Populer: Jurnal Penelitian Mahasiswa
Volume. 5, Nomor. 3, September 2026
e-ISSN :2963-5306 ; p-ISSN :2962-116X, Hal 78-87
DOI: https://doi.org/10.58192/populer.v5i3.5462
Tersedia: https://journal.unimar-amni.ac.id/index.php/Populer

Robot Pelayan Restoran Berbasis Nav2 dan YOLOv11 dengan Sistem Navigasi Cerdas serta Deteksi Objek Real-Time

Muhammad Ridwan [1]*, Ghufron [2]
[1,2] Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Sultan Agung, Indonesia
Email: iiwandila01@gmail.com [1], ghufron@unissula.ac.id [2]

**Penulis Korespondensi : iiwandila01@gmail.com*

Abstract*. The context-blind limitation of 2D LiDAR distance sensors in distinguishing different types of obstacles poses a major challenge in the navigation of restaurant service mobile robots. This study aims to design and implement an intelligent autonomous navigation system based on the Navigation 2 (Nav2) framework in ROS 2, integrated with real-time visual perception using YOLOv11-based Deep Learning. The system is built using a dual-processor architecture, in which an NVIDIA Jetson Orin Nano acts as the High-Level Controller, while an ESP32-S3 microcontroller serves as the Low-Level Controller. The YOLOv11 module is trained to classify human postures into person_standing and person_sitting, which are used as additional semantic information in the Nav2 decision-making process managed by a custom Behavior Tree. Experimental results show that both systems achieved a Success Rate of 100% with zero collision incidents. The Intelligent Navigation system achieved an average Task Completion Time of 12.83 seconds, resulting in an average reduction of 1.70 seconds compared to the Standard Navigation system.*

Keywords*: Behavior Trees; Nav2; ROS 2; Socially Aware Navigation; YOLOv11.*

Abstrak. Keterbatasan sensor jarak 2D LiDAR yang bersifat *context-blind* dalam membedakan jenis rintangan menjadi tantangan utama pada navigasi *mobile robot* pelayan restoran. Penelitian ini bertujuan merancang sistem navigasi otonom cerdas berbasis *framework* Navigation 2 (Nav2) pada ROS 2 yang diintegrasikan dengan persepsi visual *real-time* berbasis *Deep Learning* YOLOv11. Sistem dibangun menggunakan arsitektur *dual-processor* di mana Mini PC NVIDIA Jetson Orin Nano bertindak sebagai *High-Level Controller* dan mikrokontroler ESP32-S3 bertindak sebagai *Low-Level Controller* berbasis protokol *micro-ROS*. Modul YOLOv11 dilatih untuk mengklasifikasikan postur manusia (*person_standing* dan *person_sitting*) sebagai informasi semantik tambahan dalam pengambilan keputusan navigasi yang dikelola oleh *Behavior Tree* kustom. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Navigasi Standar dan Navigasi Cerdas sama-sama mencapai *Success Rate* sebesar 100% dengan 0 kali insiden benturan. Berdasarkan keseluruhan skenario pengujian, Navigasi Cerdas menghasilkan *Task Completion Time* rata-rata sebesar 12,83 detik, memperoleh pengurangan waktu rata-rata sebesar 1,70 detik dibandingkan dengan Navigasi Standar.

Kata kunci: *Behavior Trees*; Nav2; ROS 2; *Socially Aware Navigation*; YOLOv11.

1. LATAR BELAKANG

Perkembangan teknologi otomasi dan robotika telah membawa transformasi signifikan pada berbagai sektor layanan, termasuk industri kuliner. Penggunaan robot pelayan (*service robot*) kini bukan lagi sekadar tren estetika, melainkan solusi strategis untuk mengatasi tantangan keterbatasan tenaga kerja serta kebutuhan akan sistem pelayanan yang presisi (KA & Subramaniam, 2024). Mendelegasikan tugas fisik yang repetitif kepada robot dapat meningkatkan produktivitas operasional secara signifikan karena sistem otomatis mampu menjaga ritme kerja yang stabil tanpa terkendala kelelahan fisik (Lehoux-Lebacque et al., 2024; Putri et al., 2025). Namun, lingkungan restoran merupakan area yang sangat dinamis dengan tingkat kompleksitas tinggi yang dipenuhi oleh rintangan dinamis yang tidak terduga,

Naskah Masuk: 28 Juni 2026; Revisi: 20 Juli 2026; Diterima: 07 Agustus 2026; Terbit: 05 September 2026

seperti pergerakan pelanggan yang acak, pergeseran furnitur, hingga rintangan rendah (Maoudj & Christensen, 2022).

Kelemahan navigasi pada robot yang hanya mengandalkan sensor jarak seperti LiDAR 2D adalah kegagalan dalam memahami konteks objek (*context-blind*). LiDAR 2D hanya memindai irisan horizontal pada ketinggian tertentu, sehingga seringkali gagal mendeteksi rintangan yang memiliki bentuk tidak beraturan dan memperlakukan manusia maupun benda mati dengan karakteristik yang sama. Padahal, kemampuan robot untuk secara cerdas menghindari rintangan hidup sangat krusial guna menjaga kenyamanan dan keselamatan pelanggan melalui penerapan navigasi yang "sadar sosial" atau *socially aware navigation* (Fottner et al., 2021; Fahnun & Pangestu, 2022).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, diperlukan sebuah arsitektur navigasi yang mampu mengintegrasikan berbagai lapisan data sensor ke dalam satu sistem pengambilan keputusan yang koheren. Penggunaan *framework* Nav2 (*Navigation 2*) pada ekosistem ROS 2 menawarkan solusi melalui struktur *Behavior Trees* yang memungkinkan robot untuk beralih strategi navigasi secara cerdas saat menghadapi kendala di jalur utama (Bai et al., 2023). Agar navigasi tersebut benar-benar aman, penelitian ini menerapkan YOLOv11 sebagai algoritma *deep learning* yang memungkinkan robot melakukan deteksi objek secara *real-time* (Zhang et al., 2024). Modul visi ini difokuskan untuk mengenali manusia serta mengklasifikasikan posturnya menjadi *person_standing* dan *person_sitting*, yang kemudian dijadikan informasi semantik tambahan bagi pengambilan keputusan navigasi Nav2 (Turhanlar et al., 2024).

2. KAJIAN TEORITIS

Robot Operating System 2 (ROS 2) dan Navigation 2 (Nav2)

ROS 2 merupakan perangkat lunak perantara (*middleware*) yang memfasilitasi komunikasi antar-komponen pada sistem robot melalui mekanisme *topic*, *service*, dan *action* (Dai et al., 2024). Di dalam ekosistem ini, terdapat Navigation 2 (Nav2) yang menyediakan arsitektur navigasi modular (Li et al., 2024). Nav2 mengandalkan komponen utama seperti *Planner Server* untuk menghitung rute dari peta global (*global costmap*) dan *Controller Server* untuk mengendalikan pergerakan robot secara lokal dengan mempertimbangkan keadaan di sekitarnya (Kubasakova et al., 2024). Proses koordinasi antar-*server* ini dikelola secara adaptif oleh *Behavior Tree Navigator*.

Pendeteksian Objek YOLOv11

Keluarga YOLOv11 adalah model berbasis *deep learning* yang menawarkan keseimbangan optimal antara akurasi deteksi, kecepatan inferensi, kompleksitas komputasi,

dan ukuran model, sehingga sangat sesuai untuk perangkat dengan sumber daya terbatas (Huang et al., 2025). Dalam penelitian ini, model YOLOv11 dilatih secara khusus untuk mengenali manusia dan mengklasifikasikan posturnya menjadi dua kelas, yakni *person_standing* dan *person_sitting*. Kemampuan inferensi pada kecepatan tinggi menjadikannya solusi ideal untuk mendukung pengambilan keputusan *real-time* saat robot bergerak (Zhang et al., 2024).

Sensor Fusion (LiDAR, Encoder, dan IMU)

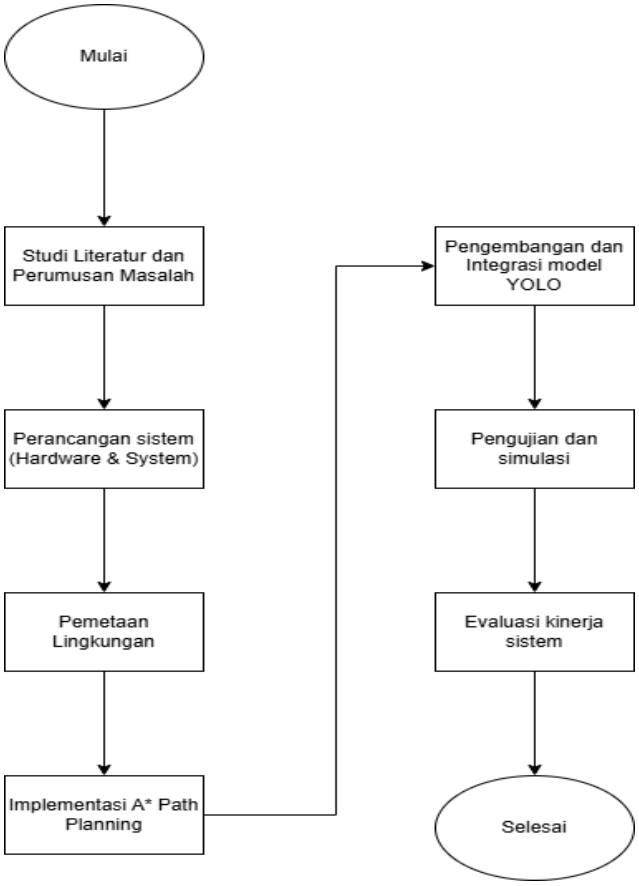
Penggabungan data dari sensor jarak dan kamera (*sensor fusion*) merupakan fondasi dari navigasi yang akurat karena mampu meningkatkan informasi lingkungan yang tersedia bagi sistem dibandingkan penggunaan LiDAR secara tunggal (Wang et al., 2022). LiDAR 2D (RPLIDAR A1) berfungsi memetakan ruang dua dimensi dan mendeteksi jarak rintangan. Sementara itu, data odometri spasial diperoleh dengan menghitung putaran roda melalui *encoder internal* pada motor DC penggerak (Kubasakova et al., 2024). Data ini dikombinasikan dengan data sudut orientasi (*yaw*) dari sensor *Inertial Measurement Unit* (IMU) guna memastikan manuver rotasi robot berjalan presisi.

***Behavior Tree* dan Evaluasi Kinerja Navigasi**

Behavior Tree merupakan struktur pengambilan keputusan berbentuk pohon yang digunakan untuk mengatur urutan perilaku sistem, termasuk perencanaan jalur, menunggu, *re-planning*, dan perilaku pemulihan (Francis et al., 2025). Dalam mengevaluasi navigasi robot pada lingkungan yang melibatkan manusia, evaluasi tidak hanya mempertimbangkan keberhasilan mencapai tujuan dan efisiensi waktu, tetapi juga keselamatan, kenyamanan, serta responsivitas robot terhadap konteks sosial rintangan tersebut (Schwörer et al., 2023).

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental melalui perancangan perangkat keras dan arsitektur perangkat lunak yang disimulasikan dan diuji secara fisik di lingkungan restoran.

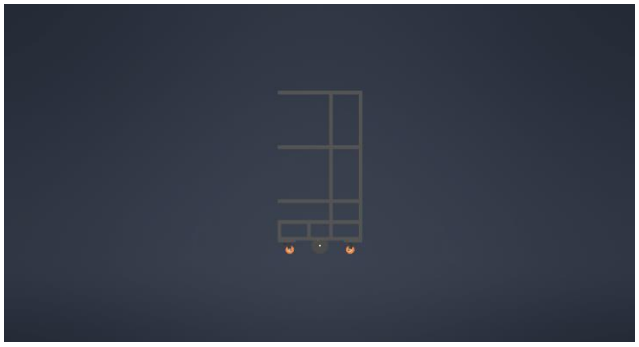


Gambar 1. *Flowchart* Sistem Robot Pengantar Makanan.

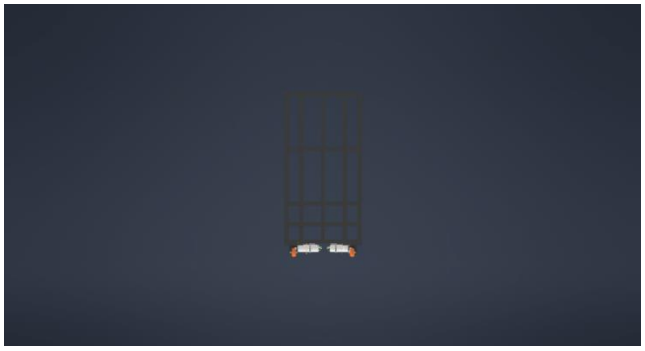
Alur metodologi penelitian pada Gambar 1 diawali dengan studi literatur dan perumusan masalah, dilanjutkan dengan perancangan sistem (*hardware* dan *system*), serta pemetaan lingkungan restoran. Tahap berikutnya adalah implementasi *A* path planning* yang diintegrasikan dengan pengembangan model YOLO untuk deteksi objek. Seluruh sistem kemudian melewati tahap pengujian, simulasi, dan diakhiri dengan evaluasi kinerja sebelum dinyatakan selesai.

Perancangan Perangkat Keras dan Pemodelan Sistem

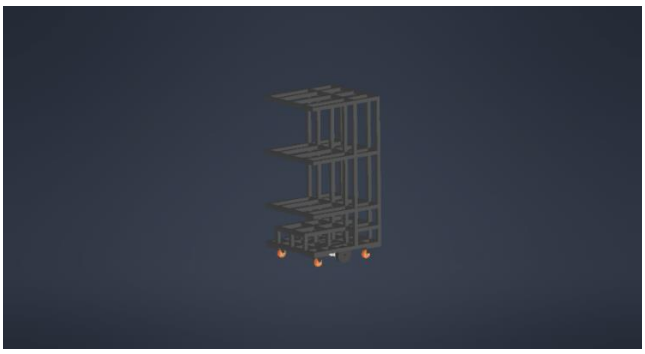
Robot dirancang menggunakan *aluminium profile* jenis *hollow* 23x23 dengan struktur fisik rak terbuka tiga tingkat (*three-tier tray*) agar pelanggan dapat mengambil pesanan dari berbagai sisi (360 derajat). Konstruksi ini menjaga stabilitas *center of gravity* meski membawa beban hingga 15 kg.



Gambar 2. *Desain Isometrik.*



Gambar 3. *Side View*.



Gambar 4. *Front View,*

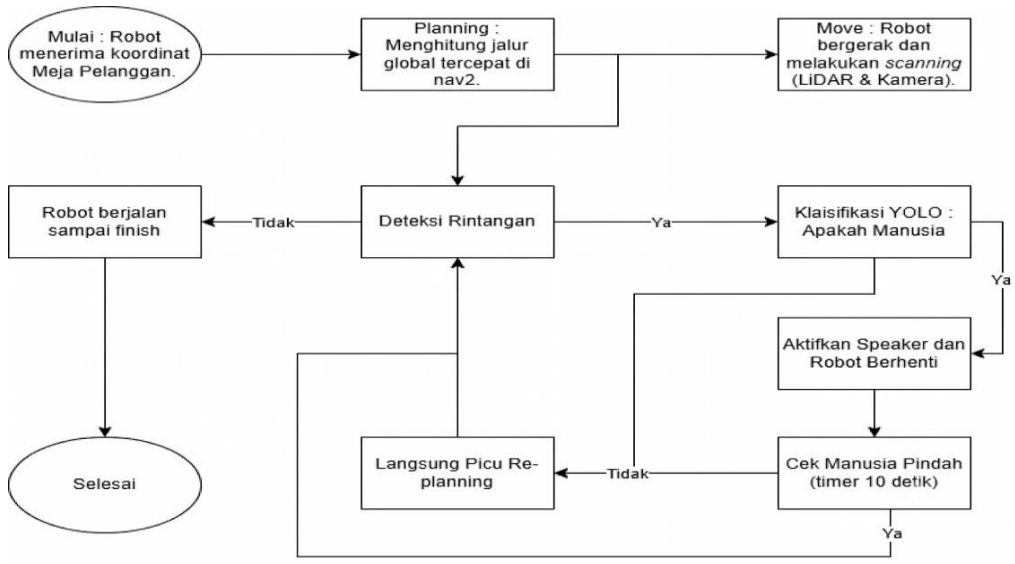
Secara komputasi, robot mengadopsi arsitektur *dual-processor* untuk memisahkan beban kerja:

1. *Decision Layer (High-Level Controller*): Dijalankan oleh Mini PC NVIDIA Jetson Orin Nano untuk memproses YOLOv11, *stack* navigasi Nav2, perhitungan LiDAR, dan memutar audio peringatan.
2. *Actuator Layer (Low-Level Controller)*: Dioperasikan oleh mikrokontroler ESP32-S3 yang berkomunikasi via protokol *micro-ROS*. Mikrokontroler ini mengontrol pergerakan motor DC dan mengakuisisi data *odometri* dari *encoder* dan IMU secara *real-time.*

Mekanisme Pengambilan Keputusan (*Behavior Tree*)

Integrasi antara LiDAR dan YOLOv11 diolah menggunakan logika *Behavior Tree* kustom dengan hierarki respons berikut:

1. Kondisi Manusia Berdiri (*person_standing*): Jika terdeteksi, Jetson Orin Nano memutar audio "Permisi, saya mau lewat" melalui *speaker* aktif, lalu robot *pause* selama maksimal 5 detik. Jika rintangan berpindah, rute asal dilanjutkan. Jika batas waktu habis, Nav2 melakukan *re-planning*.
2. Kondisi Manusia Duduk (*person_sitting*) & Benda Mati: Sistem mengasumsikan halangan bersifat statis, sehingga robot tidak melakukan *pause* dan langsung memicu instruksi *immediate re-planning*.

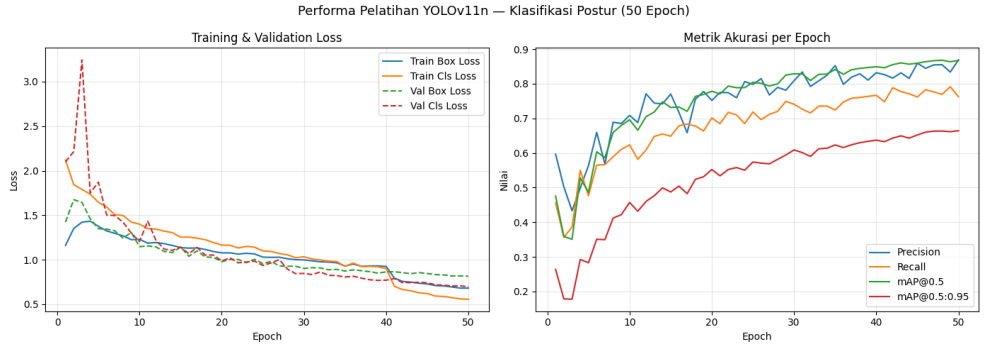


Gambar 5. *Flowchart* Sistem Pengambilan Keputusan Navigasi Nav2 dan YOLOv11.

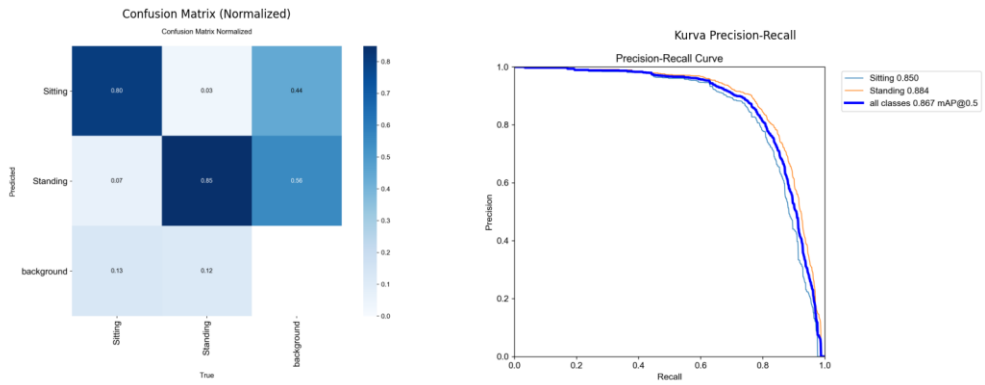
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan dan Performa Model YOLOv11

Model YOLOv11n dilatih menggunakan dataset spesifik yang terdiri dari 3.450 gambar unik yang menampilkan variasi postur manusia duduk dan berdiri. Evaluasi metrik menggunakan *Mean Average Precision* (mAP), *Precision*, dan *Recall* menunjukkan performa yang sangat baik.



Gambar 6. *Grafik Loss & Accuracy Training.*

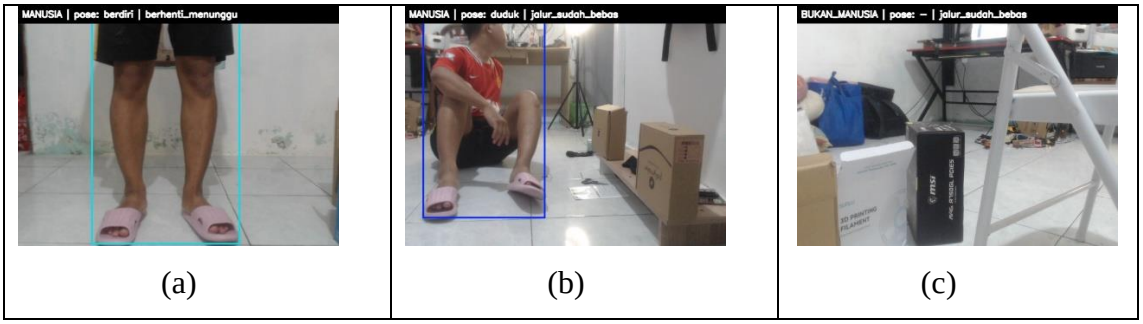


Gambar 7. *Confusion Matrix* YOLOv11.

Setelah 50 *epoch* pelatihan, model mencapai nilai *Precision* sebesar 86,90%, *Recall* sebesar 76,25%, dan nilai mAP@0.5 mencapai 86,70%. Evaluasi spesifik per kelas menunjukkan bahwa klasifikasi *standing* (Precision 0,9112) lebih stabil dibandingkan kelas *sitting* (Precision 0,8256). Ketika model diekspor ke format TensorRT FP16 dan dijalankan pada Jetson Orin Nano, algoritma ini mampu mencatat *benchmark* kecepatan inferensi sebesar 32,4 FPS dengan latensi pemrosesan 30,8 ms per *frame*, memastikan deteksi *real-time* saat robot melaju

Hasil Pengujian Navigasi dan Penghindaran Rintangan

Sistem diuji coba pada lingkungan restoran dinamis dengan tiga skenario utama.



Gambar 8. Pengujian Penghindaran Rintangan: (a) Manusia Berdiri, (b) Manusia Duduk, (c) Benda Mati.

Pada pengujian skenario 1, klasifikasi *person_standing* memicu pemutaran audio dan *timer* 5 detik berjalan sempurna tanpa mengganggu proses pembacaan LiDAR. Pada skenario 2 dan 3, robot mengenali bahwa hambatan bersifat menetap (*person_sitting* atau rintangan fisik) sehingga robot mengeksekusi manuver *bypass* seketika untuk mencari rute alternatif yang efisien.

Evaluasi Kinerja (A/B *Testing*)

Pengujian komparatif dilakukan dengan membandingkan Navigasi Standar (Nav2 + LiDAR saja) dengan Navigasi Cerdas yang diusulkan (Nav2 + LiDAR + YOLOv11). Sebanyak sembilan percobaan dilakukan dan dirangkum pada Tabel 1.

Table 1. Perbandingan Waktu Penyelesaian Navigasi (Task Completion Time) Berdasarkan Jenis Rintangan.

Skenario	Pengujian	Navigasi Standar Nav2 + LiDAR (detik)	Navigasi Cerdas Nav2 + LiDAR + YOLOv11 (detik)	Status Standar	Status Cerdas
Benda Mati / Kursi Bergeser	1	12,4	12,7	Berhasil	Berhasil
Benda Mati / Kursi Bergeser	2	12,6	12,9	Berhasil	Berhasil
Benda Mati / Kursi Bergeser	3	12,8	13,1	Berhasil	Berhasil
Manusia Duduk (*person_sitting*)	1	14,0	13,6	Berhasil	Berhasil
Manusia Duduk (*person_sitting*)	2	14,2	13,8	Berhasil	Berhasil
Manusia Duduk (*person_sitting*)	3	14,4	14,0	Berhasil	Berhasil
Manusia Berdiri (*person_standing*)	1	16,6	11,6	Berhasil	Berhasil
Manusia Berdiri (*person_standing*)	2	16,8	11,8	Berhasil	Berhasil
Manusia Berdiri (*person_standing*)	3	17,0	12,0	Berhasil	Berhasil

Kedua sistem berhasil mencapai tingkat penyelesaian tugas (*Success Rate*) 100% dengan total benturan (*Collision Count*) sebanyak 0 kali. Namun, efisiensi waktu yang dihasilkan sangat berbeda. Pada skenario benda mati, Navigasi Cerdas sedikit lebih lambat (-0,3 detik) karena adanya *overhead* proses visual. Akan tetapi, keunggulan mutlak terlihat pada skenario "Manusia Berdiri", di mana robot Navigasi Cerdas menghemat waktu penyelesaian hingga 5,0 detik. Hal ini terjadi karena robot memberi kesempatan pelanggan untuk lewat (maksimal 5 detik) alih-alih langsung memutar balik yang mengakibatkan kalkulasi lintasan panjang. Secara rata-rata komulatif, Navigasi Cerdas mampu memangkas durasi pengantaran sebesar 1,70 detik (12,83 detik berbanding 14,53 detik). Arsitektur *dual-processor* juga menjamin bahwa beban komputasi AI (*Edge AI*) di Jetson Orin Nano tidak menyebabkan *stuck* atau keterlambatan pada kontrol mekanik ESP32-S3, dibuktikan dengan nilai latensi respons sistem yang konstan di kisaran ~50 ms.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Pengembangan sistem navigasi robot pelayan restoran menggunakan arsitektur *dual-processor* yang mengintegrasikan *framework* Nav2 dan *Deep Learning* YOLOv11 berhasil mengatasi kelemahan *context-blind* pada sensor LiDAR 2D. Klasifikasi postur manusia (*person_standing* dan *person_sitting*) memungkinkan *Behavior Tree* mengambil keputusan *socially aware*, seperti menunggu sejenak dengan interaksi audio atau melakukan *re-planning* seketika. Hasil uji coba membuktikan bahwa Navigasi Cerdas mampu beroperasi dengan *Success Rate* 100%, bebas tabrakan, dan mempercepat rata-rata durasi pengantaran sebesar 1,70 detik dibandingkan Navigasi Standar.

Untuk penelitian di masa mendatang, disarankan adanya penerapan *spatial association* yang mampu mencocokkan *bounding box* kamera dengan titik koordinat LiDAR secara absolut. Penggunaan *depth camera* juga direkomendasikan agar robot tidak salah menginterpretasikan rintangan saat benda mati menutupi sebagian objek manusia..

DAFTAR REFERENSI

Bai, Y., Lv, Y., & Zhang, J. (2023). Smart mobile robot fleet management based on hierarchical multi-agent deep Q network towards intelligent manufacturing. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197623007182

Dai, Y., Kim, D., & Lee, K. (2024). Development of a Fleet Management System for Multiple Robots' Task Allocation Using Deep Reinforcement Learning. *Processes*. https://www.mdpi.com/2227-9717/12/12/2921

Fahnun, B. U., & Pangestu, R. (2022). Sistem remote kontrol pada robot mobil via web berbasis Raspberry Pi. *Jurnal Ilmiah Teknik (JUIT), 1*(2). https://doi.org/10.56127/juit.v1i2.204

Fottner, J., Clauer, D., Hormes, F., Freitag, M., Beinke, T., & ... (2021). Autonomous systems in intralogistics: State of the art and future research challenges. *Logistics …*. https://www.econstor.eu/handle/10419/297188

Francis, A., Pérez-d'Arpino, C., Li, C., Xia, F., & ... (2025). Principles and guidelines for evaluating social robot navigation algorithms. *ACM Transactions on …*. https://doi.org/10.1145/3700599

Huang, Z., Ren, Z., Chen, T., Cai, S., & ... (2025). Autonomous Navigation and Collision Avoidance for AGV in Dynamic Environments: An Enhanced Deep Reinforcement Learning Approach With Composite Rewards …. *IET Cyber-Systems and …*. https://doi.org/10.1049/csy2.70012

KA, A., & Subramaniam, U. (2024). A systematic literature review on multi-robot task allocation. *ACM Computing Surveys*. https://doi.org/10.1145/3700591

Kubasakova, I., Kubanova, J., Benco, D., & Kadlecová, D. (2024). Implementation of automated guided vehicles for the automation of selected processes and elimination of collisions between handling equipment and …. *Sensors*. https://www.mdpi.com/1424-8220/24/3/1029

Lehoux-Lebacque, V., Silander, T., Loiodice, C., & ... (2024). Multi-agent path finding with real robot dynamics and interdependent tasks for automated warehouses. *ArXiv Preprint ArXiv …*. https://arxiv.org/abs/2408.14527

Li, Z., Shi, N., Zhao, L., & Zhang, M. (2024). Deep reinforcement learning path planning and task allocation for multi-robot collaboration. *Alexandria Engineering Journal*. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1110016824010007

Maoudj, A., & Christensen, A. L. (2022). Decentralized multi-agent path finding in warehouse environments for fleets of mobile robots with limited communication range. *International Conference on Swarm …*. https://doi.org/10.1007/978-3-031-20176-9_9

Putri, D. A., et al. (2025). Analisis produktivitas kerja karyawan bidang operasional pada Colorbox Sun Plaza Medan. *Master Manajemen*, *3*(3). https://doi.org/10.59603/masman.v3i3.975

Schwörer, T., Schmidt, J. E., & Chrysostomou, D. (2023). Nav2can: Achieving context aware navigation in ros2 using nav2 and rgb-d sensing. *2023 IEEE International …*. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10355731/

Turhanlar, E. E., Ekren, B. Y., & Lerher, T. (2024). Autonomous mobile robot travel under deadlock and collision prevention algorithms by agent-based modelling in warehouses. *International Journal of …*. https://doi.org/10.1080/13675567.2022.2138290

Wang, C., Wang, M., Zhan, W., & Ye, X. (2022). Algorithm Research Based on 2D LiDAR-Binocular Camera Fusion. *2022 IEEE 6th Advanced …*. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9929493/

Zhang, Z., Chen, J., & Zhao, W. (2024). Multi-AGV route planning in automated warehouse system based on shortest-time Q-learning algorithm. *Asian Journal of Control*. https://doi.org/10.1002/asjc.3075