

Penggunaan YOLO Untuk Deteksi Robot dan Gawang pada Robot Sepak Bola Beroda

Muhammd Surya¹, Afrizal Nehenia Toscan², Chindra Saputra³, Yovi Pratama⁴,
M Irwan Bustami⁵

mhdsrya10@gmail.com¹, afrizalnehemia@gmail.com², chindrasaputra@gmail.com³,

yovi.pratama@gmail.com⁴, irwan.sk05@gmail.com⁵

^{1,2,3,4,5} Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dinamika Bangsa

^{2,4} Faculty of Computing, Universiti Teknologi Malaysia

Informasi Artikel	Abstrak
Diterima : 25 Des 2024 Direvisi : 29 Jan 2025 Disetujui : 7 Feb 2025	Kemampuan mendeteksi objek secara real-time menjadi faktor penting untuk meningkatkan kinerja robot dalam memahami dan beradaptasi dengan lingkungan yang dinamis. Untuk mengembangkan dan menerapkan sistem deteksi objek pada robot sepak bola beroda menggunakan algoritma YOLOv11, yang diterapkan pada citra yang dihasilkan oleh kamera <i>omnidirectional</i> dan webcam. Sistem ini memanfaatkan teknologi <i>deep learning</i> untuk proses pelabelan data, pelatihan model, dan evaluasi performa deteksi. Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil deteksi objek dari kedua jenis kamera, serta menganalisis metrik kinerja seperti presisi, recall, F1-score, dan akurasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLOv11 efektif dalam mendeteksi objek secara real-time, dengan akurasi deteksi mencapai 95.91% untuk kamera depan dan 96.7% untuk kamera <i>omnidirectional</i>. Presisi dan recall tertinggi tercatat pada kelas robot, dengan nilai presisi 99.12% dan recall 97.40% pada kamera depan, serta presisi 96.5% dan recall 97.8% pada kamera <i>omnidirectional</i>. Penggunaan kombinasi kamera terbukti memperluas cakupan penglihatan robot, meningkatkan ketepatan deteksi objek di lingkungan dinamis. Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap penerapan sistem deteksi objek pada robotik, terutama dalam konteks kompetisi robot sepak bola.
Kata Kunci	Abstract
YOLOv11, deteksi objek, robot sepak bola beroda, kamera webcam, kamera <i>omnidirectional</i>, deep learning	<i>The ability to detect objects in real-time is a crucial factor in enhancing a robot's performance in understanding and adapting to dynamic environments. This research aims to develop and implement an object detection system on a wheeled soccer robot using the YOLOv11 algorithm, applied to images generated by omnidirectional and front-facing cameras. The system leverages deep learning technology for data labeling, model training, and performance evaluation. Testing was conducted by comparing the object detection results from both types of cameras, as well as analyzing performance metrics such as precision, recall, F1-score, and accuracy. The results show that the YOLOv11 model is effective in detecting objects in real-time, with a detection accuracy of 95.91% for the front camera and 96.7% for the omnidirectional camera. The highest precision and recall were recorded in the robot class, with precision of 99.12% and recall of 97.40% for the front camera, and precision of 96.5% and recall of 97.8% for the omnidirectional camera. The use of a combination of cameras proved to expand the robot's field of vision, enhancing object detection accuracy in dynamic environments. This research contributes to the implementation of object detection systems in robotics, particularly in the context of robot soccer competitions.</i>
Keywords	Abstract
YOLOv11, object detection, wheeled soccer robot, webcam camera, omnidirectional camera, deep learning	

A. Pendahuluan

Deteksi objek dianggap sebagai salah satu masalah yang paling menantang dalam bidang visi komputer ini, karena melibatkan kombinasi klasifikasi objek dan lokalisasi objek dalam suatu pemandangan [1], *Image processing* pada sistem *computer vision* saat ini sedang berkembang sangat pesat dan mulai diterapkan di berbagai bidang [2]. Hal ini dapat dilihat dari berbagai macam riset yang berfokus pada bidang tersebut. Riset-riset tersebut memunculkan beberapa algoritma yang dapat digunakan dalam melakukan *image processing*. Salah satunya adalah *Deep Learning*. *Deep learning* merupakan salah satu bagian dari *Machine learning* yang memungkinkan algoritma sistem mampu untuk belajar dan berkembang sendirinya hanya dengan data yang disediakan dan pengalaman yang dialami tanpa peran manusia yang signifikan [3]. Dari waktu ke waktu metode ini juga dikembangkan sehingga kemampuannya jauh lebih baik dari sebelumnya. Seiring dengan berkembangnya *deep learning*, muncul lah berbagai model baru pada ranah pengenalan dan pendeteksian objek pada *computer vision*, contohnya seperti *convolutional Neural Network* (CNN) terus *Region based Convolutional Network* (R-CNN), *Spatial Pyramid Pooling Network* (SPP-Net), *faster R-CNN* dan *You Only Look Once* (YOLO) [4]. Algoritma ini dapat mendeteksi secara *real time* berdasarkan CNN. Algoritma ini akan membagi citra ke dalam grid berukuran $s \times s$ yang kemudian pada tiap grid akan memprediksi *boanding box* serta peta kelas masing-masing grid. Apabila pada satu grid terprediksi objek, maka pada grid tersebut akan diprediksi *boanding box* yang mengelilingi objek tersebut. Nilai *confidence* akan dihitung pada masing-masing *boanding box* yang kemudian akan diseleksi berdasarkan nilai yang didapat [5].

Teknologi *computer vision* berfungsi sebagai sistem penginderaan yang digunakan pada robot dan diaplikasikan dalam berbagai kompetisi, Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi robotika telah mengalami kemajuan pesat, terutama dalam konteks kompetisi robot sepak bola, seperti RoboCup. Kompetisi ini tidak hanya menuntut kemampuan teknis dari robot, tetapi juga kemampuan untuk berinteraksi dan berkoordinasi dengan robot lain dalam tim [6]. Oleh karena itu, deteksi objek yang cepat dan akurat menjadi sangat penting untuk keberhasilan robot dalam pertandingan. YOLO merupakan salah satu model deteksi objek yang paling banyak digunakan karena kemampuannya untuk melakukan deteksi secara real-time dengan kecepatan tinggi dan akurasi yang baik. Model ini mampu memproses gambar dalam waktu yang sangat singkat, sehingga cocok untuk aplikasi yang memerlukan respons cepat, seperti dalam permainan sepak bola robot [7][8].

Pengguna YOLO menunjukkan bahwa dapat mencapai kecepatan inferensi yang sangat tinggi, sehingga memungkinkan robot untuk mendeteksi objek dalam lingkungan yang dinamis dan tidak terstruktur [9][10]. Dalam konteks robot sepak bola, deteksi yang tepat terhadap posisi robot lain dan gawang sangat penting untuk strategi permainan. Sebagai contoh, sistem deteksi yang cepat dan akurat dapat meningkatkan koordinasi antar robot dalam tim, yang pada gilirannya dapat meningkatkan peluang untuk mencetak gol [11][12]. Selain itu, algoritma YOLO juga telah digunakan dalam berbagai aplikasi robotika lainnya, termasuk pengenalan objek dan manipulasi, yang menunjukkan fleksibilitas dan efektivitasnya dalam berbagai konteks [13][14].

Keberhasilan dalam deteksi objek tidak hanya bergantung pada kecepatan, tetapi juga pada akurasi model. Penelitian menunjukkan bahwa model YOLO dapat mencapai tingkat presisi yang tinggi dalam mendeteksi objek, yang sangat penting dalam konteks kompetisi robot sepak bola di mana kesalahan deteksi dapat berakibat fatal [15][8]. Dengan kemunculan versi terbaru, yaitu YOLOv11, terdapat peningkatan signifikan dalam hal akurasi dan efisiensi deteksi, yang menjadikannya lebih unggul dalam menghadapi tantangan seperti *occlusion* dan deteksi objek kecil [8]. Model YOLOv11 menunjukkan kemajuan signifikan dalam kecepatan dan akurasi inferensi dibandingkan dengan pendahulunya.

Dalam penelitian X untuk mendeteksi Y menggunakan YOLOv11 Mengenai Di antara varian-varian tersebut, YOLO11l mencapai presisi tertinggi sebesar 0,938, yang menunjukkan akurasinya yang unggul dalam mengidentifikasi objek dengan benar dalam gambar. YOLO11x menonjol dalam hal mengingat kembali, mencapai nilai tertinggi sebesar 0,781, yang mencerminkan efektivitasnya dalam mendeteksi semua objek yang relevan dalam pemandangan. Lebih jauh, YOLO11x adalah model terbaik dalam hal presisi rata-rata, rata-rata (sekitar 47% mAP@50 sebesar 0,855), yang menunjukkan kinerja optimal keseluruhannya dalam menyeimbangkan presisi dan mengingat kembali di berbagai ambang deteksi [16][17]. Dimulai dengan YOLOv11 yang dilatih selama 100 periode, yang mencapai akurasi pelatihan 97,4% dan akurasi pengujian 98,8%, sementara YOLOv11 telah mencapai akurasi pengujian yang sedikit lebih tinggi, yaitu 98,8% Grafik Versi Nano YOLOv11[18].

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi dan mengimplementasikan algoritma YOLO, khususnya YOLOv11, dalam deteksi robot dan gawang pada robot sepak bola beroda. Diharapkan bahwa penerapan model ini dapat meningkatkan performa dan strategi permainan robot dalam kompetisi, serta memberikan kontribusi bagi pengembangan sistem otomatisasi di masa depan. Berdasarkan latar belakang permasalahan di atas, penulis tertarik mengambil penelitian dengan judul “Penggunaan YOLO untuk Deteksi Robot dan Gawang pada Robot Sepak Bola Beroda”.

B. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini akan dilakukan simulasi deteksi Robot dan Gawang secara otomatis berdasarkan citra menggunakan *computer vision* dan *deep learning*. Algoritma deteksi yang digunakan adalah Yolo v11. Dataset di dapat kan dengan cara pengambilan gambar di lapangan KRSBI-B.

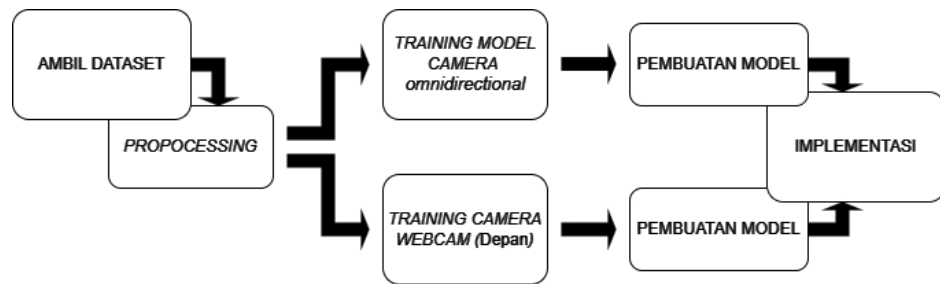
1. Perancangan Perangkat *Software* and *hardwere*

Desain robot KRSBI-B mencakup dua aspek utama: desain fisik robot dan pengolahan citra digital. Pengolahan citra ini difokuskan pada pendeteksian objek robot dan gawang menggunakan kamera *omnidirectional* serta kamera *webcam* (depan) dengan algoritma YOLOv11. Oleh karena itu, penelitian ini akan memanfaatkan sistem kamera *omnidirectional* dan *webcam* (depan) sebagai teknik pengambilan data citra digital.

a. Rencana Implementasi *Software*

Untuk mendeteksi objek seperti robot dan gawang, laptop akan menerima input dari kamera *omnidirectional* dan *webcam* (depan)

yang terhubung melalui USB 3.0. Input ini kemudian diproses menggunakan YOLOv11. Sebelum mengimplementasikan model ini pada perangkat lunak, peneliti terlebih dahulu melatih model dengan menggunakan struktur atau konfigurasi YOLOv11. Proses pelatihan ini digambarkan dalam bentuk *flowchart*, sebagaimana ditunjukkan pada Figure 1.



Gambar 1. Tahap penelitian

- i. **Ambil dataset.**
Pada tahap ini, dilakukan pengumpulan dataset yang dibutuhkan untuk melatih model YOLOv11. Dataset ini terdiri dari gambar-gambar yang berisi robot dan gawang yang akan dideteksi. Pengumpulan data ini bisa berasal dari video rekaman pertandingan dan kamera.
- ii. **Preprocessing.**
Setelah data terkumpul, dilakukan tahap *preprocessing*. Ini melibatkan penyiapan data agar sesuai untuk pelatihan model. Langkah-langkah ini bisa mencakup penyesuaian ukuran gambar, normalisasi piksel, anotasi objek (memberi label pada posisi robot dan gawang di gambar), proses pelabelan menggunakan *roboflow*.
- iii. **Training Model.**
Pada tahap ini, dilakukan pelatihan model YOLOv11 menggunakan data yang telah diproses. Model dilatih untuk mengenali dan mendeteksi objek berupa robot dan gawang dalam gambar. YOLOv11, sebagai model deteksi objek, akan belajar mengenali fitur-fitur yang membedakan robot dan gawang.
- iv. **Pebuatan model**
Berdasarkan data citra melibatkan langkah-langkah pengolahan dan pelatihan model menggunakan kumpulan data gambar. Proses ini mencakup pengolahan data gambar, penyesuaian struktur model, serta pelatihan model pada data tersebut untuk mengenali atau mengklasifikasi objek tertentu. Model dilatih untuk mengidentifikasi pola atau karakteristik dalam citra sehingga mampu mendeteksi objek yang ditargetkan dalam gambar atau video.

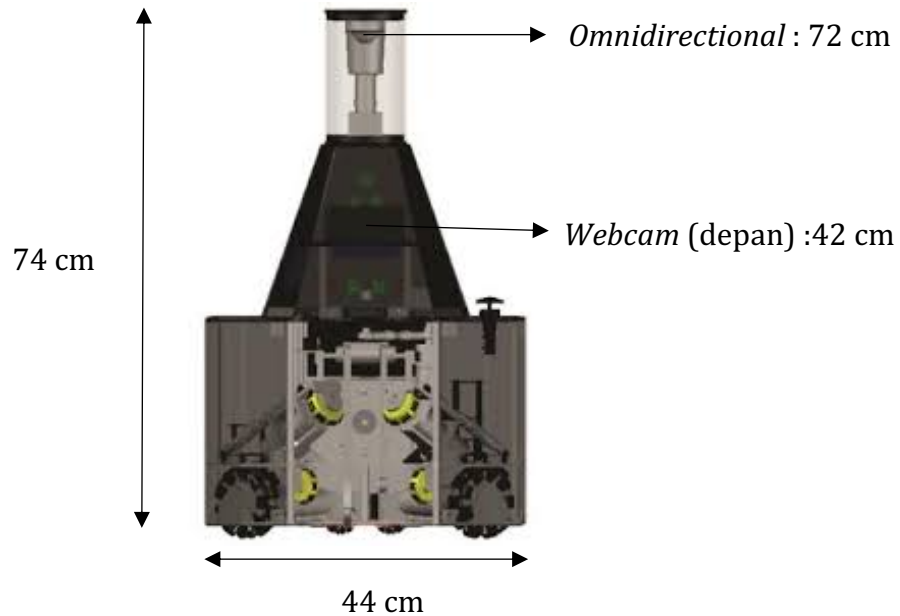
v. Implementasi

Setelah model memiliki performa yang baik, langkah berikutnya adalah implementasi model ke dalam aplikasi deteksi robot dan gawang. Aplikasi ini akan digunakan pada KRSBI-B (Kontes Robot Sepak Bola Indonesia – Beroda) untuk mendeteksi posisi robot dan gawang secara otomatis dan diuji untuk memastikan akurasi serta responsivitasnya dalam lingkungan nyata.

Proses pelatihan gambar dimulai dengan pengambilan citra menggunakan kamera *omnidirectional* dan *webcam* (depan), yang akan digunakan sebagai data untuk model YOLOv11. Setelah citra diambil, setiap gambar diberi label yang sesuai, dan nilai pelabelan tersebut disimpan dalam *file .txt*. Data ini kemudian dipersiapkan untuk proses pelatihan dengan membaginya menjadi dataset *train* dan *validation*. Setelah konfigurasi pengaturan pelatihan selesai, model dilatih sesuai dengan pengaturan yang telah ditentukan. Setelah pelatihan selesai, model deteksi objek baru akan dihasilkan dalam format *file .weights*. Langkah berikutnya adalah melakukan pemodelan menggunakan program utama YOLOv11. Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan terdiri dari 1.000 data.

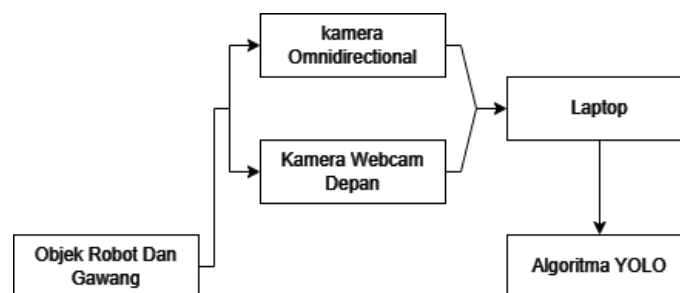
b. Perancangan Perangkat *hardware*

Perancangan perangkat keras pada robot sepak bola beroda terbagi menjadi dua bagian utama, yaitu bagian fisik robot dan bagian vision robot. Dalam penelitian ini, robot yang digunakan adalah robot KRSBI-B (Kontes Robot Sepak Bola Indonesia Beroda) dari Universitas Dinamika Bangsa. Berikut ini adalah bagian fisik dan vision yang di gunakan: Kerangka Robot : Robot sepak bola beroda ini memiliki kerangka mekanik yang terbuat dari bahan aluminium yang ringan namun cukup kuat. Penggunaan aluminium pada kerangka bertujuan untuk memberikan kekuatan yang optimal sambil tetap menjaga bobot robot tetap ringan. Hal ini sangat penting untuk menjaga keseimbangan robot serta mendukung kemampuannya dalam melakukan *manuver* cepat dan lincah di lapangan. Ukuran robot: Lebar : 44 cm, Tinggi : 74 cm. kamera *Omnidirectional* dan *Webcam* (depan): kamera *omnidirectional* memberi pandangan yang luas sehingga robot dapat “melihat” area sekitarnya tanpa perlu berputar. *Webcam* (depan) dapat meningkatkan ketajaman atau fokus pada objek tertentu. Tinggi kamera *Omnidirectional* : 72 cm Tinggi kamera *Webcam* (depan): 42 cm, Ukuran ini memberikan proporsi yang ideal untuk mobilitas yang stabil dan pengendalian yang efisien, memungkinkan robot bergerak dengan lancar di area permainan sepak bola, bentuk robot yang digunakan dalam penelitian ditunjukkan pada figure 2.



Gambar 2. Desain robot

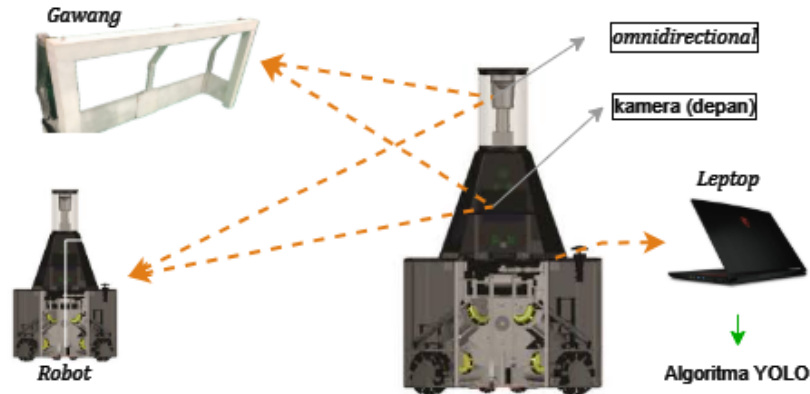
Proses dimulai dengan objek robot dan gawang yang ditangkap menggunakan dua tipe kamera, kamera omnidirectional dan kamera webcam depan. Gambar yang dihasilkan oleh kedua kamera ini kemudian dikirim ke laptop, di mana data tersebut diproses oleh algoritma YOLO. Algoritma ini melakukan deteksi objek secara langsung pada gambar yang diambil, untuk mengenali robot dan gawang dalam tampilan kamera. Sistem ini memungkinkan robot untuk mendeteksi dan berinteraksi dengan lingkungan sekitarnya secara efisien selama pertandingan sepak bola. Diagram blok dan alur sistem pengujian yang menjelaskan proses kerja ditampilkan pada Figure 3.



Gambar 3. Diagram blok sistem.

Robot sepak bola beroda ini dirancang untuk mampu bermanuver cepat, mendeteksi posisi Robot dan gawang, dan mengambil keputusan dalam waktu nyata, sehingga efektif dalam pertandingan

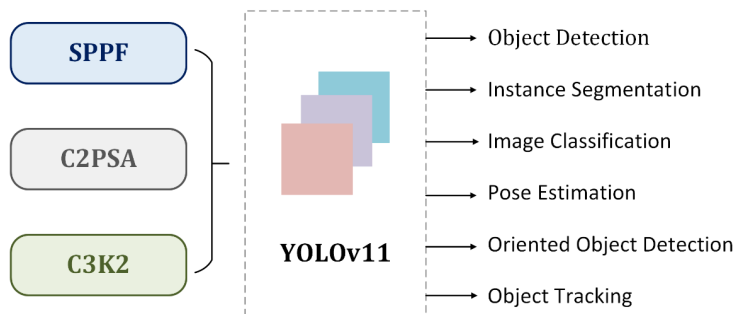
sepak bola beroda. Konsep pembacaan *computer vision* untuk robot yang digunakan dalam penelitian ditunjukkan pada figure 4.



Gambar 4. konsep pembacaan *computer vision*.

2. Algoritma YOLO

YOLO terinspirasi dari arsitektur *GoogLeNet*. Model ini diimplementasikan dan diuji pada dataset *VOC Pascal 2007* dan *2012* untuk tugas deteksi objek, dengan menggunakan kerangka kerja Darknet untuk pelatihan model [19]. YOLOv11 melanjutkan pengembangan dari pendahulunya, YOLOv8, dengan menghadirkan inovasi arsitektural dan optimasi parameter untuk meningkatkan performa deteksi. Dengan memanfaatkan peningkatan pada setiap komponen inti, YOLOv11 mampu menghasilkan representasi fitur yang lebih akurat dan efisien, sehingga memperkuat keandalannya dalam berbagai skenario deteksi objek. Perbaikan ini menjadikan YOLOv11 unggul dalam mendeteksi objek dengan presisi lebih tinggi, seperti yang dijelaskan dalam kajian mendalam pada bagian berikutnya [17].



Gambar 5. Modul arsitektur utama di YOLO11 [17].

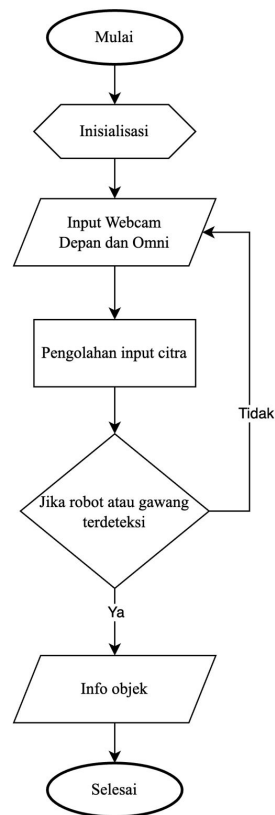
YOLOv11 mengintegrasikan elemen arsitektural baru yang meningkatkan kemampuan ekstraksi dan pemrosesan fitur. Penambahan elemen seperti blok C3k2, SPPF, dan C2PSA berkontribusi pada ekstraksi dan pemrosesan fitur yang lebih efektif. Peningkatan ini memungkinkan model untuk menganalisis dan menginterpretasikan informasi visual yang kompleks dengan lebih baik, sehingga berpotensi meningkatkan akurasi deteksi dalam berbagai skenario [17].

Pada penelitian kali ini untuk mendeteksi objek robot dan gawang, yaitu kamera *webcam* (depan) dan kamera *omnidirectional*.

- a. Deteksi objek dengan kamera *webcam* (depan)
kamera digital yang dapat dihubungkan ke komputer atau perangkat lain melalui USB atau koneksi nirkabel untuk merekam video atau mengambil foto kamera yang di gunakan memakai Kamera Webcam Vision CT30 merupakan perangkat yang dirancang khusus untuk aplikasi penglihatan komputer dalam bidang robotik, seperti pada robot sepak bola. Kamera ini berfungsi untuk merekam gambar atau video dari lingkungan sekitar robot, yang selanjutnya dianalisis untuk mengenali objek seperti bola, lawan, atau garis lapangan. Dengan resolusi tinggi dan frame rate yang optimal, Vision CT30 memungkinkan robot untuk mengambil keputusan berdasarkan informasi visual secara langsung. Kamera ini umumnya terhubung ke sistem pengendali melalui USB dan digunakan dalam pemrosesan gambar untuk membantu navigasi serta menghindari hambatan.
- b. Deteksi objek dengan kamera *omnidirectional*
Kamera *omnidirectional* merupakan alat yang dapat menangkap gambar atau video dari semua arah secara bersamaan, memberikan sudut pandang penuh 360 derajat. Pada robot sepak bola beroda, kamera ini memiliki peran krusial untuk memantau seluruh area lapangan tanpa adanya titik buta. Teknologi ini memungkinkan robot mendeteksi keberadaan bola, posisi lawan, serta rekan tim secara *real-time*. Dengan memanfaatkan kombinasi beberapa lensa atau mekanisme khusus, kamera *omnidirectional* membantu robot memahami lingkungan sekitarnya secara menyeluruh, sehingga meningkatkan kemampuan navigasi dan pengambilan keputusan dalam strategi permainan.

1. Sistem pengujian

Penelitian ini menggunakan sistem pengujian yang melibatkan dua jenis kamera, kamera *webcam* (depan) dan kamera *omnidirectional*, untuk mendeteksi objek robot berwarna biru serta gawang berwarna putih di atas lapangan hijau. Pengujian difokuskan pada perbandingan kecepatan dan akurasi deteksi dengan menerapkan satu metode *deep learning*, yaitu YOLOv11. Algoritma tersebut dimanfaatkan untuk menilai kinerja metode dalam mendeteksi objek secara efisien. struktur sistem ditampilkan pada figure 6.



Gambar 6. Flowchart Sistem.

C. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini akan dipaparkan hasil dari pengujian performa dan deteksi pada model kamera webcam (depan) dan atas *omnidirectional*. *Confusion matrix*.

1 Pengujian performa

Pengujian kali ini menggunakan metode *confusion matrix* untuk mengukur kinerja sistem pada masalah klasifikasi *machine learning*. *Confusion matrix* atau error matrix adalah tabel yang menunjukkan kinerja model klasifikasi pada data uji yang nilainya sudah diketahui. gambar ini memberikan gambaran tentang seberapa baik algoritma bekerja dan mengidentifikasi kesalahan antara kelas, seperti kesalahan labeling. Pada figure 7 merupakan tabel *confusion matrix*.

		True class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

Gambar 7. *Confusion matrix.*

Confusion matrix merupakan ringkasan hasil prediksi dalam permasalahan klasifikasi. Matriks ini mencatat jumlah prediksi yang benar dan salah, serta mengelompokkannya berdasarkan masing-masing kelas. Dengan demikian, *confusion matrix* tidak hanya memberikan informasi mengenai kesalahan yang terjadi pada model klasifikasi, tetapi juga jenis kesalahan tersebut. Beberapa parameter yang terdapat dalam *confusion matrix* adalah sebagai berikut.

- TP (*True Positive*) : Mengindikasikan jumlah data positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh sistem.
- TN (*True Negative*) : Mengacu pada jumlah data negatif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh sistem.
- FN (*False Negative*) : Menunjukkan jumlah data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif oleh sistem.
- FP (*False Positive*) : Merupakan jumlah data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif oleh sistem.

Confusion matrix digunakan sebagai alat analisis prediktif untuk membandingkan nilai aktual dengan prediksi yang dihasilkan oleh model. Melalui *confusion matrix*, berbagai metrik evaluasi seperti Akurasi (*Accuracy*), Presisi (*Precision*), *Recall*, dan *F1-Score* dapat dihitung.

Akurasi mengukur tingkat keberhasilan model dengan membandingkan jumlah prediksi benar terhadap total data.

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

Presisi menunjukkan proporsi data *positif* yang diklasifikasikan dengan benar dari total data yang diklasifikasikan sebagai *positif*.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2)$$

Recall mengukur persentase data *positif* yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh sistem.

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

F1-Score merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan recall, yang memberikan kombinasi seimbang antara keduanya.

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

Metrik-metrik tersebut berperan dalam menilai kinerja model secara keseluruhan.

2 Pengujian Deteksi Objek

Pada penelitian kali ini, proses pengujian deteksi akan dilakukan dengan menggunakan dataset validasi dengan pembagian seperti yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pembagian *dataset* validasi

Kamera	object	Jumlah dataset
omnidirectional	robot	600
	gawang	616
Webcam	robot	587
	gawang	587

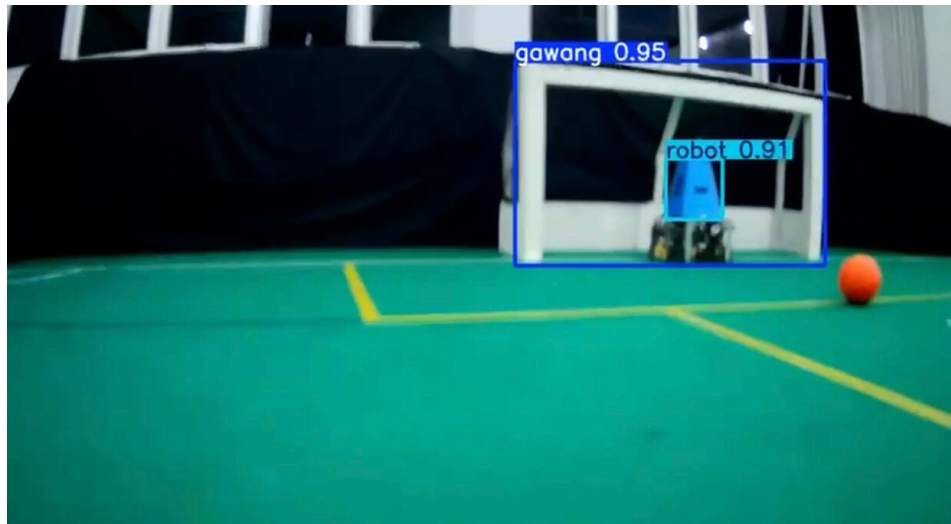
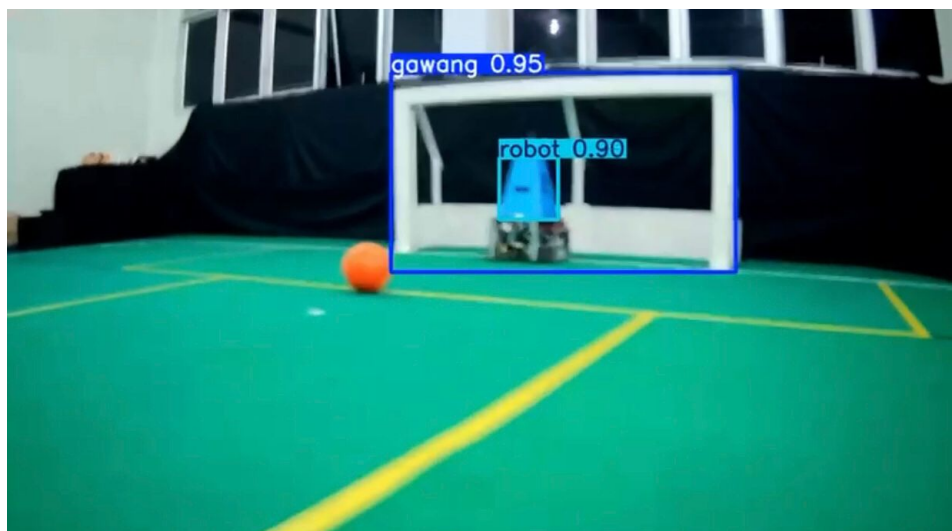
Dengan menerapkan ambang batas IoU sebesar 0,5, diperoleh hasil pengujian menggunakan satu ukuran frame, yaitu 640x640, pada dua gambar yang berbeda. Hasil deteksi objek ditampilkan pada Tabel 2 dan Tabel 3, serta pada Gambar 8, Gambar 9, Gambar 10, dan Gambar 11.

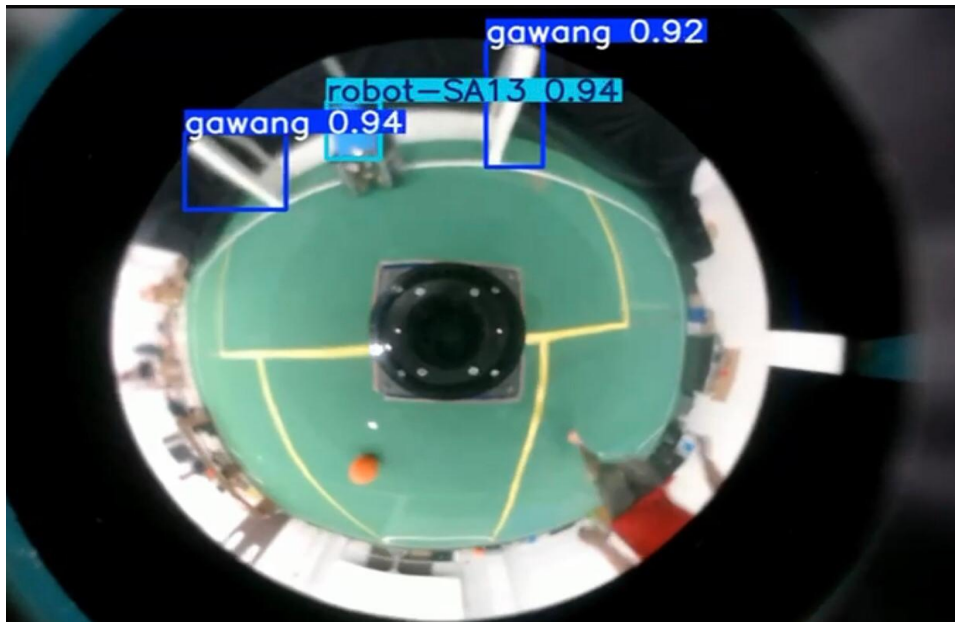
Tabel 2. *Confusion matrix* menggunakan webcam (depan)

Class	True Positive (TP)	False Positive (FP)	False Negative (FN)	True Negative (TN)
gawang	208	5	19	355
robot	337	3	9	238
background	8	26	6	547

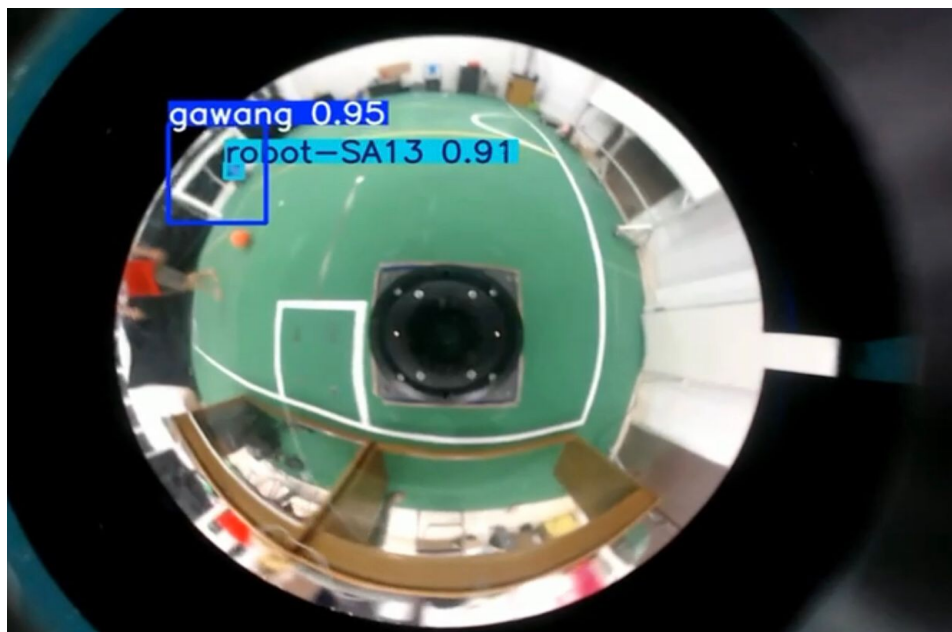
Tabel 3. *Confusion matrix* menggunakan kamera *omnidirectional*

<i>Class</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>True Negative (TN)</i>	<i>False Positive (FP)</i>	<i>False Negative (FN)</i>
gawang	222	362	11	5
robot	362	233	13	8
background	0	584	5	11

**Gambar 8.** pengujian *webcam* (depan) kiri robot**Gambar 9.** pengujian *webcam* (depan) pada sebelah kanan



Gambar 10. pengujian *omnidirectional* jarak dekat



Gambar 11. pengujian *omnidirectional* jarak jauh

3 Pengujian Kinerja

Setelah memperoleh hasil pengujian deteksi dari kedua ukuran gambar, langkah berikutnya adalah menghitung data yang telah ada menggunakan persamaan sebelumnya. Hasilnya berupa pengujian performa yang ditampilkan dalam tabel. Kedua hasil tersebut diperoleh melalui perhitungan data pengujian deteksi, yang didasarkan pada nilai *confident score* dan dibatasi oleh nilai *IoU Threshold* yang telah ditetapkan sebelum proses deteksi objek dilakukan.

Tabel 4. Hasil pengujian performa pada kamera *wabcam* (depan)

<i>Class</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Accuracy</i>
gawang	0.976	0.916	0.945	0.959
robot	0.991	0.973	0.982	0.979
background	0.235	0.571	0.333	0.945

Tabel 5. Hasil pengujian performa pada kamera *omnidirectional*

<i>Class</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Accuracy</i>
gawang	0.953	0.978	0.965	0.967
robot	0.965	0.978	0.971	0.995
background	0.0	0.0	0.0	0.973

D. Simpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan menerapkan sistem deteksi untuk robot dan gawang menggunakan algoritma YOLOv11, yang didasarkan pada data citra dari kamera *omnidirectional* dan *webcam* (depan). Pengujian yang dilakukan menghasilkan nilai yang signifikan pada metrik presisi, recall, F1-score, dan akurasi. Pada kamera *webcam* (depan), kelas gawang tercatat dengan *presisi* 0.976, *recall* 0.916, *F1-score* 0.945, dan akurasi 0.959; kelas robot menunjukkan *presisi* 0.991, *recall* 0.973, *F1-score* 0.982, dan akurasi 0.979; sementara kelas *background* memiliki *presisi* 0.235, *recall* 0.571, *F1-score* 0.333, dan akurasi 0.945. Di sisi lain, pada kamera *omnidirectional*, kelas gawang tercatat dengan *presisi* 0.953, *recall* 0.978, *F1-score* 0.965, dan akurasi 0.967; kelas robot memperoleh *presisi* 0.965, *recall* 0.978, *F1-score* 0.971, dan akurasi 0.995; sedangkan kelas *background* menunjukkan hasil *presisi*, *recall*, dan *F1-score* yang lebih rendah dengan akurasi 0.973. Temuan ini mengindikasikan bahwa model YOLOv11 efektif dalam mendeteksi objek secara *real-time*, serta dapat diterapkan pada robot KRSBI-B dalam kompetisi sepak bola beroda. Selain itu, penelitian ini juga menekankan keuntungan penggunaan kombinasi kamera untuk memperluas area penglihatan robot dalam lingkungan yang dinamis.

E. Ucapan Terima Kasih

Kami menyampaikan rasa terima kasih yang mendalam kepada pembimbing atas arahan, dukungan, dan pengetahuan yang telah diberikan sepanjang proses penelitian ini. Penghargaan yang sama juga kami sampaikan kepada seluruh anggota tim robot Universitas Dinamika Bangsa atas kolaborasi, dedikasi, dan kontribusi luar biasa dalam mendukung keberhasilan penelitian ini. Bimbingan dan kerja sama yang solid dari seluruh pihak menjadi faktor penting dalam menyelesaikan penelitian ini dengan baik. Kami berharap hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat serta menjadi fondasi untuk pengembangan lebih lanjut di bidang teknologi robotika.

F. Referensi

- [1] M. J. Shafiee, B. Chywl, F. Li, and A. Wong, "Fast YOLO: A fast you only look once system for real-time embedded object detection in video," *arXiv Prepr. arXiv1709.05943*, 2017.
- [2] T. K. Gautama, A. Hendrik, and R. Hendaya, "Pengenalan Objek pada Computer Vision dengan Pencocokan Fitur Menggunakan Algoritma SIFT Studi Kasus: Deteksi Penyakit Kulit Sederhana," *J. Tek. Inform. Dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 3, 2016.
- [3] Q. Aini, N. Lutfiani, H. Kusumah, and M. S. Zahran, "Deteksi dan Pengenalan Objek Dengan Model Machine Learning: Model Yolo," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 6, no. 2, p. 192, 2021.
- [4] C. Zhang and H. Li, "Adoption of artificial intelligence along with gesture interactive robot in musical perception education based on deep learning method," *Int. J. humanoid Robot.*, vol. 19, no. 03, p. 2240008, 2022.
- [5] F. F. Sanubari and R. D. Puriyanto, "Deteksi Bola dan Gawang dengan Metode YOLO Menggunakan Kamera Omnidirectional pada Robot KRSBI-B," *Bul. Ilm. Sarj. Tek. Elektro*, vol. 4, no. 2, pp. 76–85, 2022.
- [6] suheryadi suheryadi, "Deteksi Bola Menggunakan Kombinasi Metode Filter Warna Dan Bentuk Untuk Pengindraan Robot Soccer," *J. Poli-Teknologi*, vol. 19, no. 3, pp. 217–222, 2021, doi: 10.32722/pt.v19i3.2860.
- [7] M. A. Santana, R. Călinescu, and C. Paterson, "Risk-Aware Real-Time Object Detection," 2022, doi: 10.1109/edcc57035.2022.00026.
- [8] M. L. Ali, "The YOLO Framework: A Comprehensive Review of Evolution, Applications, and Benchmarks in Object Detection," 2024, doi: 10.20944/preprints202410.1785.v1.
- [9] G. Bai, Y. Meng, L. Liu, W. Luo, Q. Gu, and K. Li, "Anti-sideslip Path Tracking of Wheeled Mobile Robots Based on Fuzzy Model Predictive Control," *Electron. Lett.*, vol. 56, no. 10, pp. 490–493, 2020, doi: 10.1049/el.2019.4019.
- [10] G. Chandan, A. Jain, H. Jain, and Mohana, "Real Time Object Detection and Tracking Using Deep Learning and OpenCV," 2018, doi: 10.1109/icirca.2018.8597266.
- [11] A. A. Sori, A. Ebrahimnejad, and H. Motameni, "Elite Artificial Bees' Colony Algorithm to Solve Robot's Fuzzy Constrained Routing Problem," *Comput. Intell.*, vol. 36, no. 2, pp. 659–681, 2019, doi: 10.1111/coin.12258.
- [12] R. Dikairono, S. Setiawardhana, F. Budiman, D. Purwanto, and T. A. Sardjono, "Advance Attack and Defense Strategy Algorithm With Dynamic Role Assignment for Wheeled Soccer Robot," *J. Ilm. Kursor*, vol. 11, no. 1, 2021, doi: 10.21107/kursor.v11i1.257.
- [13] L. Kong, W. He, C. Yang, Z. Li, and C. Sun, "Adaptive Fuzzy Control for Coordinated Multiple Robots With Constraint Using Impedance Learning," *Ieee Trans. Cybern.*, vol. 49, no. 8, pp. 3052–3063, 2019, doi: 10.1109/tcyb.2018.2838573.
- [14] M. Taufiqqurohman and N. F. Sari, "Odometry Method and Rotary Encoder for Wheeled Soccer Robot," *Iop Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 407, p. 12103, 2018, doi: 10.1088/1757-899x/407/1/012103.
- [15] H. Chen, C. Liu, and Q. Chen, "Self-Localization in Highly Dynamic

- Environments Based on Dual-Channel Unscented Particle Filter,” *Robotica*, vol. 39, no. 7, pp. 1216–1229, 2020, doi: 10.1017/s0263574720001046.
- [16] R. Sapkota, Z. Meng, and M. Karkee, “Synthetic meets authentic: Leveraging llm generated datasets for yolo11 and yolov10-based apple detection through machine vision sensors,” *Smart Agric. Technol.*, p. 100614, 2024.
- [17] R. Khanam and M. Hussain, “YOLOv11: An Overview of the Key Architectural Enhancements,” *arXiv Prepr. arXiv2410.17725*, 2024.
- [18] A. Awad, M. Hegazy, and S. A. Aly, “Early Diagnoses of Acute Lymphoblastic Leukemia Using YOLOv8 and YOLOv11 Deep Learning Models,” *arXiv Prepr. arXiv2410.10701*, 2024.
- [19] T. Diwan, G. Anirudh, and J. V Tembhrne, “Object detection using YOLO: Challenges, architectural successors, datasets and applications,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 82, no. 6, pp. 9243–9275, 2023.