada setiap confidence threshold.



Gambar 5. 5 F1- Confidence Curve

Pada Gambar 5.5 menampilkan kurva F1–Confidence yang menggambarkan hubungan antara nilai ambang kepercayaan (*confidence threshold*) dengan nilai F1-score pada model YOLOv8. Kurva ini digunakan untuk menentukan nilai confidence threshold yang paling optimal, yaitu titik keseimbangan antara *precision* dan *recall* dalam proses deteksi objek:

1. Sumbu Grafik

Sumbu horizontal (*confidence*) merepresentasikan nilai ambang kepercayaan deteksi (*confidence threshold*) yang digunakan oleh model dengan rentang nilai antara 0 hingga 1, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan nilai F1-

score sebagai indikator performa model. F1-score merupakan nilai rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall* yang digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan antara ketepatan deteksi dan kemampuan model dalam menemukan seluruh objek yang relevan. Perhitungan nilai F1-score dilakukan menggunakan persamaan $F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$.

2. Kurva Setiap Kelas

Pada grafik ditampilkan beberapa kurva berwarna yang masing-masing merepresentasikan kelas objek sampah, yaitu botol kaca, botol plastik, cangkang telur, kaleng, kulit jeruk, dan kulit pisang. Setiap kurva menggambarkan perubahan nilai F1-score seiring dengan variasi *confidence threshold* untuk masing-masing kelas. Kelas cangkang telur menunjukkan nilai F1-score tertinggi dan paling stabil, yang menandakan bahwa model memiliki performa terbaik dalam mendeteksi objek pada kelas tersebut. Kelas kaleng juga memiliki nilai F1-score yang tinggi dan relatif stabil pada rentang confidence menengah hingga tinggi. Sementara itu, botol kaca dan kulit jeruk menunjukkan performa yang cukup baik, dengan nilai F1-score yang meningkat seiring bertambahnya confidence hingga mencapai titik optimal. Berbeda dengan kelas lainnya, botol plastik menunjukkan performa yang cukup stabil pada confidence rendah hingga menengah, namun mengalami penurunan nilai F1-score pada confidence yang tinggi. Adapun kelas kulit pisang memiliki nilai F1-score paling rendah dibandingkan kelas lainnya, yang mengindikasikan bahwa model mengalami tingkat kesulitan lebih tinggi dalam mendeteksi objek pada kelas tersebut.

3. Kurva Gabungan Semua Kelas

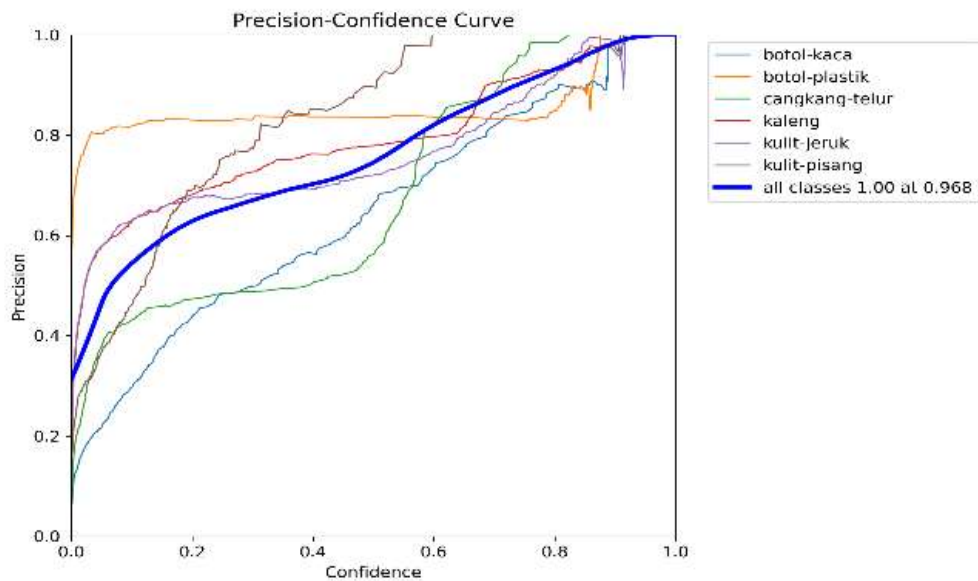
Garis tebal berwarna biru pada grafik menunjukkan nilai F1-score gabungan dari seluruh kelas objek. Berdasarkan legenda grafik, diperoleh nilai F1-score tertinggi sebesar 0,71 pada confidence threshold sekitar 0,729. Hal ini menunjukkan bahwa pada nilai confidence threshold tersebut, model mencapai keseimbangan terbaik antara *precision* dan *recall* secara keseluruhan. Oleh karena itu, nilai confidence threshold 0,729 direkomendasikan sebagai nilai ambang kepercayaan yang optimal untuk digunakan dalam penerapan sistem deteksi objek pada aplikasi nyata.

4. Pola Perubahan Kurva

Secara umum, pada nilai confidence yang terlalu rendah, nilai F1-score cenderung rendah karena banyaknya deteksi salah (*false positive*). Sebaliknya, pada nilai confidence yang terlalu tinggi, F1-score juga menurun akibat meningkatnya jumlah objek yang tidak terdeteksi (*false negative*). Oleh karena itu, nilai confidence menengah hingga tinggi menjadi titik optimal bagi sebagian besar kelas.

5.2.4 Precision–Confidence Curve

Precision–Confidence Curve merupakan grafik yang menggambarkan hubungan antara nilai ambang kepercayaan (*confidence threshold*) dengan tingkat ketepatan (*precision*) model deteksi objek, yang digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana peningkatan nilai confidence memengaruhi akurasi hasil deteksi yang dihasilkan model. Hasil pengujian bisa kita lihat pada gambar 5.6.



Gambar 5. 6 Precision–Confidence Curve

Pada Gambar 5.6 menunjukkan kurva Precision–Confidence yang menggambarkan hubungan antara nilai *confidence threshold* dengan tingkat *precision* pada model deteksi objek YOLOv8. Sumbu horizontal (Confidence) merepresentasikan nilai ambang kepercayaan deteksi dengan rentang 0 hingga 1, sedangkan sumbu vertikal (Precision) menunjukkan tingkat ketepatan prediksi model, yaitu perbandingan antara jumlah deteksi yang benar terhadap seluruh deteksi yang dihasilkan.

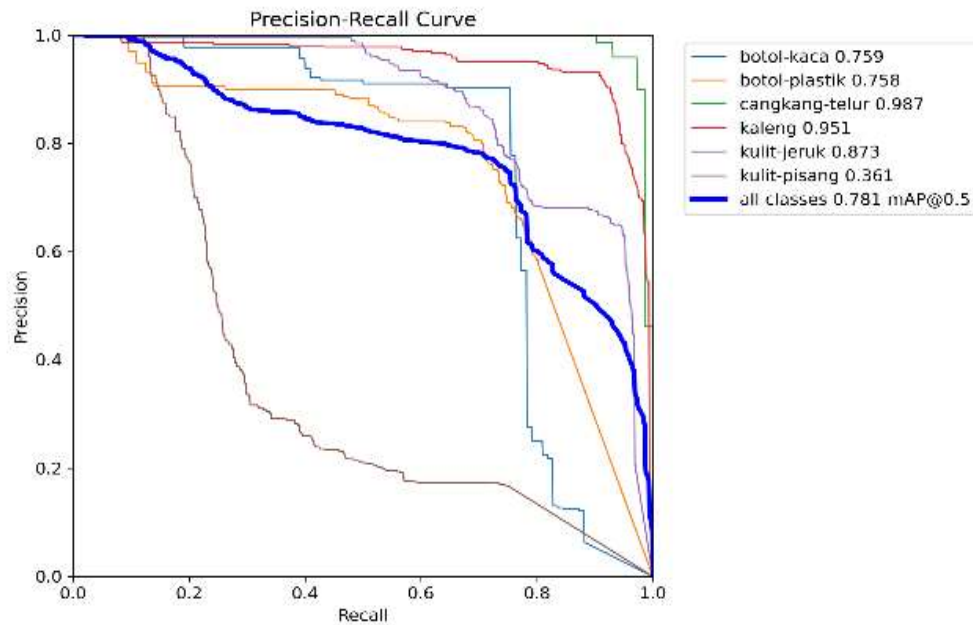
Pada grafik terlihat beberapa kurva berwarna yang masing-masing mewakili kelas objek sampah, yaitu botol kaca, botol plastik, cangkang telur, kaleng, kulit jeruk, dan kulit pisang. Secara umum, seluruh kurva menunjukkan tren peningkatan nilai precision seiring dengan bertambahnya confidence threshold. Hal ini menandakan bahwa semakin tinggi nilai confidence yang digunakan, maka prediksi yang dihasilkan model semakin selektif dan akurat, meskipun berpotensi mengurangi jumlah objek yang terdeteksi.

Kelas cangkang telur, kaleng, dan kulit pisang menunjukkan peningkatan precision yang signifikan pada confidence menengah hingga tinggi, bahkan mendekati nilai 1, yang berarti hampir seluruh deteksi pada rentang tersebut merupakan deteksi yang benar. Botol plastik cenderung memiliki nilai precision yang stabil pada confidence rendah hingga menengah, sementara botol kaca dan kulit jeruk menunjukkan peningkatan precision secara bertahap seiring naiknya confidence threshold.

Garis tebal berwarna biru merepresentasikan nilai precision gabungan dari seluruh kelas objek. Berdasarkan legenda grafik, diperoleh nilai precision tertinggi sebesar 1,00 pada confidence threshold sekitar 0,968. Hal ini menunjukkan bahwa pada nilai ambang tersebut, seluruh deteksi yang dihasilkan model dapat dikatakan sangat akurat tanpa adanya kesalahan klasifikasi. Namun, nilai confidence yang terlalu tinggi berpotensi mengurangi jumlah objek yang terdeteksi, sehingga pemilihan confidence threshold perlu diseimbangkan dengan nilai recall dan F1-score untuk memperoleh performa sistem yang optimal pada aplikasi pemilah sampah otomatis.

5.2.5 Precision-Recall Curve

Precision–Recall Curve adalah grafik evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi atau deteksi objek dengan melihat hubungan antara precision dan recall pada berbagai nilai ambang keputusan (*threshold*). Grafik ini sangat penting terutama pada kasus data yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*), seperti pada deteksi objek tertentu yang jumlahnya lebih sedikit dibanding kelas lain. Hasil pengujian bisa kita lihat pada gambar 5.7.



Gambar 5. 7 Precision–Confidence Curve

Pada Gambar 5.7 menampilkan kurva Precision–Recall (PR Curve) yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model deteksi objek YOLOv8 pada setiap kelas sampah. Sumbu horizontal (Recall) menunjukkan kemampuan model dalam menemukan seluruh objek yang sebenarnya ada, sedangkan sumbu vertikal (Precision) menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan objek yang terdeteksi.

Pada grafik terlihat beberapa kurva berwarna yang masing-masing merepresentasikan kelas objek sampah, yaitu botol kaca, botol plastik, cangkang telur, kaleng, kulit jeruk, dan kulit pisang. Setiap kurva menggambarkan hubungan antara nilai precision dan recall pada berbagai confidence threshold. Semakin luas area di bawah kurva (*Area Under Curve*), semakin baik performa model dalam mendeteksi kelas tersebut.

Berdasarkan legenda grafik, kelas cangkang telur memiliki nilai performa

tertinggi dengan nilai Average Precision (AP) sebesar 0,987, yang menunjukkan bahwa model sangat andal dalam mendeteksi objek pada kelas ini dengan tingkat precision dan recall yang tinggi. Kelas kaleng juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai AP sebesar 0,951, diikuti oleh kulit jeruk dengan nilai AP 0,873. Sementara itu, kelas botol kaca dan botol plastik memiliki nilai AP yang relatif lebih rendah, masing-masing sebesar 0,759 dan 0,758, yang menandakan masih terdapat kesalahan deteksi pada kelas tersebut.

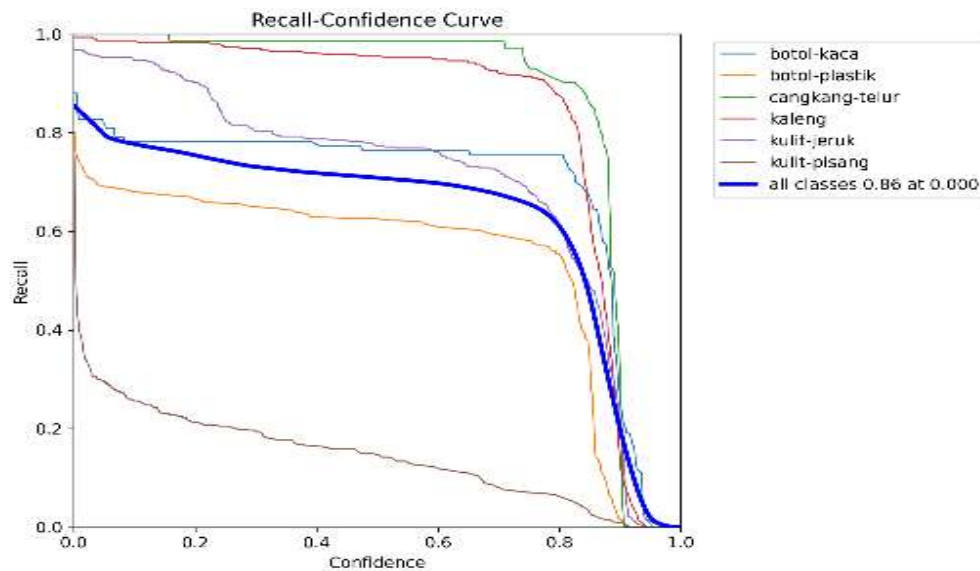
Kelas kulit pisang menunjukkan performa terendah dengan nilai AP sebesar 0,361, yang mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam mendeteksi objek pada kelas ini, kemungkinan disebabkan oleh kemiripan visual dengan objek lain atau keterbatasan jumlah dan variasi data pelatihan.

Garis tebal berwarna biru merepresentasikan performa keseluruhan dari seluruh kelas, dengan nilai mAP@0.5 sebesar 0,781. Nilai ini menunjukkan bahwa secara umum model YOLOv8 memiliki kinerja yang cukup baik dalam mendeteksi berbagai jenis sampah pada ambang Intersection over Union (IoU) sebesar 0,5. Hasil ini membuktikan bahwa model telah mampu melakukan deteksi objek dengan tingkat akurasi yang memadai untuk diterapkan pada sistem pemilah sampah otomatis berbasis konveyor dan motor servo.

5.2.6 Recall-Confidence Curve

Recall–Confidence Curve adalah grafik evaluasi yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara nilai ambang kepercayaan (*confidence threshold*) dengan tingkat recall pada model deteksi objek atau klasifikasi. Kurva ini membantu memahami bagaimana perubahan nilai confidence memengaruhi

kemampuan model dalam mendeteksi seluruh objek yang benar-benar ada. Hasil pengujian bisa kita lihat pada gambar 5.8.



Gambar 5. 8 Recall-Confidence Curve

Pada Gambar 5.8 menampilkan kurva Recall–Confidence yang digunakan untuk menganalisis pengaruh nilai ambang kepercayaan (*confidence threshold*) terhadap tingkat *recall* pada model deteksi objek YOLOv8. Sumbu horizontal (Confidence) menunjukkan nilai ambang kepercayaan deteksi dengan rentang 0 hingga 1, sedangkan sumbu vertikal (Recall) menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh objek yang benar-benar ada.

Pada grafik terlihat beberapa kurva berwarna yang masing-masing merepresentasikan kelas objek sampah, yaitu botol kaca, botol plastik, cangkang telur, kaleng, kulit jeruk, dan kulit pisang. Secara umum, seluruh kurva menunjukkan tren penurunan nilai recall seiring dengan meningkatnya confidence threshold. Hal ini terjadi karena semakin tinggi nilai confidence yang digunakan, model menjadi lebih selektif dalam mendeteksi objek, sehingga sebagian objek

yang sebenarnya ada tidak terdeteksi.

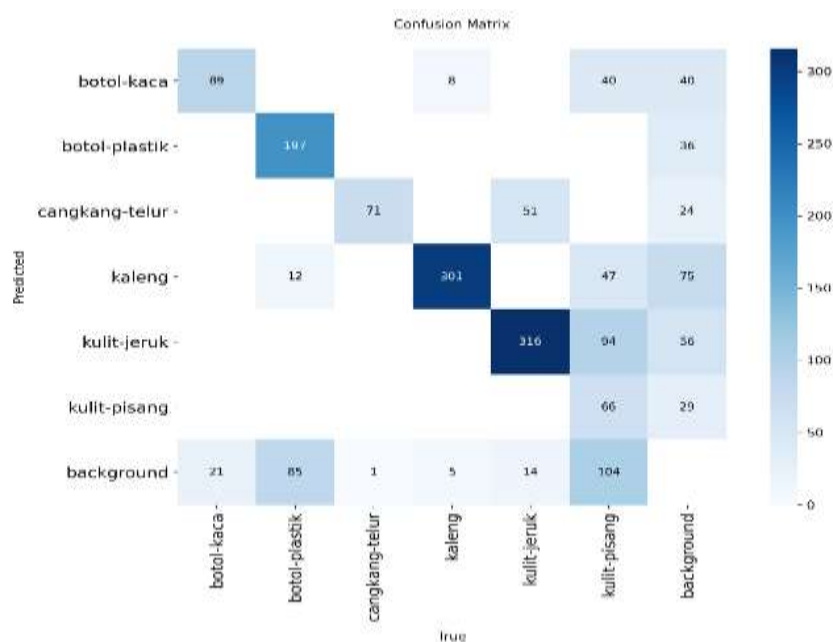
Kelas cangkang telur dan kaleng menunjukkan nilai recall yang sangat tinggi pada confidence rendah hingga menengah, yang menandakan bahwa model mampu mendeteksi hampir seluruh objek pada kelas tersebut. Namun, pada confidence tinggi, nilai recall pada kedua kelas ini mulai menurun secara signifikan. Kelas botol kaca dan kulit jeruk menunjukkan nilai recall yang cukup stabil pada confidence menengah, sementara kelas botol plastik mengalami penurunan recall yang lebih cepat seiring peningkatan confidence threshold.

Kelas kulit pisang memiliki nilai recall paling rendah dibandingkan kelas lainnya pada hampir seluruh rentang confidence. Hal ini mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam mendeteksi objek pada kelas kulit pisang, yang kemungkinan disebabkan oleh variasi bentuk, warna, atau kemiripan visual dengan objek lain.

Garis tebal berwarna biru merepresentasikan nilai recall gabungan dari seluruh kelas. Berdasarkan legenda grafik, nilai recall tertinggi secara keseluruhan adalah sebesar 0,86 pada confidence threshold 0,000. Hal ini menunjukkan bahwa pada confidence rendah, model mampu mendeteksi sebagian besar objek, namun dengan risiko meningkatnya kesalahan deteksi. Oleh karena itu, pemilihan confidence threshold perlu mempertimbangkan keseimbangan antara nilai recall, precision, dan F1-score agar sistem pemilah sampah otomatis dapat bekerja secara optimal.

5.2.7 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah tabel evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan membandingkan label sebenarnya (true) dan hasil prediksi model (predicted). Confusion matrix membantu melihat tidak hanya seberapa banyak prediksi yang benar, tetapi juga jenis kesalahan yang dilakukan oleh model pada setiap kelas. Hasil pengujian bisa kita lihat pada gambar 5.9.



Gambar 5. 9 Confusion Matrix

Pada Gambar 5.9 menampilkan Confusion Matrix yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model deteksi objek YOLOv8 dalam mengklasifikasikan jenis sampah. Confusion Matrix menunjukkan perbandingan antara kelas sebenarnya (True) pada sumbu horizontal dan kelas hasil prediksi model (Predicted) pada sumbu vertikal. Nilai pada setiap sel menunjukkan jumlah data yang diklasifikasikan ke dalam kombinasi kelas tertentu.

Nilai pada diagonal utama (dari kiri atas ke kanan bawah) menunjukkan

jumlah prediksi yang benar untuk masing-masing kelas. Berdasarkan matriks tersebut, kelas kulit jeruk memiliki jumlah prediksi benar tertinggi, yaitu sebanyak 316 data, diikuti oleh kelas kaleng dengan 301 data, dan botol plastik dengan 197 data. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali ketiga kelas tersebut. Sementara itu, kelas botol kaca dan cangkang telur masing-masing memiliki 89 dan 71 prediksi benar, yang menandakan performa model cukup baik namun masih dapat ditingkatkan. Kelas kulit pisang memiliki jumlah prediksi benar yang relatif lebih rendah, yaitu 66 data, yang mengindikasikan tingkat kesulitan model dalam mengenali kelas ini.

Nilai di luar diagonal utama menunjukkan kesalahan klasifikasi yang terjadi. Sebagai contoh, objek botol kaca beberapa kali salah diklasifikasikan sebagai kulit jeruk dan kulit pisang, masing-masing sebanyak 40 data. Selain itu, terdapat kesalahan klasifikasi antara kelas kaleng dengan kulit jeruk dan kulit pisang, yang menunjukkan adanya kemiripan visual antar kelas tersebut. Kelas kulit pisang juga cukup sering salah diklasifikasikan sebagai kulit jeruk, yang memperkuat indikasi bahwa karakteristik visual kedua kelas tersebut saling tumpang tindih.

Baris background menunjukkan jumlah objek yang seharusnya merupakan latar belakang, namun terdeteksi sebagai objek tertentu oleh model. Terlihat bahwa kelas kulit pisang dan botol plastik memiliki jumlah kesalahan deteksi background yang cukup tinggi, yaitu masing-masing 104 dan 85 data, yang menandakan bahwa model masih mengalami *false positive* pada kondisi tertentu.

Secara keseluruhan, Confusion Matrix ini menunjukkan bahwa model

YOLOv8 telah mampu mengklasifikasikan sebagian besar objek sampah dengan baik, khususnya pada kelas cangkang telur, kaleng, dan kulit jeruk. Namun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi antar kelas dengan karakteristik visual yang mirip, sehingga diperlukan peningkatan kualitas dataset, penyeimbangan jumlah data, atau penyesuaian parameter model untuk meningkatkan akurasi sistem pemilah sampah otomatis.

5.3 HASIL PENGUJIAN ALAT

5.3.1 Pengujian Deteksi

Pada pengujian deteksi tahap awal, sistem melakukan proses deteksi jenis sampah menggunakan algoritma YOLOv8. Sampah yang terdeteksi diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu sampah organik yang terdiri dari kulit jeruk, kulit pisang, dan cangkang telur, serta sampah anorganik yang meliputi botol kaca, kaleng, dan botol plastik. Setelah proses deteksi dan klasifikasi selesai, sampah kemudian dijalankan melalui konveyor menuju area pemilahan. Selanjutnya, berdasarkan hasil deteksi yang diperoleh, motor servo akan bergerak untuk mengarahkan sampah ke jalur pemilahan yang sesuai dengan jenisnya, sehingga proses pemilahan dapat berlangsung secara otomatis. Hasil deteksi dan akurasi dapat dilihat pada tabel 5.2

Tabel 5. 1 Pengujian Proses Deteksi Sampah Kulit-Jeruk

Iterasi	Prediksi Jenis yang Diterima	Kulit-Jeruk	Conf	Prediksi yang Diterima	Status
1	Organik	YA	0.69	Kulit-Jeruk	Berhasil
2	Organik	YA	0.77	Kulit-Jeruk	Berhasil
3	Organik	Ya	0.66	Kulit-Jeruk	Berhasil
4	Organik	Ya	0.77	Kulit-Jeruk	Berhasil
5	Organik	Ya	0.82	Kulit-Jeruk	Berhasil

Pada Tabel 5.1 menunjukkan hasil pengujian proses deteksi sistem pada obyek sampah Kulit Jeruk. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pengujian kontrol berjalan dengan baik dimana dari 5 kali percobaan menunjukkan status benar (True = T), untuk akurasi yang dihasilkan berkisar antara 0.69-0.82 dengan web menunjukkan sampah yang terdeteksi adalah sampah Kulit Jeruk, dan Organik, hasil ini menunjukkan bahwa kontrol sistem berjalan dengan telah memprediksi dengan baik.

Tabel 5. 2 Pengujian Proses Deteksi Sampah Kulit-Jeruk

Iterasi	Prediksi Jenis yang Diterima	Kulit-Pisang	Conf	Prediksi yang Diterima	Status
1	Organik	YA	0.52	Kulit-Pisang	Berhasil
2	Organik	YA	0.58	Kulit-Pisang	Berhasil
3	Organik	YA	0.52	Kulit-Pisang	Berhasil
4	Organik	YA	0.66	Kulit-Pisang	Berhasil
5	Organik	YA	0.55	Kulit-Pisang	Berhasil

Pada Tabel 5.2 menunjukkan hasil pengujian proses deteksi sistem pada obyek sampah Kulit Pisang. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pengujian kontrol berjalan dengan baik dimana dari 5 kali percobaan menunjukkan status benar (True = T), untuk akurasi yang dihasilkan berkisar antara 0.52-0.66 dengan web menunjukkan sampah yang terdeteksi adalah sampah Kulit Pisang, dan Organik, hasil ini menunjukkan bahwa kontrol sistem berjalan dengan telah memprediksi dengan baik.

Tabel 5. 3 Pengujian Proses Deteksi Sampah Cangkang Telur

Iterasi	Prediksi Jenis yang Diterima	Cangkang-Telur	Conf	Prediksi yang Diterima	Status
1	Organik	Ya	0.64	Cangkang-Telur	Berhasil

2	Organik	Ya	0.62	Cangkang-Telur	Berhasil
3	Organik	Ya	0.58	Cangkang-Telur	Berhasil
4	Organik	Ya	0.58	Cangkang-Telur	Berhasil
5	Organik	Ya	0.67	Cangkang-Telur	Berhasil

Pada Tabel 5.3 menunjukkan hasil pengujian proses deteksi sistem pada obyek sampah Cangkang Telur. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pengujian kontrol berjalan dengan baik dimana dari 5 kali percobaan menunjukkan status benar (True = T), untuk akurasi yang dihasilkan berkisar antara 0.58-0.67 dengan web menunjukkan sampah yang terdeteksi adalah sampah Cangkang Telur, dan Organik, hasil ini menunjukkan bahwa kontrol sistem berjalan dengan telah memprediksi dengan baik.

Tabel 5. 4 Pengujian Proses Deteksi Sampah Kaleng

Iterasi	Prediksi Jenis yang Diterima	Kaleng	Conf	Prediksi yang Diterima	Status
1	Non-Organik	Ya	0.66	Kaleng	Berhasil
2	Non-Organik	Ya	0.89	Kaleng	Berhasil
3	Non-Organik	Ya	0.73	Kaleng	Berhasil
4	Non-Organik	Ya	0.75	Kaleng	Berhasil
5	Non-Organik	Ya	0.73	Kaleng	Berhasil

Pada Tabel 5.4 menunjukkan hasil pengujian proses deteksi sistem pada obyek sampah Kaleng. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pengujian kontrol berjalan dengan baik dimana dari 5 kali percobaan menunjukkan status benar (True = T), untuk akurasi yang dihasilkan berkisar antara 0.66-0.89 dengan web menunjukkan sampah yang terdeteksi adalah sampah Kaleng, dan Non Organik, hasil ini menunjukkan bahwa kontrol sistem berjalan dengan telah memprediksi

dengan baik.

Tabel 5. 5 Pengujian Proses Deteksi Sampah Botol-Plastik

Iterasi	Prediksi Jenis yang Diterima	Botol-Plastik	Conf	Prediksi yang Diterima	Status
1	Non-Organik	Ya	0.81	Botol-Plastik	Berhasil
2	Non-Organik	Ya	0.82	Botol-Plastik	Berhasil
3	Non-Organik	Ya	0.79	Botol-Plastik	Berhasil
4	Non-Organik	Ya	0.75	Botol-Plastik	Berhasil
5	Non-Organik	Ya	0.86	Botol-Plastik	Berhasil

Pada Tabel 5.5 menunjukkan hasil pengujian proses deteksi sistem pada obyek sampah Botol Plastik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pengujian kontrol berjalan dengan baik dimana dari 5 kali percobaan menunjukkan status benar (True = T), untuk akurasi yang dihasilkan berkisar antara 0.75-0.86 dengan web menunjukkan sampah yang terdeteksi adalah sampah Botol Kaca, dan Non Organik, hasil ini menunjukkan bahwa kontrol sistem berjalan dengan telah memprediksi dengan baik.

Tabel 5. 6 Pengujian Proses Deteksi Sampah Botol-Kaca

Iterasi	Prediksi Jenis yang Diterima	Botol-Kaca	Conf	Prediksi yang Diterima	Status
1	Non-Organik	Ya	0.79	Botol-Kaca	Berhasil
2	Non-Organik	Ya	0.79	Botol-Kaca	Berhasil
3	Non-Organik	Ya	0.80	Botol-Kaca	Berhasil
4	Non-Organik	Ya	0.80	Botol-Kaca	Berhasil
5	Non-Organik	Ya	0.79	Botol-Kaca	Berhasil

Pada Tabel 5.6 menunjukkan hasil pengujian proses deteksi sistem pada obyek sampah Botol Kaca. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pengujian kontrol berjalan dengan baik dimana dari 5 kali percobaan menunjukkan status benar (True = T), untuk akurasi yang dihasilkan berkisar antara 0.75-0.86 dengan

web menunjukkan sampah yang terdeteksi adalah sampah botol Kaca, dan Non Organik, hasil ini menunjukkan bahwa kontrol sistem berjalan dengan telah memprediksi dengan baik.

5.3.2 Pengujian Rangkaian Konveyor

Pengujian konveyor pada sistem pemilah sampah otomatis dilakukan untuk memastikan bahwa mekanisme pergerakan konveyor dan koordinasinya dengan sistem deteksi serta aktuator berjalan dengan baik. Pada tahap pengujian, konveyor akan bergerak secara otomatis ketika tombol start ditekan, membawa sampah menuju zona deteksi. Sampah yang berada pada zona deteksi kemudian dideteksi oleh kamera webcam yang terhubung dengan algoritma YOLOv8 untuk mengidentifikasi jenis sampah.

Setelah proses deteksi selesai dan kelas sampah ditentukan, konveyor akan berhenti secara otomatis untuk memastikan proses pemilahan berlangsung dengan akurat. Selanjutnya, motor servo bergerak mengarahkan sampah ke jalur pemilahan sesuai dengan kelas sampah yang terdeteksi. Setelah motor servo kembali ke posisi awal atau posisi tetap, konveyor akan kembali bergerak secara otomatis untuk membawa sampah berikutnya menuju zona deteksi. Proses ini berlangsung secara berulang, sehingga sistem mampu melakukan pemilahan sampah secara otomatis dan berkesinambungan tanpa intervensi manual.

5.3.3 Pengujian Rangkaian Motor Servo

Pengujian motor servo dilakukan untuk memastikan bahwa aktuator mampu mengarahkan sampah sesuai dengan kelas yang telah dideteksi oleh algoritma YOLOv8. Pada proses pengujian, motor servo dikendalikan

berdasarkan hasil klasifikasi sampah yang diperoleh dari sistem deteksi. Apabila YOLOv8 mendeteksi sampah organik, motor servo akan bergerak ke sudut 0 derajat untuk mengarahkan sampah ke jalur pemilahan organik yang berada di sisi kiri. Setelah proses pengalihan selesai, motor servo kemudian bergerak kembali ke sudut 90 derajat sebagai posisi awal atau posisi netral. Sebaliknya, apabila sistem mendeteksi sampah anorganik, motor servo akan bergerak ke sudut 180 derajat untuk mengarahkan sampah ke jalur pemilahan anorganik yang berada di sisi kanan. Setelah sampah berhasil diarahkan, motor servo kembali ke posisi 90 derajat sebelum sistem melanjutkan proses pemilahan berikutnya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa motor servo mampu bergerak sesuai dengan sudut yang telah ditentukan dan berfungsi dengan baik dalam mendukung proses pemilahan sampah secara otomatis. Hasil pengujian pengujian dapat dilihat pada Tabel 5.7.

Tabel 5. 7 Pengujian Rangkaian Servo

No	Jenis Kelas	Posisi Servo (°)	Posisi Servo Tetap (°)	Keterangan
1	Organik	0 °	90 °	Berfungsi normal
2	Anorganik	180 °	90 °	Berfungsi normal

5.3.4 PENGUJIAN BLYNK

Pengujian aplikasi Blynk dilakukan untuk mengetahui kemampuan aplikasi dalam menampilkan data volume sampah secara real-time. Pengujian dilakukan dengan menghubungkan sensor ultrasonik yang terpasang pada tong sampah berkapasitas 10 liter dengan aplikasi Blynk melalui koneksi WiFi.



Gambar 5. 10 Tampilan Blynk

Berdasarkan Gambar 5.10, aplikasi Blynk mampu menampilkan data volume sampah dalam bentuk persentase sesuai dengan pembacaan sensor ultrasonik. Hal ini menunjukkan bahwa aplikasi Blynk dapat berfungsi dengan baik sebagai media monitoring volume sampah secara jarak jauh.

5.3.5 PENGUJIAN TELEGRAM

Pengujian monitoring volume sampah menggunakan Bot Telegram dilakukan untuk mengetahui kinerja sistem dalam mengirimkan gambar kondisi tong sampah melalui modul kamera yang terpasang pada ESP S3. Pada pengujian ini, Bot Telegram difungsikan hanya untuk mengirimkan gambar, tanpa menampilkan data numerik volume sampah. Pengambilan dan pengiriman gambar dilakukan ketika pengguna mengetikkan perintah “level” pada Bot Telegram.



Gambar 5. 11 Tampilan Bot Telegram

Pada Gambar 5.11 hasil pengujian, sistem mampu merespons perintah “level” dengan baik, di mana ESP S3 berhasil mengambil gambar kondisi isi tong sampah menggunakan modul kamera dan mengirimkannya ke Bot Telegram. Gambar yang diterima pengguna dapat menampilkan kondisi ketinggian sampah di dalam tong secara visual dengan jelas. Hal ini menunjukkan bahwa sistem monitoring volume sampah berbasis Bot Telegram dan kamera ESP S3 dapat berfungsi dengan baik sebagai media pemantauan kondisi tong sampah secara jarak jauh.

5.3.6 PENGUJIAN SENSOR ULTRASONIK HC-SR04

Pengujian sensor ultrasonik HC-SR04 dilakukan untuk mengetahui kemampuan sensor dalam mengukur jarak antara sensor dengan permukaan

sampah pada tong sampah. Sensor HC-SR04 dipasang pada bagian atas tong sampah dan digunakan untuk mendeteksi ketinggian sampah sebagai dasar perhitungan volume sampah di dalam tong.

Tabel 5. 8 Tabel Pengujian Sensor Ultrasonik Pada Blynk dan Telegram

No	Kondisi Tong Sampah	Jarak Sensor (cm)	Tinggi Tong (cm)	Tinggi Sampah (cm)	Blynk (Tampilan)	Telegram (Respon)
1	Kosong	30	30	0	0% / Kosong	Tidak Mengirim Gambar
2	25% Terisi	23	30	7	23%	Tidak Mengirim Gambar
3	50% Terisi	15	30	15	50%	Tidak Mengirim Gambar
4	75% Terisi	8	30	22	73%	Tidak Mengirim Gambar
5	Penuh	4	30	26	87%	Tidak Mengirim Gambar
6	Sangat Penuh	2	30	28	95%	Mengirim Gambar dan Peringatan Penih

Berdasarkan Gambar 5.8 hasil pengujian sensor ultrasonik HC-SR04 pada monitoring volume sampah menggunakan tong sampah berkapasitas 10 liter, sistem mampu mengukur jarak antara sensor dan permukaan sampah dengan baik. Data hasil pembacaan sensor kemudian ditampilkan pada aplikasi Blynk dalam bentuk persentase volume sampah secara real-time. Sementara itu, Bot Telegram difungsikan sebagai media notifikasi visual yang hanya akan mengirimkan gambar kondisi tong sampah melalui modul kamera ESP S3 ketika volume

sampah telah mencapai atau melebihi 95%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem bekerja sesuai dengan perancangan, di mana pengiriman gambar pada Bot Telegram hanya terjadi saat kondisi tong sampah penuh, sehingga sistem dapat membantu pengguna dalam memantau dan mengambil tindakan secara tepat.

5.3.7 PENGUJIAN SECARA REALTIME

Pengujian sistem dilakukan secara real-time untuk mengetahui kemampuan alat dalam memantau perubahan volume sampah secara langsung. Sensor ultrasonik HC-SR04 membaca jarak permukaan sampah secara terus-menerus, kemudian data tersebut diproses dan dikirimkan melalui koneksi internet. Hasil pengujian menunjukkan bahwa setiap perubahan volume sampah dapat terdeteksi dan ditampilkan pada aplikasi Blynk tanpa jeda yang signifikan. Selain itu, sistem notifikasi melalui Bot Telegram juga dapat bekerja secara real-time dengan mengirimkan gambar kondisi tong sampah ketika volume sampah telah mencapai batas yang ditentukan. Hal ini membuktikan bahwa sistem monitoring volume sampah mampu bekerja secara real-time dan responsif terhadap perubahan kondisi di lapangan. dan respon aplikasi blynk dan telegram bis akita lihat pada table 5.9

Tabel 5. 9 Respon Mendeteksi Sampah 1

No	Sampah	Waktu Respon Mendeteksi Sampah
1	Terdeteksi	1.6 detik
2	Terdeteksi	1.7 detik
3	Terdeteksi	2 detik
4	Terdeteksi	2.2 detik
5	Terdeteksi	2.2 detik
6	Terdeteksi	1.8 detik

Tabel 5. 10 Respon Blynk dan Telegram

No	Kondisi	Volume Sampah	Waktu Respon Blynk	Waktu Respon Telegram
1	Sampah masukan di	10%	0.4 detik	1.6 detik
2	Sampah masukan di	20%	0.3 detik	1.6 detik
3	Sampah masukan di	30%	0.4 detik	1.6 detik
4	Sampah masukan di	40%	0.4 detik	1.6 detik
5	Sampah masukan di	50%	0.4 detik	1.6 detik
6	Sampah masukan di	60%	0.4 detik	1.6 detik
7	Sampah masukan di	70%	0.4 detik	1.7 detik
8	Sampah masukan di	80%	0.4 detik	1.7 detik
9	Sampah masukan di	90%	0.4 detik	2.0 detik
10	Sampah masukan di	95%	0.4 detik	5.0 detik

Berdasarkan Gambar 5.9 hasil pengujian waktu respon aplikasi Blynk, sistem monitoring volume sampah mampu mengirim dan menampilkan data secara real-time dengan waktu respon yang relatif cepat. Waktu respon diperoleh dari selisih antara waktu pengiriman data oleh mikrokontroler dan waktu data tersebut tampil pada aplikasi Blynk. Hasil pengujian menunjukkan bahwa rata-rata waktu respon berada pada kisaran 1.3 detik pada Blynk dan 1.6 pada Telegram, yang menandakan bahwa aplikasi Blynk dapat bekerja dengan stabil

dan responsif dalam menampilkan perubahan volume sampah. Dengan waktu respon tersebut, sistem dinilai layak digunakan untuk monitoring volume sampah secara real-time.