

Sistem Penghindaran Objek Statis Berbasis Computer Vision Pada Miniatur Kendaraan Otonom

Muhammad Adytia Nurahman
Fakultas Teknik Elektro Telkom
University
Bandung, Indonesia
maditanurrahman@gmail.com

Fiky Y. Suratman
Fakultas Teknik Elektro
Telkom University Bandung, Indonesia
fysuratman@telkomuniversity.ac.id

Arief Suryadi Satyawati
Fakultas Teknik Elektro
Telkom University Bandung, Indonesia
Arie021@brin.go.id

Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem penghindaran objek statis berbasis computer vision pada miniatur kendaraan otonom. IMX219-160 digunakan sebagai sensor utama untuk mendeteksi objek statis, sementara algoritma YOLO (You Only Look Once) berbasis CNN [Convolutional Neural Network] diterapkan untuk memproses data visual secara cepat dan akurat. Sistem ini dirancang agar dapat mengenali rintangan dan mengambil keputusan real-time, seperti mengubah jalur atau berhenti, guna mencegah tabrakan.

Perancangan sistem mencakup integrasi perangkat keras dan perangkat lunak, meliputi desain 3D kendaraan, konfigurasi kamera, serta implementasi algoritma YOLO. Harapannya, sistem ini dapat diimplementasikan dengan tingkat keberhasilan deteksi yang tinggi pada pengujian di berbagai kondisi lingkungan. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi dalam pengembangan kendaraan otonom yang lebih cerdas dan aman.

Kata Kunci: Computer Vision, Kendaraan Otonom, YOLO, CNN, Deteksi Objek,

I. PENDAHULUAN

Seiring dengan perkembangan teknologi, kendaraan otonom merupakan kendaraan secara otomatis yang dapat beroperasi tanpa memerlukan campur tangan secara langsung dari manusia. Kendaraan ini biasa dikenal dengan self-driving cars yang dapat berkendara secara mandiri dan dapat meningkatkan keselamatan pengendara [1]. Kendaraan otonom ini dilengkapi dengan kamera IMX219-160 yang berperan penting sebagai sensor pendeteksi, dan computer vision untuk menghindari objek statis yang berada di jalurnya [2]. Fitur penghindaran objek statis ini diperlukan untuk memastikan bahwa kendaraan dapat melintasi jalur yang aman tanpa mengalami tabrakan [3].

Sistem penghindaran objek statis pada kendaraan otonom menggunakan IMX219-160 sebagai sensor utama, yaitu pemrosesan citra, mengidentifikasi, dan menentukan jarak objek di lingkungan sekitar kendaraan. Kamera yang digunakan dalam penelitian ini berperan penting untuk menyediakan data secara real-time, dan juga dapat melakukan deteksi objek yang bisa membantu pengemudi otonom dalam pengereman atau mengerem kendaraan otonom secara otomatis ketika mendeteksi objek yang berada dalam jangkauan jalur sekitar [4]. Tantangan utama dalam implementasi sistem ini adalah akurasi dan kecepatan sistem dalam mengenali objek, serta ketepatan dalam mengambil keputusan jalur alternatif yang aman sehingga kendaraan otonom dapat menghindari terjadinya kecelakaan [3].

Dalam penelitian kendaraan otonom ini, sering kali menggunakan model miniatur untuk melakukan simulasi. Simulasi ini dapat mengurangi biaya, resiko kerusakan yang mungkin terjadi pada kendaraan ukuran penuh, dan simulasi ini dapat memungkinkan pengembangan untuk menguji algoritma penghindaran objek statis dalam skala kecil [5]. Selain itu, kamera IMX219-160 memiliki keterbatasan dalam pencahayaan yang rendah dan kondisi objek yang saling berdekatan, sehingga dapat menyebabkan data jarak yang tidak tepat. Dalam hal ini di perlukan algoritma yang lebih responsif, cepat untuk mendeteksi dan identifikasi objek, dan mampu menentukan jalur alternatif lain untuk menghindari potensi terjadinya tabrakan [3]. Oleh karena itu, harus lebih meningkatkan lagi algoritma yang andal dan efektif, seperti seperti CNN (*Convolutional Neural Network*) dengan YOLO (*You Only Look Once*), dan penggunaan *machine learning* pada kendaraan otonom yang bertujuan untuk meningkatkan kapabilitas kendaraan agar dapat berjalan lebih efektif dan akurat [6].

II. KAJIAN TEORI

A. Objek Statis

Objek statis adalah objek yang tidak mengalami perubahan posisi atau bentuk dalam suatu frame gambar atau video selama periode waktu tertentu. Dalam konteks computer vision, objek statis sering kali merujuk pada elemen-elemen dalam lingkungan yang tetap berada di tempatnya. Deteksi objek statis sangat penting untuk kendaraan otonom di mana sistem perlu mengenali objek yang ada sekitar jalan seperti mobil, batu, dan pohon.

B. Pengelolaan Citra Digital

Pengolahan citra digital (Digital Image Processing) adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari tentang teknik-teknik mengolah citra. Citra yang dimaksud disini adalah gambar diam (foto) maupun gambar bergerak (video). Sedangkan digital disini mempunyai maksud bahwa pengolahan citra/gambar dilakukan secara digital menggunakan komputer. Secara matematis, citra merupakan fungsi kontinyu (continue) dengan intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Agar dapat diolah dengan komputer digital, maka suatu citra harus dipresentasikan secara numerik dengan nilai diskrit. Representasi dari fungsi kontinyu menjadi nilai-nilai diskrit disebut digitalisasi citra [8].

Pengolahan citra merupakan proses manipulasi dan menganalisis citra dengan bantuan komputer. Dengan menggunakan deteksi tepi yang menentukan titik-titik obyek, data yang digunakan dalam deteksi tepi berupa citra digital,

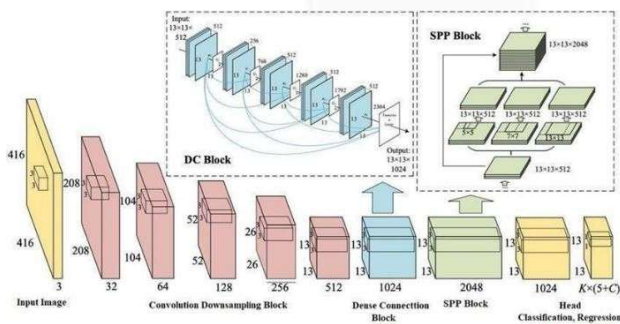
citra dari sudut pandang matematis merupakan fungsi meneru (continue) dari intensitas cahaya pada bidang dua dimensi $f(x,y)$ dengan x dan y adalah koordinat spasial dan amplitude f pada pasangan koordinat (x,y) yang di sebut intensitas atau derajat keabunancitra pada titik tersebut [9][10].

C. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis jaringan syaraf tiruan yang digunakan untuk memproses data gambar. (CNN) merupakan salah satu jenis jaringan syaraf tiruan yang digunakan untuk memproses data gambar. CNN melakukan proses transformasi gambar menjadi array dengan memperhitungkan nilai setiap piksel, kemudian melakukan perhitungan matriks yang dikenal sebagai konvolusi [12]. Convolutional Neural Network (CNN) terdiri dari dua lapisan arsitektur. Yaitu lapisan *feature learning* dan *classification layer*. Lapisan *feature learning* berfungsi untuk menerima input gambar secara langsung dan pemerosesnya sampai menghasilkan output data. Dan lapisan *classification layer* yang berisi neuron yang berkoneksi penuh dengan lapisan lain [20].

D. You Only Look Once (YOLO)

You Only Look Once (YOLO) adalah metode deteksi objek berbasis deep learning yang bekerja dengan cara mendeteksi dan mengenali objek dalam suatu gambar atau video dalam satu tahap pemrosesan (single-shot detection). YOLO diperkenalkan oleh Joseph Redmon pada tahun 2016 dan menjadi salah satu metode deteksi objek paling populer karena kecepatan dan efisiensinya dalam mendeteksi objek secara real-time [10]. Berikut ini terdapat gambar arsitektur YOLO yang dapat di lihat di Gambar 1.



GAMBAR 1

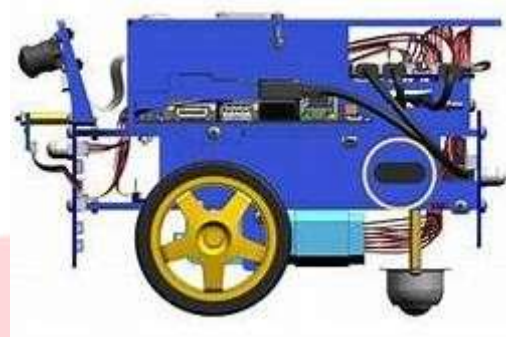
Arsitektur umum YOLO Gambar 1 terdiri atas 24 lapisan konvolusional

(convolutional layer) dengan 4 lapisan max pooling, yang diikuti oleh 2 lapisan yang terhubung penuh (fully connected layer). Beberapa lapisan konvolusi menggunakan lapisan reduksi 1x1 sebagai alternatif untuk mengurangi kedalaman feature maps. Arsitektur sesungguhnya cukup sederhana. Sistem akan menerima input citra dengan bentuk (448, 448, 3) yaitu citra berukuran 448 x 448 dengan 3 channel, yang kemudian akan melewati satu kali proses convolutional network hingga menghasilkan output dengan bentuk (7, 7, 30), dimana 7 x 7 merupakan ukuran grid sel (S=7) dan 30 merupakan nilai dari jumlah kotak pembatas B yang

dikali dengan penjumlahan antara jumlah kelas dan jumlah komponen dalam satu kotak B ($B \times 5 + C$, $B = 2$, $C = 20$) [13].

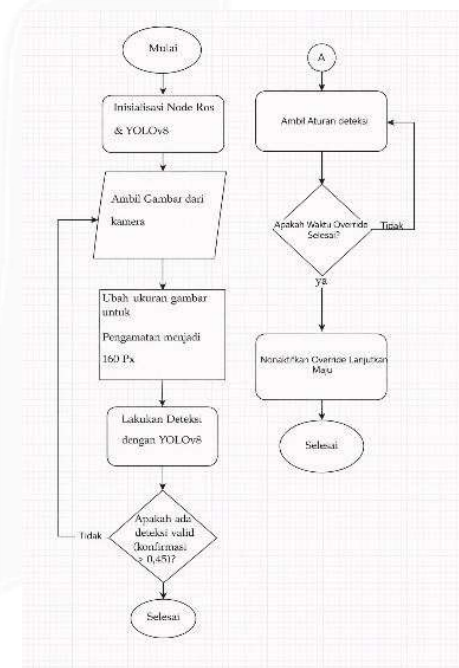
III. METODE

A. Design Sistem



GAMBAR 2
Design Sistem

Sistem deteksi objek statis ini dicancang melalui *platform* Duckiebot DB21J dengan komponen yang digunakan dalam sistem ini Jetson Nano sebagai unit pemerosesan utama. Sistem terdiri dari komponen input (kamera IMX219 dan Tombol power), proses (Jetson Nano, Database, dan *Battery*) outputnya (Motor DC, dan LCD Oled).



GAMBAR 3

Flowchart Sistem Deteksi

Gambar 3 diatas menunjukkan alur kerja sistem deteksi dengan proses awal yaitu inisiasis sitem, menaktifkan node ROS dan model YOLOv8 lalu kamera sebagai input visual untuk mengambil gambar secara *continue*, hasil deteksi selanjutnya divalidasi, di mana jika tidak ditemukan objek yang memenuhi ambang kepercayaan (confidence < 0,45), maka proses dihentikan. Jika terdapat deteksi yang valid, sistem akan mengambil aturan deteksi dan memeriksa apakah status override telah selesai. Apabila override belum selesai, sistem akan kembali menunggu aturan deteksi. Jika override dinyatakan selesai, sistem menonaktifkan override dan robot

diperintahkan untuk melanjutkan pergerakan maju, kemudian proses diakhiri.

B. Pembuatan model Dataset



GAMBAR 4
Miniatur Objek Statis

Proses pengambilan dataset yang di kumpulkan sebanyak 1.151 gambar. Objek yang digunakan yaitu objek miniatur yang dimana untuk menyesuaikan ukuran dari Duckiebotnya. Untuk pengambilan gambar diamobil dengan berbagai posisi, sudut, dan kondisi cahaya. Pengambilan objek dilakukan dengan Handphone dan kamera IMX219.

C. Training Dataset Model YOLOv8

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan platform berbasis cloud Google Colab dengan dukungan akselerasi GPU (Graphics Processing Unit) untuk mempercepat proses komputasi. dataset yang digunakan 4.545 gambar, yang telah dianotasi di Roboflow. dataset yang sudah diunduh dalam format YOLOv8n (nano). Proses training dilakukan selama 100 epoch menggunakan model yolov8n.pt, dengan ukuran gambar ditetapkan 640 piksel dan epoch yang digunakan sebesar 100.

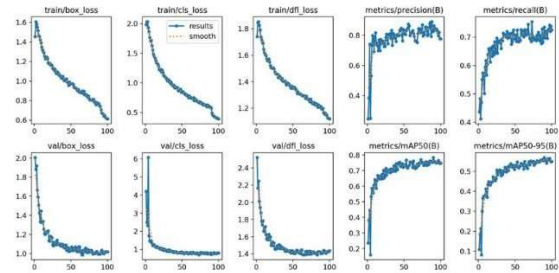
D. Kalibrasi Sistem

Kalibrasi kamera dilakukan menggunakan metode checkerboard pattern dengan ukuran pola 9 × 6 kotak. Proses kalibrasi ini bertujuan untuk mendapatkan parameter intrinsik kamera yang digunakan dalam sistem, seperti focal length, principal point, dan koefisien distorsi lensa. Parameter tersebut diperlukan untuk mengoreksi distorsi citra yang dihasilkan kamera, sehingga gambar yang diperoleh dapat merepresentasikan kondisi objek secara lebih akurat. Dengan hasil kalibrasi ini, data visual yang digunakan pada tahap pemrosesan selanjutnya diharapkan mampu meningkatkan ketepatan sistem dalam mendeteksi objek statis.

Proses kalibrasi dilakukan dengan menangkap gambar secara langsung menggunakan kamera yang menghadap ke pola checkerboard. Pada tahap ini, kendaraan miniatur digerakkan ke berbagai posisi, sudut, dan jarak yang berbeda agar data yang diperoleh mencakup sudut pandang yang beragam, sehingga perhitungan parameter kalibrasi kamera dapat dilakukan dengan lebih optimal.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Training Dataset Model YOLOv8



GAMBAR 5

Perbandingan antara Jumlah epoch terhadap loss

Berdasarkan Gambar 5 seluruh komponen training loss (box loss, classification loss, dan distribution focal loss) menunjukkan penurunan yang konsisten seiring bertambahnya jumlah epoch, yang menandakan bahwa proses pelatihan berlangsung secara stabil dan konvergen. Pola penurunan yang serupa juga terlihat pada validation loss yang kemudian mencapai kondisi stabil pada epoch ke-100, sehingga tidak ditemukan indikasi terjadinya overfitting. Dari sisi metrik evaluasi, nilai precision berada pada kisaran 0,80–0,85 dan recall mencapai sekitar 0,70–0,75, yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan deteksi palsu yang relatif rendah dengan kemampuan deteksi objek yang baik. Selain itu, capaian nilai mAP@0.5 sekitar 0,75 serta mAP@0.5–0.95 sebesar ±0,55 mengindikasikan bahwa model mampu melakukan deteksi objek dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi pada berbagai ambang IoU. Tidak adanya fluktuasi ekstrem pada kurva metrik utama selama proses pelatihan menunjukkan bahwa pengaturan hyperparameter telah dilakukan secara optimal, sehingga model yang dihasilkan dinyatakan berhasil dan layak digunakan untuk pengujian lanjutan serta implementasi pada sistem deteksi objek statis secara real-time.

B. Analisis Deteksi Dalam kondisi Tidak Bergerak

TABLE 1
Hasil Pengujian akurasi Deteksi Dalam Kondisi Tidak bergerak

Jarak	Mobil	Pohon	Batu
10 cm	100%	100%	100%
15 cm	83.33%	86.67%	90%
20 cm	76.67%	76.67%	80%

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 1, dapat dilihat bahwa pada jarak 10 cm seluruh objek yang diuji, yaitu Mobil, Pohon, dan Batu, berhasil dideteksi dengan tingkat keberhasilan mencapai 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa pada jarak yang sangat dekat, sistem deteksi berbasis YOLOv8 bekerja secara optimal karena kamera mampu menangkap detail visual objek dengan sangat jelas. Seluruh fitur utama objek berada dalam bidang pandang kamera dengan resolusi yang memadai, sehingga proses ekstraksi ciri dan klasifikasi dapat dilakukan secara akurat. Kondisi ini juga menunjukkan bahwa baik deteksi langsung maupun deteksi melalui sistem YOLOv8 tidak mengalami kendala berarti

pada jarak dekat, sehingga performa sistem berada pada tingkat paling stabil dan andal sebelum mengalami penurunan akurasi pada jarak pengujian yang lebih jauh.

C. Analisis Deteksi Dalam Keadaan Robot Bergerak

TABLE 2
Hasil Pengujian Deteksi Robot Dalam Keadaan Bergerak

Objek	Jumlah pengujian	Jumlah Deteksi	Tingkat Keberhasilan Deteksi	Akurasi	Avg Jarak Deteksi
Mobil	30	26	80.67%	66.72%	13,8cm
Batu	30	28	93.33%	55.73%	14,3cm
Pohon	30	24	80%	42.53%	11,7cm

Berdasarkan hasil pengujian dinamis pada Tabel 2, sistem deteksi objek statis menunjukkan fluktuasi performa yang cukup signifikan seiring pergerakan robot mendekati target. Objek Mobil dan Batu memiliki performa deteksi yang relatif lebih stabil dibandingkan objek Pohon, dengan tingkat keberhasilan dan akurasi yang berada pada kategori menengah hingga tinggi. Sebaliknya, objek Pohon mengalami penurunan performa yang lebih tajam, yang mengindikasikan keterbatasan sistem dalam menjaga konsistensi deteksi pada kondisi bergerak. Secara umum, pengujian dinamis memperlihatkan adanya degradasi performa dibandingkan pengujian statis, terutama pada jarak deteksi efektif dan waktu respons sistem.

Objek Batu mencatat tingkat keberhasilan deteksi tertinggi sebesar 93,33% namun dengan akurasi yang relatif rendah (55,73%), sementara objek Mobil menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 66,72% dengan tingkat keberhasilan 80,67%, yang menandakan kestabilan fitur visual objek tersebut saat dideteksi dalam kondisi bergerak. Sebaliknya, objek Pohon menunjukkan performa terendah dengan akurasi 42,53% dan jarak deteksi rata-rata paling pendek, sehingga sistem sering merespons ketika objek sudah berada sangat dekat. Temuan ini menegaskan bahwa dinamika pergerakan robot berpengaruh signifikan terhadap akurasi dan jarak deteksi, yang berdampak langsung pada efektivitas sistem dalam mengeksekusi aksi penghindaran.

D. Hasil Pengujian Respon Robot Terhadap Objek Statis

TABEL 3
Hasil Pengujian Respon Robot Terhadap Objek Statis

Objek	Jumlah pengujian	Jumlah Deteksi	Tingkat Keberhasilan Deteksi	Aksi Sesuai	Tingkat Keberhasilan Aksi	Akurasi Rata-rata
Mobil	30	27	90%	27	90%	61.9%
Batu	30	24	80%	24	80%	47.8%
Pohon	30	21	70%	21	70%	31.8%

Berdasarkan data pada Tabel 3, analisis terhadap efektivitas sistem menunjukkan tingkat keberhasilan yang bervariasi dalam mendeteksi dan merespons tiga kategori objek statis. Secara keseluruhan, sistem mampu menunjukkan performa yang solid dalam menyelaraskan antara hasil deteksi visual dengan eksekusi aksi mekanis pada robot. Objek Mobil menunjukkan performa yang paling unggul di antara kategori lainnya, dengan tingkat keberhasilan deteksi dan keberhasilan aksi mencapai 90%. Hal ini mengindikasikan bahwa ketika

model YOLOv8 berhasil mengidentifikasi fitur geometris mobil, sistem ROS secara konsisten mampu memicu mode *override* dan mengeksekusi aksi yang sesuai sebanyak 27 dari 30 pengujian.

E. Pengukuran Respon Waktu

TABEL 4
Analisis Respons Terhadap Objek

Objek	Jumlah pengujian	Rata-rata Respons Waktu (ms)	Min (ms)	Max (ms)
Mobil	30	152,30	9,34	299,3
Batu	30	142,40	1,15	291,15
Pohon	30	281,15	1,15	281,15

Berdasarkan hasil pengukuran pada Tabel 4.8 mengenai objek statis (Mobil, Batu, dan Pohon), sistem menunjukkan kemampuan pemrosesan *real-time* yang cukup responsif dengan rata-rata respons keseluruhan berada di bawah 300 ms. Analisis variabilitas melalui rentang waktu respons (Min ke Max) memberikan informasi krusial mengenai stabilitas sistem. Objek Mobil memiliki rentang waktu antara 9,34 ms hingga 299,3 ms, sementara objek Batu menunjukkan konsistensi yang lebih baik dengan nilai minimum mencapai 1,15 ms. Perbedaan waktu respons ini sangat dipengaruhi oleh beban komputasi pada Jetson Nano saat melakukan *resize* gambar ke 160 piksel dan menjalankan inferensi YOLOv8 secara simultan.

F. Analisis Biaya

Total biaya pembualan miniatur kendaraan otonom sebesar Rp 7.854.000, terdiri dari biaya material (Rp 4.954.000), tenaga kerja (Rp 2.450.000), dan overhead (Rp 450.000), menjadikannya prototipe low-cost dengan fitur canggih.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis sistem yang telah dilakukan pada Bab IV, dapat disimpulkan bahwa sistem penghindaran objek statis berbasis kamera IMX219-160 dan algoritma YOLOv8 berhasil diimplementasikan dan mampu menjawab rumusan masalah penelitian, yaitu memungkinkan kendaraan otonom miniatur mengambil keputusan penghindaran objek statis secara otomatis dan *real-time*. Hasil pengujian statis menunjukkan performa deteksi yang sangat baik pada jarak dekat, dengan tingkat keberhasilan mencapai 100% pada jarak 10 cm untuk seluruh kelas objek, yaitu Mobil, Batu, dan Pohon. Namun, pada jarak menengah hingga jauh (15–20 cm) terjadi penurunan performa deteksi dan akurasi, khususnya pada objek Pohon, yang menunjukkan keterbatasan kamera monokular dalam mempertahankan presisi estimasi jarak. Pada pengujian dinamis, jarak deteksi efektif sistem menjadi lebih pendek dibandingkan pengujian statis, dengan jarak deteksi pertama kali rata-rata berada pada rentang 11,7–14,3 cm. Meskipun demikian, sistem tetap mampu mengeksekusi aksi penghindaran secara konsisten ketika objek terdeteksi dengan nilai *confidence* $\geq 0,45$, dengan tingkat keberhasilan aksi rata-rata sebesar 80%. Performa terendah ditemukan pada objek Pohon dengan tingkat keberhasilan 70% dan akurasi rata-rata 31,8%. Dari sisi kinerja waktu nyata, sistem menunjukkan performa yang baik dengan rata-rata waktu pemrosesan sebesar 191,95 ms, berada di bawah batas maksimum 300 ms, serta mampu beroperasi secara stabil selama 30 menit tanpa mengalami kegagalan sistem. Secara keseluruhan, sistem mencapai

akurasi deteksi rata-rata sebesar 88,15% dengan keberhasilan respons aksi 80%, namun masih memiliki keterbatasan utama pada penggunaan kamera monokular sebagai sensor tunggal yang memengaruhi akurasi estimasi jarak pada jarak di atas 20 cm.

REFERENSI