

SMART TRASH BIN BERBASIS POSE DETECTION MENGGUNAKAN ALGORITMA CNN DENGAN SISTEM TARGET LOCKING

Muhammad Rifqy Qomarudin^{*}), Muhammad Fuad, Hairil Budiarto, Sri Wahyuni, Achmad Imam Sudiarto dan Luthfi Awwalia

Program Studi Teknik Mekatronika, Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo Madura, Madura, Indonesia

^{*}Penulis korespondensi, E-mail: m.rifqyqomarudin@gmail.com

Abstrak

Kebersihan lingkungan merupakan faktor yang sangat penting dalam menciptakan kondisi lingkungan yang sehat dan nyaman. Rendahnya kesadaran masyarakat untuk membuang sampah pada tempatnya mendorong perlunya teknologi cerdas yang mampu mendukung pengelolaan sampah secara interaktif. Penelitian ini mengusulkan sistem *smart trash bin* berbasis *pose detection* menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan mekanisme *target locking* untuk memastikan sistem hanya mengikuti pengguna yang benar-benar memberikan *pose throwgarbage*, serta mampu mengabaikan distraktor yang melintas. Sistem memanfaatkan *webcam* sebagai sensor visual, *MediaPipe Pose Landmarker* untuk ekstraksi *keypoint*, dan model *MobileNetV2* yang dilatih untuk mengklasifikasikan dua kelas *pose*, yaitu *throwgarbage* dan *undefined*. Model mencapai akurasi pelatihan 93,85%, akurasi validasi 95,95%, dan akurasi *test* 96,67%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi satu maupun lebih objek manusia, mampu mengenali *pose*, melakukan *target locking* berbasis deteksi wajah, serta mengarahkan robot untuk mendekati target meskipun terdapat gangguan yang lewat depan target dalam *frame*. Secara keseluruhan, sistem menunjukkan kinerja yang stabil.

Kata kunci: Deteksi Pose, MobileNetV2, Target Locking, Smart Trash Bin

Abstract

Environmental cleanliness is a crucial factor in creating a healthy and comfortable living environment. The low level of public awareness in disposing of waste properly highlights the need for smart technology that can support interactive waste management. This study proposes a smart trash bin system based on pose detection using a Convolutional Neural Network (CNN), equipped with a target-locking mechanism to ensure that the system follows only users who actually perform the throw-garbage pose while ignoring passing distractors. The system utilizes a webcam as a visual sensor, MediaPipe Pose Landmarker for keypoint extraction, and a MobileNetV2 model trained to classify two pose classes, namely throwgarbage and undefined. The model achieved a training accuracy of 93.85%, a validation accuracy of 95.95%, and a test accuracy of 96.67%. The test results show that the system is capable of detecting one or more human objects, recognizing poses, performing target locking based on face detection, and guiding the robot toward the target despite distractions passing near the target within the frame. Overall, the system demonstrates stable performance.

Keywords: Pose Detection, MobileNetV2, Target Locking, Smart Trash Bin

1. Pendahuluan

Kebersihan lingkungan merupakan faktor yang sangat penting dalam menciptakan kondisi lingkungan yang sehat dan nyaman. Tanggung jawab dalam menjaga kebersihan bukan hanya dibebankan kepada petugas kebersihan saja, melainkan tanggung jawab seluruh individu yang berada di lingkungan tersebut. Rendahnya tingkat kesadaran terhadap kebersihan lingkungan umumnya disebabkan oleh kurangnya edukasi mengenai pentingnya membuang sampah dengan benar, minimnya rasa bertanggung jawab terhadap lingkungan, ketidakpedulian terhadap dampak lingkungan, serta keterbatasan fasilitas yang memadai. Oleh karena itu, pentingnya meningkatkan rasa kesadaran

untuk menjaga kelestarian lingkungan supaya tetap bersih, sehat, dan nyaman [1]. Tempat sampah memiliki fungsi sebagai wadah yang digunakan untuk penampungan sampah sementara dalam pengelolaan sampah. Meskipun tindakan membuang sampah tidak sulit untuk dilakukan, akan tetapi sampah masih sering ditemukan berserakan di sembarang tempat [2]. Membuang sampah sembarangan dapat menimbulkan dampak negatif berupa pencemaran lingkungan serta memicu bencana, terutama di musim hujan karena sampah dapat menyumbang *drainase* dan menyebabkan terjadinya banjir [3]. Penyebab orang enggan membuang sampah pada tempatnya karena letak tempat sampah yang jauh dari tempat mereka mau buang sampah, sehingga malas untuk bergerak menuju tempat sampah [4].

Permasalahan ini juga tercermin dalam data nasional terkait timbulan sampah. Menurut data yang tercatat dalam Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) pada tahun 2024, sebanyak 342 kabupaten dan kota di Indonesia menghasilkan timbulan sampah sebanyak 37.311.750.55 ton per tahun. Dari jumlah tersebut, hanya 32,2% sampah yang telah dikelola dengan baik, sedangkan 67,8% sisanya masih belum tertangani secara optimal. Jika ditinjau dari sumbernya, sampah rumah tangga menjadi penyumbang terbesar dengan proporsi 46,8%, diikuti oleh sampah pasar sebesar 14,76%, kawasan sebesar 14,04%, perniagaan sebesar 13,54%, perkantoran sebesar 5,82%, fasilitas publik sebesar 3,6%, dan lainnya sebesar 1,44% [5]. Data tersebut menunjukkan bahwa sistem pengelolaan sampah di Indonesia masih menghadapi tantangan signifikan. Dengan demikian, diperlukan pendekatan inovatif berbasis teknologi yang mampu mengatasi keterbatasan sistem konvensional dan meningkatkan efisiensi pengelolaan sampah.

Seiring dengan perkembangan teknologi, beberapa penelitian telah mengembangkan sistem *smart trash bin* menggunakan mikrokontroler dan sensor untuk mendukung proses pengelolaan sampah secara otomatis, salah satunya menggunakan *robot mobile*. *Robot mobile* merupakan sebuah mesin yang dikendalikan dengan memanfaatkan sensor serta teknologi lainnya untuk bergerak serta mengenali lingkungan sehingga mampu melakukan navigasi, pelacakan target, atau sebagainya [6]. M. Syafaat et al. merancang dan membuat *mobile robot smart trash bin* berbasis bluetooth HC-05 yang mampu bergerak mengikuti garis dan membuka tutup tempat sampah secara otomatis. Sistem ini menggunakan sensor infrared dan photodiode sebagai pembaca garis, motor DC untuk pergerakan, servo motor untuk mekanisme buka tutup tempat sampah, serta bluetooth HC-05 sebagai koneksi antara robot dan aplikasi android untuk mengaktifkan robot melalui perintah suara. Hasil pengujian menunjukkan bahwa robot mampu bergerak sesuai dengan sistem yang dirancang dan merespons perintah suara dengan baik. Respon pergerakan, robot mampu bergerak dengan stabil pada variasi sudut lintasan antara 0°–90° dengan kecepatan 180 rpm, namun tidak dapat berjalan stabil pada sudut lebih dari 100° [7]. Penelitian serupa dilakukan oleh A.O. Arowolo et al. yang mengembangkan sistem *development of an artificial intelligence body gesture detection dustbin with an autonomous system*. Sistem ini menggunakan sensor ultrasonik untuk mendeteksi jarak objek serta sebagai pemicu motor servo untuk membuka dan menutup tutup tempat sampah secara otomatis. Selain itu, robot dilengkapi sistem otonom berbasis bluetooth yang dihubungkan melalui *smartphone* agar dapat bergerak menuju pengguna dan kembali ke posisi semula [8]. L. Rohmawati melakukan pengembangan sistem *smart trash bin system* berbasis *gesture* menggunakan algoritma geometri. Pada penelitian tersebut, *gesture* digunakan sebagai isyarat bahwasanya target akan membuang

sampah. Sistem dilengkapi kamera *Webcam Logitech C270* yang berfungsi untuk menangkap citra dan membaca *skeleton* atau titik sendi tubuh. Informasi *skeleton* ini kemudian digunakan untuk mengidentifikasi *gesture* yang menunjukkan bahwasanya target ingin membuang sampah. Berdasarkan hasil pengujian, sistem dapat mendeteksi *gesture* dari target dengan sudut 80 - 100°, serta bekerja dengan jarak 120 cm sampai 390 cm. Nilai error yang diperoleh pada skenario *gesture* duduk sebesar 0,799° dan pada skenario berdiri sebesar 0,677°. Dalam kondisi *user* lebih dari satu, sistem hanya dapat membaca *skeleton* pada salah satu *user* saja selama *user* yang dideteksi tidak keluar dari kamera. Selain itu, robot dapat membaca gangguan dari orang lain yang lewat didepannya, sehingga robot mengikuti gangguan tersebut sebelum mencapai ke orang yang memberikan *gesture* awal [9].

Berdasarkan permasalahan yang masih tersisa dari penelitian sebelumnya terkait robot yang masih mengikuti gangguan ketika ada orang lewat didepannya, sehingga robot tidak dapat menuju target dengan benar [9], penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem tempat sampah pintar dengan menerapkan visi komputer dan *pose detection* yang dilengkapi mekanisme target *locking* untuk mengatasi robot supaya tidak mengikuti gangguan berupa orang yang lewat ketika robot sedang berjalan menuju target yang memberikan *pose*. Penelitian ini menggunakan *webcam* sebagai perangkat utama untuk menangkap citra *pose* pengguna, kemudian memprosesnya melalui kerangka kerja *MediaPipe* untuk ekstraksi *keypoint*. Data hasil ekstraksi digunakan sebagai masukan ke model klasifikasi *MobileNetV2* yang telah dilatih untuk mengenali *pose*. Pemilihan model klasifikasi *MobileNetV2* dikarenakan terdapat fitur seperti *bottlenecks* dan residual *layers* yang meningkatkan efisiensi penggunaan daya serta ukurannya yang lebih kecil dibandingkan model CNN lainnya sehingga dapat dijalankan pada perangkat seluler dengan spesifikasi yang rendah dengan cepat [10].

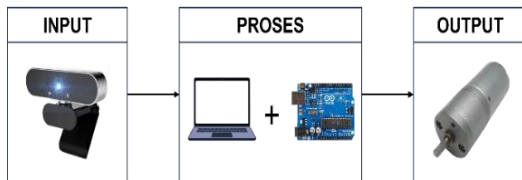
Setelah *pose* terdeteksi, sistem akan melakukan deteksi wajah yang digunakan sebagai mekanisme *locking* pengguna. Pengujian dilakukan dengan objek pertama sebagai pemberi isyarat *pose* kepada sistem dengan diam ditempat dan objek kedua sebagai gangguan dengan berjalan didepan objek pertama ketika robot sedang berjalan.

Penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan sistem *smart trash bin* berbasis *pose detection* menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan mekanisme *target locking* untuk meningkatkan interaksi cerdas antara pengguna dan tempat sampah otomatis serta mengatasi supaya robot tidak mengikuti gangguan ketika terdapat gangguan yang lewat saat robot berjalan.

2. Metode

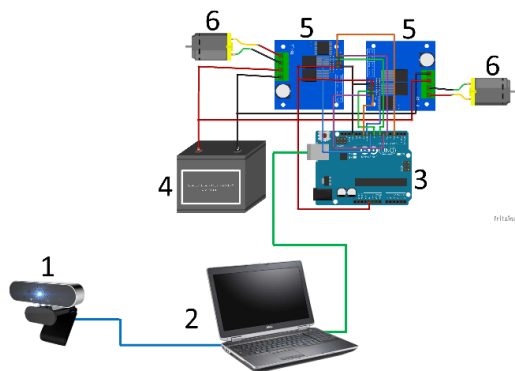
2.1. Perancangan Sistem

Sistem *smart trash bin* berbasis *pose detection* ini dirancang dengan memanfaatkan teknologi Computer Vision berbasis *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *MobileNetV2* yang dikombinasikan dengan *MediaPipe pose detection* untuk meningkatkan akurasi dalam mengenali *pose* tubuh. Konsep utama sistem ini adalah target *locking*, yaitu kemampuan sistem untuk fokus pada satu pengguna yang telah terdeteksi melakukan *pose throwgarbage*. Sistem dilengkapi dengan dua motor DC dan satu *caster wheel* yang digunakan untuk menggerakkan tempat sampah dari posisi awal menuju posisi target. Diagram blok sistem *input*, proses, dan *output* ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Blok Sistem

Berdasarkan Gambar 1 *input* yang digunakan dalam sistem diperoleh dari *webcam* sebagai pengambilan citra, kemudian hasil citra tersebut diproses oleh laptop dan diteruskan ke Arduino UNO untuk menggerakkan motor. Adapun perancangan *wiring* rangkaian ditunjukkan Gambar 2.



Gambar 2. Wiring Rangkaian

Berdasarkan Gambar 2, sistem dibangun dengan beberapa komponen yang ditunjukkan Tabel 1.

Tabel 1. Komponen Rangkaian

Nomor	Nama
1	Webcam
2	Laptop
3	Arduino UNO
4	Aki
5	Driver BTS7960
6	Motor DC

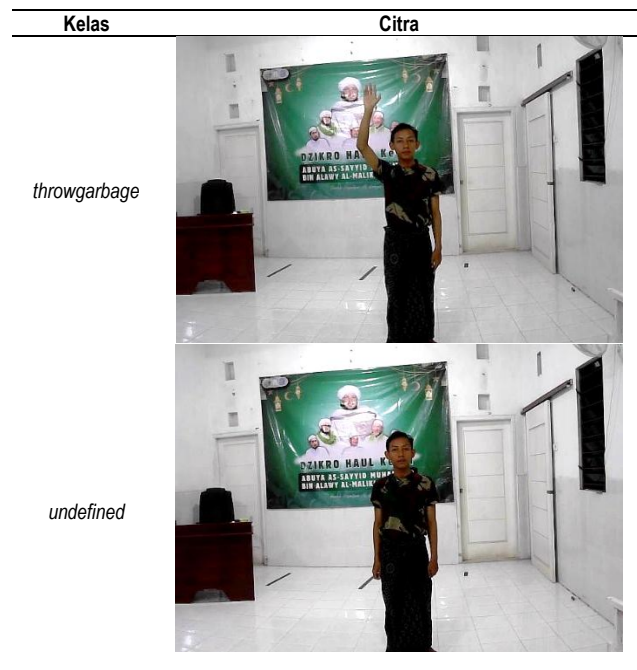
2.2. Dataset

Penelitian ini mempunyai *dataset* yang terdiri atas dua kelas utama, yaitu *throwgarbage* dan *undefined*. Data citra pada kedua kelas diperoleh secara langsung melalui proses pengambilan gambar menggunakan kamera *webcam* yang dioperasikan dengan bantuan program Python untuk menangkap dan menyimpan gambar sesuai kategori dengan format “.jpg”. Pengambilan data dilakukan dengan lokasi berbeda untuk meningkatkan keanekaragaman *dataset* serta memastikan model mampu beradaptasi terhadap perubahan lingkungan nyata. *Dataset* yang telah diperoleh kemudian dibagi menjadi tiga bagian, yaitu *train*, *validation*, dan *test*, dengan proporsi masing-masing sebesar 80% *train*, 15% *validation*, dan 5% *test*. Pembagian ini bertujuan agar model memperoleh data yang memadai untuk proses pelatihan, sekaligus dapat dievaluasi secara objektif menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tabel 2 menunjukkan detail pembagian *dataset*, sedangkan Tabel 3 menampilkan contoh sampel citra dari masing-masing kelas.

Tabel 2. Detail Pembagian *Dataset*

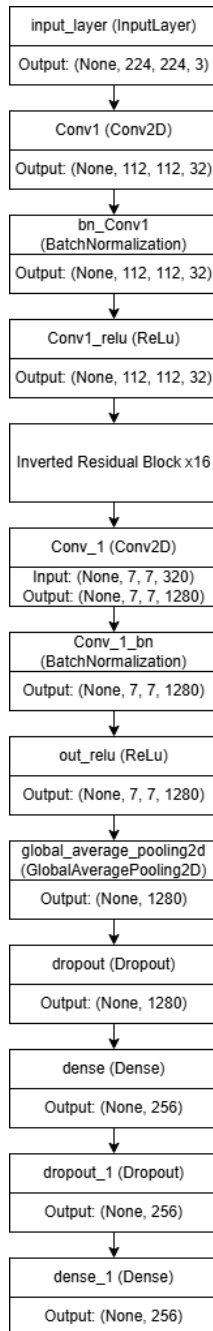
Kelas	Train	Validation	Test	Total
<i>throwgarbage</i>	1912	358	120	2390
<i>undefined</i>	1912	358	120	2390

Tabel 3. Contoh Sampel Citra



Setelah *dataset* terkumpul dan dibagi per kelasnya, selanjutnya dilakukan proses pelatihan menggunakan model *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *MobileNetV2* pada masing-masing kelas yang sudah disiapkan.

2.3. Model Klasifikasi



Gambar 3. Arsitektur MobileNetV2

Convolution Neural Network (CNN) bisa disebut juga sebagai convolutional networks (ConvNets) yang termasuk dalam kategori jaringan saraf tiruan [11]. Convolution Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis Deep Learning yang banyak digunakan dalam bidang pengolahan citra, karena mampu belajar mengenali gambar dan mengklasifikasi antara satu gambar dengan gambar lainnya. Salah satu jenis arsitektur CNN yang biasa digunakan yaitu MobileNet. Arsitektur ini dirancang agar dapat mengatasi resource yang berlebih saat proses

komputasi berlangsung. Pada tahun 2017, MobileNetV2 diperkenalkan sebagai versi pengembangan dari model sebelumnya [12]. MobileNetV2 mempunyai *bottlenecks* dan residual *layers* yang meningkatkan efisiensi penggunaan daya serta ukurannya yang lebih kecil dibandingkan model CNN lainnya sehingga dapat dijalankan pada perangkat seluler dengan spesifikasi yang rendah dengan cepat [10]. Pada penelitian Y. Miftahuddin and F. Zaelani S. [13] membandingkan antara Efficientnet-B3 dan MobileNetV2 untuk identifikasi jenis buah-buahan menggunakan fitur daun menunjukkan bahwa MobileNetV2 lebih unggul dibandingkan Efficientnet-B3 dengan akurasi 99%, sedangkan Efficientnet-B3 hanya sekitar 30%. A.R. Hermanto et al. [14] melakukan perbandingan antara MobileNetV2 dan ResNet50 untuk mengklasifikasikan jenis buah kurma, perbandingan ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 mempunyai performa yang lebih unggul dibandingkan ResNet50 dengan performa akurasi 95%. Dalam penelitian ini, arsitektur MobileNetV2 digunakan untuk proses klasifikasi dua kelas, yaitu *throwgarbage* dan *undefined*. Gambar 3 menunjukkan arsitektur MobileNetV2.

Confusion Matrix merupakan representasi visual yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja suatu model klasifikasi. *Confusion Matrix* tersusun dalam bentuk *array* persegi berukuran $n \times n$, di mana n menunjukkan jumlah kelas yang digunakan dalam proses klasifikasi. Efektivitas performa model klasifikasi dapat dinilai menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *accuracy*, yang semuanya diturunkan dari nilai-nilai yang terdapat pada *confusion matrix* [15]. Perhitungan *matrix* tersebut ditunjukkan pada persamaan (1), (2), (3), dan (4) berikut:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

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

$$F1-score = 2 \times \frac{Precision * Recall}{Precision+ Recall} \quad (4)$$

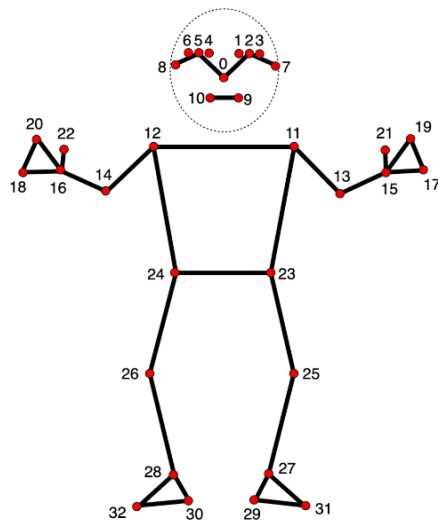
2.4. Mediapipe

Mediapipe merupakan *framework open source* yang dikembangkan oleh Google dengan membangun *pipeline* yang kompleks. Mediapipe dilengkapi *machine learning* dan tugas visi komputer secara *realtime*. Mediapipe menyediakan beberapa solusi untuk tugas persepsi seperti deteksi wajah, pelacakan tangan 3D, dan estimasi *pose* tubuh [16]. Pada penelitian ini, *mediapipe* digunakan untuk dua fungsi, yaitu estimasi *pose* tubuh dan deteksi wajah. Pada estimasi *pose* tubuh, *mediapipe* akan mendeteksi keberadaan tubuh manusia dan kemudian diberikan penanda sebanyak 33 *keypoint* pada tubuh tersebut. *Keypoint* yang sudah terdeteksi ini akan digunakan sebagai

masukkan model klasifikasi MobileNetV2 yang telah dilatih untuk mengenali *pose*. Hasil *keypoint pose* tubuh digunakan sebagai *input* bagi model klasifikasi MobileNetV2 untuk menentukan *pose* yang dilakukan oleh pengguna. *Pose* deteksi yang digunakan yaitu model *bundle pose landmarker* (lite) [17]. Selain estimasi *pose* tubuh, terdapat juga proses pengenalan wajah dengan melakukan deteksi wajah berdasarkan citra yang diterima melalui sistem deteksi wajah menggunakan *mediapipe* dalam sebuah *frame* dengan menggunakan model *machine learning* [18][19]. Adapun contoh deteksi wajah ditunjukkan pada Gambar 4 dan Gambar 5 menunjukkan letak *keypoint* pada tubuh manusia.



Gambar 4. Contoh Deteksi Wajah [19]

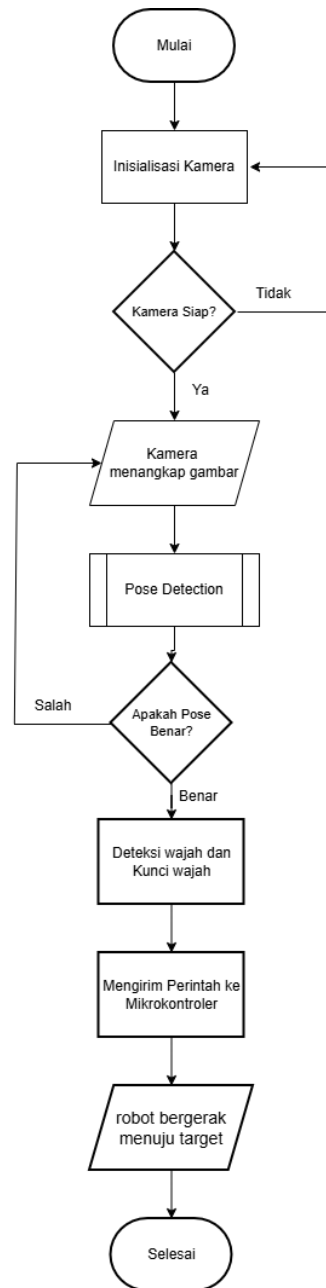


Gambar 5. Keypoint Tubuh Manusia [17]

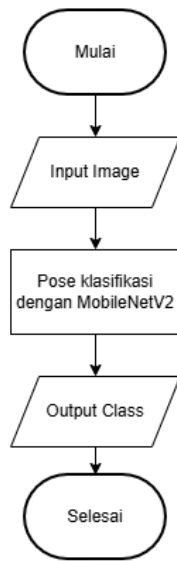
2.5. Sistem Target Locking

Sistem target *locking* yang diterapkan dalam penelitian ini memanfaatkan mekanisme penguncian yang terintegrasi dengan sistem deteksi *pose*. Setelah *pose throwgarbage* terdeteksi oleh model klasifikasi dan hasilnya divalidasi secara akurat melalui proses *pose detection*, sistem secara otomatis mengaktifkan *face detection* yang akan digunakan sebagai identitas target. *Face detection* ini digunakan untuk mencari serta mengunci wajah pengguna yang memberikan *pose* tersebut. Proses penguncian ini memastikan bahwa interaksi sistem hanya dilakukan

dengan pengguna yang telah teridentifikasi melakukan *pose*, sehingga dapat mencegah respons terhadap pengguna lain yang berada di sekitar area pengamatan kamera. Selanjutnya, *bounding box* wajah yang telah terkunci digunakan untuk mempertahankan fokus sistem terhadap target hingga robot menyelesaikan pergerakannya menuju tujuan. Dalam mempertahankan fokus sistem terhadap target, ditambahkan pelacakan menggunakan *centroid tracker* dengan menghitung titik pusat serta memberikan sebuah ID pada setiap objek sehingga dapat memastikan sistem dapat melacak individu secara konsisten [20]. Adapun Gambar 6 dan Gambar 7 menunjukkan *flowchart* sistem.



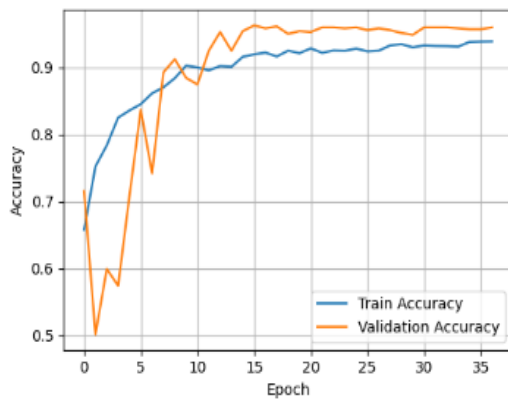
Gambar 6. Flowchart Sistem



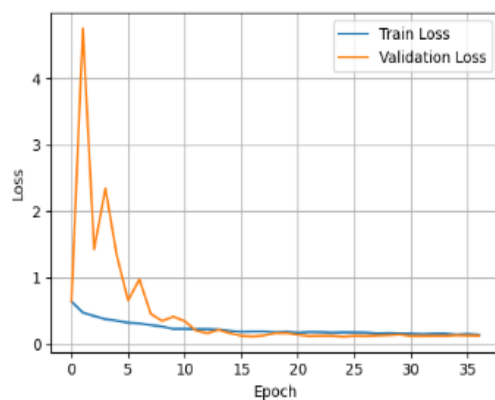
Gambar 7. Pose Detection

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil Pelatihan Model

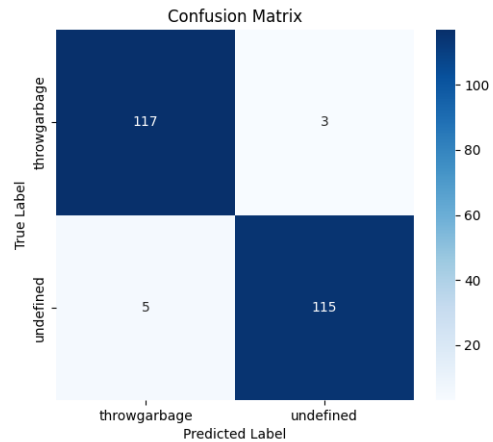


(a)



(b)

Gambar 8. (a) Grafik Training vs Validation Akurasi, (b) Grafik Training vs Validation Loss



Gambar 9. Confusion Matrix

Bagian ini membahas hasil pelatihan model deteksi *pose* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Analisis dilakukan untuk mengetahui performa model berdasarkan parameter pelatihan, akurasi, loss, dan evaluasi menggunakan confusion matrix. Model memiliki total 2.586.434 parameter, terdiri atas parameter dapat dilatih dan parameter yang tidak dapat dilatih. Parameter yang dapat dilatih merupakan parameter yang akan diperbarui selama proses pelatihan model. Parameter dalam model *pose* ini berjumlah 1.060.930 parameter, sedangkan parameter yang tidak dapat dilatih merupakan parameter yang tidak bisa diperbarui selama proses pelatihan model, parameter ini berjumlah 1.525.504 parameter. Hasil pelatihan model ditunjukkan pada Gambar 8, yang memperlihatkan perbandingan nilai akurasi dan *loss* antara data *training* dan data *validation*. Sementara itu, Gambar 9 menunjukkan *confusion matrix* yang menggambarkan performa klasifikasi model pada data *test*.

Berdasarkan Gambar 8 (a) grafik akurasi yang terlihat bahwa akurasi data *training* meningkat secara konsisten dari sekitar 65,77% pada awal pelatihan hingga mencapai kisaran 93,85% pada akhir pelatihan. Pola ini menandakan bahwa model dapat dikenali. Sementara itu, akurasi validasi menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan pada epoch awal akibat proses adaptasi model, kemudian mulai meningkat dan stabil di kisaran 95,95%. Stabilitas ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi baik. Pada grafik akurasi menunjukkan kondisi *underfitting* pada awal pelatihan dikarenakan masih belum mengenali model dengan baik. Setelah beberapa epoch, akurasi mulai meningkat dan menunjukkan kondisi *overfitting* ketika mulai menghafal model yang tersedia. Sementara itu, pola yang ditunjukkan pada grafik *loss* semakin memperjelas bahwa model berada dalam kondisi pembelajaran yang baik. *Training loss* menunjukkan penurunan dengan sangat konsisten dari

sekitar 64,23% pada awal pelatihan hingga 14,42% pada akhir pelatihan. Sementara *validation loss* sempat mengalami lonjakan ekstrem pada awal pelatihan yang mencapai nilai sekitar 4,76, sebelum kemudian menurun tajam dan stabil hingga 0,13 pada akhir pelatihan. Pada fase akhir pelatihan, jarak antara *training loss* dan *validation loss* sangat kecil, yang menunjukkan bahwa model mampu menjaga keseimbangan antara belajar dari data dan mempertahankan kemampuan generalisasi. Pada Gambar 8 menunjukkan akurasi semakin meningkat karena model mampu melakukan prediksi yang semakin tepat, sedangkan grafik *loss* mengalami penurunan karena *error* atau tingkat kesalahan prediksi semakin kecil, sehingga menandakan bahwa proses pelatihan model berjalan secara efektif.

Confusion matrix pada Gambar 9 digunakan untuk mengetahui performa model hasil *training* dalam klasifikasi menggunakan model baru, dimana model dalam *confusion matrix* tersebut berasal dari *dataset test* yang tidak terlibat dalam proses pelatihan maupun validasi. Adapun nilai performanya ditunjukkan pada Tabel 4.

$$Accuracy = \frac{117+115}{240} = 0,9667$$

$$Precision = \frac{117}{117+5} = 0,9590$$

$$Recall = \frac{117}{117+3} = 0,9750$$

$$F1-score = 2 \times \frac{0,9590 \times 0,9750}{0,9590 + 0,9750} = 0,9669$$




Tabel 4. Performa Model

Matrix	Nilai
Accuracy	96,67%
Precision	95,90%
Recall	97,50%
F1-score	96,69%

3.2. Pengujian

Pada tahap ini pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah sistem dapat mendeteksi dan mengunci seseorang ketika memberikan *pose throwgarbage* dan menganggap orang lain sebagai distraktor. Tabel 5 menunjukkan hasil pengujian sistem.

Tabel 5. Hasil Pengujian

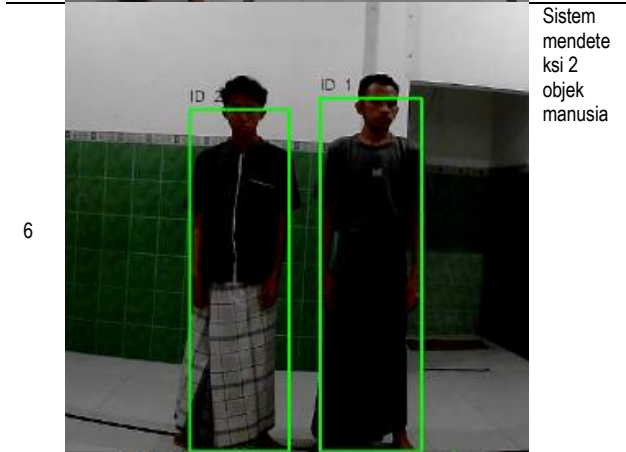
No	Hasil	Keterangan
1		Sistem mendeteksi objek manusia atau pose <i>undefined</i>
2		Objek memberikan pose <i>throwgarbage</i>
3		Sistem mengunci target yang memberikan pose <i>throwgarbage</i> dan posisi target dalam frame



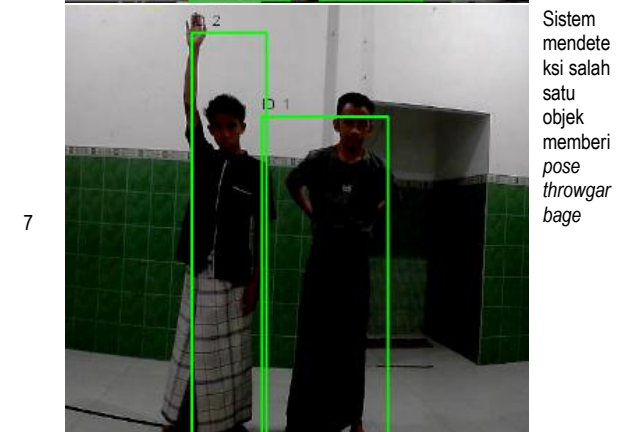
Sistem mendeteksi posisi target berada disebelah kanan frame



Sistem mendeteksi posisi target berada disebelah kiri frame



Sistem mendeteksi 2 objek manusia



Sistem mendeteksi salah satu objek memberi pose *throwing*



Sistem mengunci objek yang memberi pose dan memberitahu posisi target dalam frame



Sistem menunjukkan target ketika target locked dilewati distraktor



Robot berjalan menuju target



Ketika distraktor melewati target

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mendeteksi keberadaan manusia, mengklasifikasi *pose*, serta mekanisme target *locking*. Tabel 4 menunjukkan skenario pengujian dan respons sistem. Pengujian dilaksanakan pada lingkungan dengan pencahayaan terang dan tanpa adanya rintangan agar tidak memengaruhi akurasi deteksi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi satu maupun lebih orang, mengidentifikasi *pose* menggunakan kombinasi *MediaPipe Pose Landmarker* (lite) dan *MobileNetV2*, serta melakukan target *locking* secara konsisten berdasarkan deteksi wajah yang diperoleh dari orang yang memberikan *pose throwgarbage*. Ketika target melakukan *pose* yang benar, sistem mengunci objek tersebut, menentukan posisinya dalam *frame*, dan mengarahkan robot untuk bermanuver hingga sejajar dengan posisi target. Pada skenario lebih dari satu orang, sistem tetap dapat membedakan target dari distraktor melalui ID *tracking* dan pelacakan *centroid*. Sistem berhasil mempertahankan status *locked* meskipun distraktor melintas, hal ini menunjukkan sistem dapat bekerja dengan baik. Pergerakan robot dengan PWM 180 menghasilkan respons stabil dan terkontrol. Setelah dilakukan pengujian, didapatkan hasil perbandingan antara penelitian yang dilakukan oleh L. Rohmawati [9] dengan penelitian ini ditunjukkan Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Hasil Pengujian

L. Rohmawati	Penelitian ini
Dalam kondisi <i>user</i> lebih dari satu, robot dapat mendeteksi salah satu <i>user</i> yang terdapat dalam <i>frame</i> , akan tetapi ketika <i>user</i> yang dideteksi keluar dari <i>frame</i> , maka robot akan pindah ke <i>user</i> didekatnya	Dalam kondisi <i>user</i> lebih dari satu, robot akan mendeteksi <i>user</i> dalam <i>frame</i> dan akan bekerja pada <i>user</i> yang memberikan <i>pose</i> benar, ketika <i>user</i> yang dideteksi keluar dari <i>frame</i> , maka robot akan melakukan deteksi <i>pose</i> ulang
Dalam kondisi robot berjalan menuju target dan terdapat orang lewat didepan robot, maka robot akan mengikuti orang yang lewat tersebut meskipun belum sampai ke target yang dituju	Dalam kondisi robot berjalan menuju target dan terdapat orang lewat didepan robot, maka robot tidak akan mengikuti orang tersebut dan tetap berjalan menuju target

4. Kesimpulan

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model memiliki akurasi 96,67%, *precision* 95,90%, *recall* 97,50%, dan *F1-score* 96,69% serta tidak menunjukkan adanya tanda *overfitting* maupun *underfitting*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi satu maupun lebih orang, mengenali *pose*, serta dapat membedakan antara target yang di *lock* dengan distraktor dengan cahaya yang terang dan tanpa rintangan. Sistem mampu menentukan posisi target dalam *frame*, mempertahankan kunci pada target yang benar, dan memberikan perintah navigasi kepada robot untuk mendekati target secara tepat. Respons robot dengan pengaturan PWM 180 juga menunjukkan perilaku gerak yang stabil. Pengembangan selanjutnya dapat

menambahkan *path planning* dan *obstacle avoidance* supaya robot lebih aman dan adaptif, meningkatkan performa mekanisme *target locking* supaya lebih stabil, dan menggunakan laptop atau komputer dengan performa tinggi supaya dalam pemrosesan tidak ada hambatan.

Referensi

- [1]. M. H. Ramadhan, S. Halimatussa'diah, and R. M. Raharja, "Kurangnya Kesadaran Mahasiswa dalam Membuang Sampah Pada Tempatnya di Lingkungan Kampus," *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Pendidikan*, vol. 1, no. 1, pp. 41–51, May 2024, doi: 10.62951/prosemnasipi.v1i1.6.
- [2]. S. Sohor, Mardeni, Y. Irawan, and Sugiati, "Rancang Bangun Tempat Sampah Otomatis Menggunakan Mikrokontroler dan Sensor Ultrasonik dengan Notifikasi Telegram," *Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 2, pp. 154–160, Oct. 2020. doi: 10.33060/JIK/2020/Vo19.Iss2.182.
- [3]. T. Yuniarti, I. Nurhayati, A. P. Putri, and N. Fadhillah, "Pengaruh Pengetahuan Kesehatan Lingkungan terhadap Pembuangan Sampah Sembarangan," *Jurnal Ilmiah Kesehatan*, vol. 9, Jul. 2020, pp. 78–82.
- [4]. E. Safitri, S. Safitria, W. Islami, A. R. Azizah, I. Safitri, M. Maulidar, and M. Utari, "Hubungan Tingkat Pengetahuan tentang PHBS dengan Perilaku Membuang Sampah pada Tempatnya di Siswa SMP Negeri 9 Seunuddon, Aceh Utara," *Jurnal Ilmu Kedokteran dan Kesehatan Indonesia* (JIKKI), vol. 5, no. 2, pp. 17–25, Jul. 2025. doi: 10.55606/jikki.v5i2.5998.
- [5]. Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan Republik Indonesia, "Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN): Capaian Kinerja Pengelolaan Sampah," 2024. [Online]. Available: <https://sipsn.kemenvh.go.id/sipsn/>. [Accessed: 24 -Nov-2025].
- [6]. Yuliza, Y. Rahmawati, Lenni, and M. I. Salim, "Purwarupa Pengawas Keamanan Rumah Menggunakan Robot *Mobile* Beroda Berbasis Sensor Ultrasonik dan PIR," *Transmisi: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, vol. 25, no. 1, pp. 17–24, Jan. 2023, doi: 10.14710/transmisi.25.1.17-24.
- [7]. M. Syafaat, W. F. Safari, dan S. Wahyu, "Perancangan dan Pembuatan *Mobile Robot Smart Trash Bin* Berbasis Bluetooth HC-05," *Jurnal Teknik*, vol. 9, no. 2, pp. 78–86, Nov. 2020. DOI: 10.31000/jt.v9i2.3623.
- [8]. A. O. Arowolo, O. Adeleke, and A. J. Oluwafunminiyi, "Development Of An Artificial Intelligence Body Gesture Detection Dustbin With An Autonomous System," *Journal of Digital Innovations & Contemporary Research in Science, Enginner & Technology*, vol. 12, no. 4, pp. 1–8, Sep. 2024, doi: 10.22624/AIMS/DIGITAL/V12N4P1.
- [9]. L. Rohmawati, "Smart Trash Bin System Berbasis Gesture Menggunakan Algoritma Geometri," Skripsi, Program Studi Teknik Mekatronika, Universitas Trunojoyo Madura, Madura, 2023.
- [10]. Anhar and R. A. Putra, "Perancangan dan Implementasi Self-Checkout System pada Toko Ritel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 11, no. 2, pp. 466–478, Apr. 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i2.466.

- [11]. S. Rahman *et al.*, *Convolutional Neural Networks Untuk Visi Komputer: Jaringan Saraf Konvolusional untuk Visi Komputer (Arsitektur Baru, Transfer Learning, Fine Tuning, dan Pruning)*. Yogyakarta: Deepublish, 2021. ISBN 978-623-02-3539-9.
- [12]. I. Mudzakir and T. Arifin, "Klasifikasi Penggunaan Masker dengan Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur MobileNetv2," *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 12, no. 1, pp. 76–81, Jun. 2022, doi: 10.36448/expert.v12i1.2466.
- [13]. Y. Miftahuddin and F. Zaelani S., "Perbandingan Metode EfficientNet-B3 dan MobileNet-V2 untuk Identifikasi Jenis Buah-buahan Menggunakan Fitur Daun," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, Dec. 2022, p-ISSN 2686-0333, e-ISSN 2407-3911.
- [14]. A. R. Hermanto, A. Aziz, and Sudianto, "Perbandingan Arsitektur MobileNetV2 dan RestNet50 untuk Klasifikasi Jenis Buah Kurma," *JUSTIN (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 12, no. 4, pp. 630–637, Oct. 2024, doi: 10.26418/justin.v12i4.80358.
- [15]. P. A. Cahyani, Mardiana, P. B. Wintoro, and M. A. Muhammad, "Sistem Perhitungan Kendaraan Menggunakan Algoritma YOLOv5 dan DeepSORT," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 1, pp. 86–97, Apr. 2024, doi: 10.28932/jutisi.v10i1.7519.
- [16]. M. C. T. Manullang and G. Megiyanto. R., *COMPUTER VISION: Panduan Pemula Untuk Penelitian dan Aplikasi Praktis*. Pekanbaru: ITERA Press, 2025.
- [17]. Google AI Edge, "Pose Landmark Detection Guide," Mediapipe, 2025. [Online]. Available: https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker. [Accessed: 09-Nov-2025].
- [18]. Elbert, E. Setyaningsih, dan L. Widodo, "Comparative Analysis of Haar Cascade Classifier, Dlib, and Mediapipe for Face Recognition," *Electron: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, vol. 6, no. 1, pp. 1–8, May 2025, p-ISSN 2830-523X, e-ISSN 2622-6588.
- [19]. Google AI Edge, "Face detection guide for Python," Mediapipe, 2025. [Online]. Available: https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker. [Accessed: 09-Nov-2025].
- [20]. M. A. Althoriq, Periyadi, and G. A. Mutiara, "Pelacakan Kerumunan Adaptif: Deteksi Cerdas Berdasarkan Pergerakan Pengunjung di Area Wisata Menggunakan YOLO," *e-Proceeding of Applied Science*, vol. 11, no. 4, pp. 923–928, Aug. 2025.