

Penerapan *Harris Corner Detection* dan YOLOv5 pada Kamera *Stereo Vision* untuk Estimasi Jarak Robot Sepak Bola Beroda KRSBI-B

Adi Rahmad Ramadhan¹, Agus Khumaidi², Mustika Kurnia Mayangsari³, Mat Syai'in⁴, Imam Sutrisno⁵, Aulia Rahma Annisa⁶

e-mail: [1adirahmad@student.ppns.ac.id](mailto:adirahmad@student.ppns.ac.id), [2aguskhumaidi@ppns.ac.id](mailto:aguskhumaidi@ppns.ac.id), [3mustikakurnia@ppns.ac.id](mailto:mustikakurnia@ppns.ac.id), [4mattsyaiin@ppns.ac.id](mailto:mattsyaiin@ppns.ac.id), [5imam_sutrisno@ppns.ac.id](mailto:imam_sutrisno@ppns.ac.id), [6auliaannisa@ppns.ac.id](mailto:auliaannisa@ppns.ac.id)

^{1,2,3,4,5,6}Jurusan Teknik Kelistrikan Kapal, Program Studi Teknik Otomasi, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Jalan Teknik Kimia, Kampus ITS Sukolilo, Surabaya

Informasi Artikel

Riwayat Artikel

Diterima 5 Mei 2025
Direvisi 20 Mei 2025
Diterbitkan 31 Mei 2025

Kata kunci:

Stereo Vision
YOLOv5
Harris Corner Detection
Robot Sepak Bola

Keywords:

Stereo Vision
YOLOv5
Harris Corner Detection
Robot Soccer

Penulis Korespondensi:

Adi Rahmad Ramadhan,
Teknik Kelistrikan Kapal, Program Studi Teknik Otomasi,
Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya,
Kampus ITS Sukolilo Jl. Teknik Kimia, Keputih, Sukolilo, Surabaya, Indonesia, Kode Pos 60111.
Email: adirahmad@student.ppns.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini meningkatkan performa robot sepak bola beroda dalam *RoboCup Middle Size League* (KRSBI-B) dengan mengintegrasikan *Stereo Vision*, YOLOv5, dan *Harris Corner Detection* untuk estimasi jarak dan deteksi objek yang akurat. Tujuan utama adalah meningkatkan kemampuan robot dalam mengenali dan mengukur jarak objek target utama: bola dan robot lawan. Dengan pemrosesan citra, deteksi objek *secara real-time* diperbaiki, yang meningkatkan pengambilan keputusan selama pertandingan. YOLOv5, yang dilatih dengan 4.000 gambar berlabel, mencapai akurasi tinggi dengan tingkat kepercayaan hingga 0,99 untuk deteksi bola pada jarak 250 cm. Evaluasi kuantitatif menunjukkan nilai RMSE sebesar 17,57 cm untuk bola dan 22,09 cm untuk robot, memastikan respons yang efektif dan keunggulan kompetitif dalam kompetisi robotik dunia nyata.

ABSTRACT

This research enhances the performance of a wheeled soccer robot in the RoboCup Middle Size League (KRSBI-B) by integrating Stereo Vision, YOLOv5, and Harris Corner Detection for accurate distance estimation and object detection. The main objective is to improve the robot's ability to recognize and measure the distance of key target objects: the ball and opposing robots. With image processing, real-time object detection is improved, enhancing decision-making during the match. YOLOv5, trained with 4,000 labeled images, achieves high accuracy with confidence up to 0.99 for ball detection at 250 cm. Quantitative evaluation shows RMSE values of 17.57 cm for ball distance and 22.09 cm for robot distance, ensuring effective responses and competitive advantage in real-world robotic competitions.



1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi robotika telah membawa dampak besar dalam berbagai aspek kehidupan, termasuk dalam dunia industri dan olahraga. Salah satu aplikasi robotika yang menarik perhatian adalah dalam bidang robot sepak bola, seperti yang terlihat pada Kontes Robot Sepak Bola Beroda (KRSBI-B), yang mengadaptasi konsep RoboCup Middle Size League (MSL). Dalam kompetisi ini, robot-robot yang terlibat harus mampu beradaptasi dengan cepat terhadap dinamika permainan, seperti pergerakan bola dan robot lawan. Untuk itu, teknologi canggih diperlukan agar robot dapat mendeteksi dan mengukur jarak objek secara akurat serta merespons perubahan lapangan secara real-time [1].

Penggunaan teknologi seperti kamera kedalaman Orbbec Astra Pro Plus dan algoritma YOLOv5 berbasis Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti meningkatkan kemampuan robot dalam mendeteksi objek. YOLOv5, khususnya, telah digunakan dalam berbagai aplikasi untuk deteksi objek secara cepat dan akurat. Sebuah penelitian oleh Li et al. (2020) menunjukkan bahwa kombinasi antara *stereo* vision dan YOLOv5 dapat meningkatkan akurasi deteksi dalam robotik, tetapi integrasi sistem yang tepat dan pengambilan keputusan real-time masih menjadi tantangan utama [2].

Masalah utama yang dihadapi oleh robot dalam KRSBI-B adalah kemampuan untuk mendeteksi objek, terutama bola dan robot lawan, dengan akurasi tinggi dalam kondisi lapangan yang dinamis. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi tantangan tersebut dengan mengintegrasikan teknologi *Stereo* Vision dan YOLOv5 untuk meningkatkan akurasi deteksi objek serta estimasi jarak, yang secara langsung berpengaruh pada pengambilan keputusan dan strategi permainan robot dalam kompetisi.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Kamera *Stereo* Orbbec Astra Pro Plus

Robot sepak bola beroda memanfaatkan kamera *stereo* Orbbec Astra Pro Plus sebagai alat akuisisi data, yang dilengkapi dengan sensor kedalaman untuk mendeteksi serta mengukur jarak objek di sekitarnya, seperti bola, rintangan, dan robot lawan. Data kedalaman ini digunakan untuk mendukung berbagai fungsi robot, termasuk pelacakan bola, penghindaran rintangan, penentuan arah gerak, serta penendangan bola dengan tepat. Pengujian dilakukan dalam berbagai kondisi lingkungan, baik dengan latar belakang sederhana maupun kompleks, untuk mengevaluasi kemampuan robot dalam menyesuaikan diri terhadap situasi pertandingan yang berubah-ubah [3].



Gambar 1. Kamera *Stereo* Orbbec Astra Pro Plus

Penggunaan kamera Orbbec Astra Pro Plus memerlukan dukungan SDK dan API berupa OpenNI. OpenNI merupakan antarmuka yang dirancang untuk mempermudah pengembangan aplikasi berbasis interaksi alami. Antarmuka ini berperan sebagai penghubung antara sensor visual, seperti kamera Orbbec Astra Pro Plus, dan perangkat lunak pemroses data. Tujuan utama OpenNI adalah menyediakan format data yang standar, sehingga pengembang tidak perlu khawatir mengenai kompatibilitas antara sensor dan perangkat lunak. Pendekatan ini memungkinkan produsen sensor, seperti Orbbec, untuk fokus pada pengembangan perangkat keras, sementara pengembang aplikasi dapat memanfaatkan keluaran data standar tersebut untuk membuat aplikasi lintas platform.

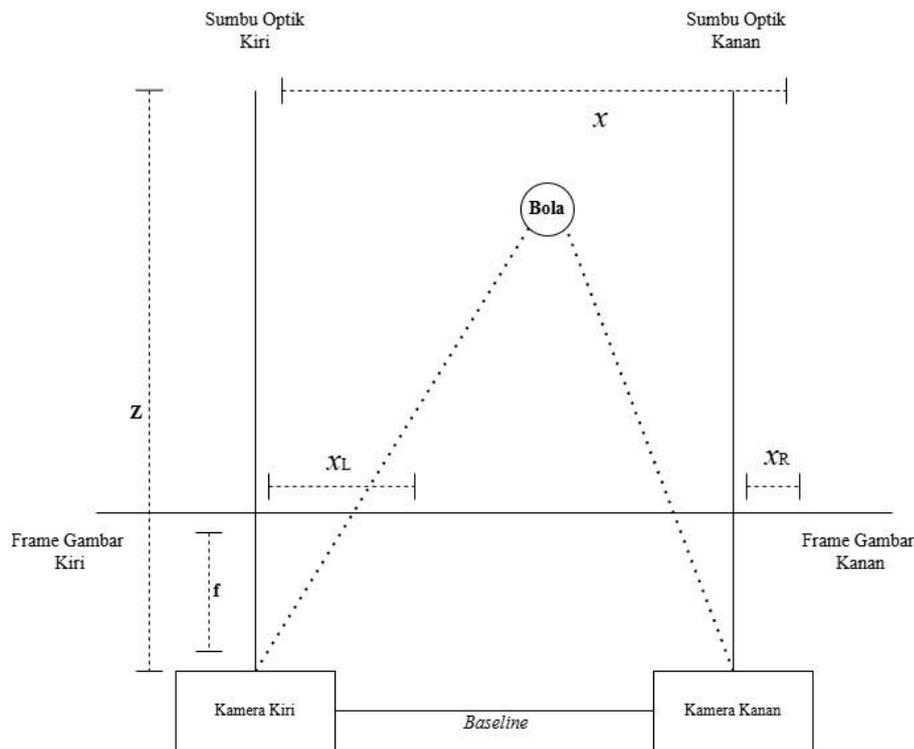


Selain itu, OpenNI juga memberikan akses langsung terhadap data 3D, yang sangat berguna dalam pengembangan aplikasi berbasis interaksi alami, seperti pelacakan gerak dan analisis aktivitas [2].

2.2 Sistem Penentuan Jarak Objek dengan *Stereo Vision*

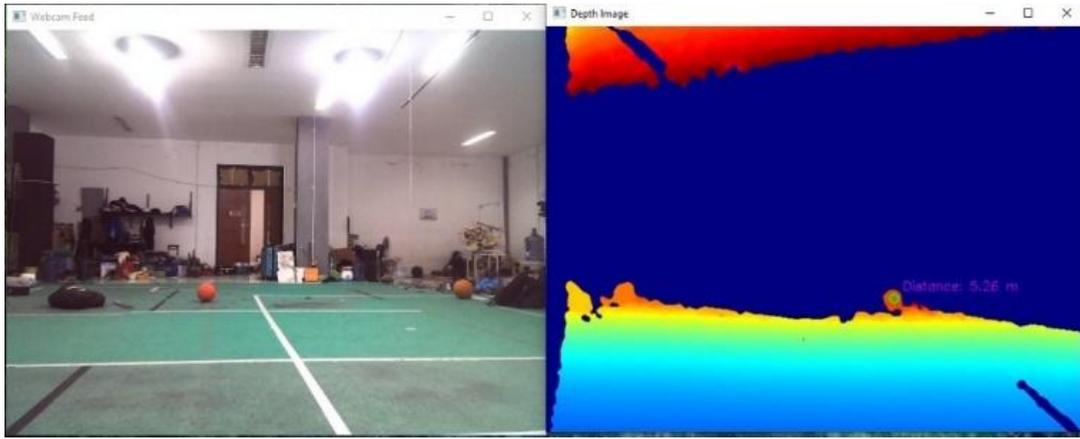
Bagian ini menguraikan secara detail teknik pengolahan visual yang digunakan dalam sistem kamera *stereo* untuk mendeteksi serta melacak fitur-fitur yang ada di lingkungan sekitar. Proses dimulai dengan pendeteksian titik-titik khas, seperti sudut pada tiap frame citra. Salah satu metode yang sering digunakan untuk tugas ini adalah *Harris Corner Detection*, yang dikenal efektif dalam mengenali fitur-fitur mencolok, sehingga dapat diandalkan pada berbagai kondisi lingkungan [4].

Setelah fitur berupa sudut-sudut tersebut teridentifikasi, algoritma mengasumsikan bahwa fitur tersebut berada pada bidang datar. Dari asumsi ini, nilai *disparitas* — yakni perbedaan posisi fitur antara citra kiri dan kanan — dapat dihitung. Melalui prinsip dasar dari teknik *stereo disparity*, jarak terhadap bidang tempat fitur-fitur tersebut berada dapat diperkirakan. Langkah selanjutnya adalah melacak fitur dari satu citra *stereo* ke citra lainnya untuk mendapatkan informasi perpindahan visual secara langsung. Proses ini memungkinkan sistem untuk menangkap perubahan posisi fitur secara real-time, sehingga memberikan pemahaman yang lebih baik terhadap gerakan dalam lingkungan. Berdasarkan proses tersebut, diperoleh bahwa estimasi jarak riil suatu objek dari nilai *disparitas* dapat dihitung menggunakan persamaan 1 hingga 5, yang menghubungkan antara *disparitas* dengan jarak sebenarnya [5]. Persamaan tersebut dapat diformulasikan sebagai berikut:



Gambar 2. Sistem *Disparitas* Kamera *Stereo Vision*





Gambar 3. Perbedaan Pandangan Kamera Kiri dan Kanan

$$\frac{Z}{f} = \frac{X}{X_L} \tag{1}$$

$$\frac{Z}{f} = \frac{X - b}{X_R} \tag{2}$$

$$X_L = \frac{X}{Z} \times f \tag{3}$$

$$X_R = \frac{X - b}{Z} \times f \tag{4}$$

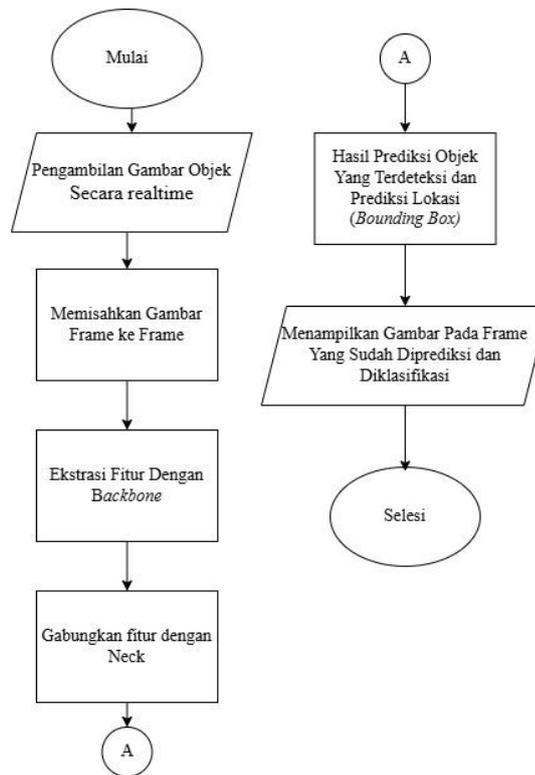
$$\text{Disparitas} = X_L - X_R \tag{5}$$

2.3 Sistem Deteksi dan Klasifikasi Objek Berbasis *You Only Look Once* (YOLO)

You Only Look Once (YOLO) merupakan salah satu algoritma turunan dari *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan sebagai alat bantu dalam pengenalan objek secara *real-time*. Algoritma ini mampu bekerja dengan kecepatan hingga 45 frame per detik. Sistem deteksi pada YOLO memanfaatkan mekanisme classifier atau localizer yang diterapkan pada citra yang telah diketahui, dan mampu mendeteksi objek di berbagai lokasi serta skala wilayah. Area dalam citra yang mengandung objek akan menghasilkan skor tertinggi, yang menandakan keberhasilan deteksi objek tersebut [6].

YOLOv5 merupakan salah satu versi terbaru dari algoritma *You Only Look Once* (YOLO) yang telah mengalami sejumlah peningkatan dibanding pendahulunya. Versi ini menawarkan efisiensi yang lebih tinggi pada struktur jaringan tulang punggung (backbone), kemampuan deteksi pada berbagai skala, serta sistem anchor yang lebih optimal. Arsitektur YOLOv5 dibangun dari tiga komponen utama: backbone, neck, dan head [7]. Backbone berfungsi mengekstrak fitur dari gambar masukan, sementara neck berperan dalam menggabungkan informasi dari berbagai tingkat lapisan untuk meningkatkan kualitas fitur. Selanjutnya, head memproses fitur tersebut untuk menghasilkan prediksi berupa kotak pembatas, klasifikasi objek, dan tingkat kepercayaannya. Dengan 105 lapisan secara keseluruhan, YOLOv5 dirancang untuk meningkatkan kecepatan dan akurasi dalam mendeteksi objek, sehingga sering digunakan dalam berbagai aplikasi visi komputer dan pemrosesan citra [8].

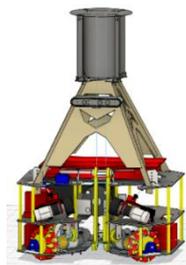




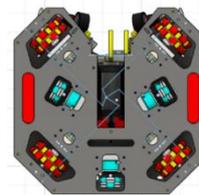
Gambar 4. Alur Sistem Kerja YOLO

2.4 Sistem Desain Dan Perancangan Hardware

Sistem desain mekanik pada robot sepak bola beroda dirancang dengan mempertimbangkan fungsionalitas, stabilitas, dan kepatuhan terhadap peraturan Pusprenas 2024. Desain dibuat menggunakan Autodesk Fusion 360 untuk memastikan ketepatan dimensi dan integrasi komponen. Struktur utama robot berfungsi sebagai kerangka penopang semua sistem dan terbuat dari material ringan seperti aluminium agar bobot tetap di bawah 40 kg. Sistem penggerak menggunakan roda omni atau mecanum yang memungkinkan robot bergerak cepat dan lincah di lapangan. Modul pengiring bola dirancang dengan rol karet yang berputar ke dalam untuk menjaga bola tetap di depan robot, sementara sistem penendang menggunakan aktuator solenoid yang dapat menghasilkan gaya dorong besar dalam waktu singkat, memungkinkan robot menendang atau mengoper bola secara efisien. Struktur pendukung seperti pelindung,udukan sensor, dan penyangga kabel dibuat modular agar mudah dirakit dan dirawat. Desain ini bertujuan untuk mengoptimalkan performa robot saat bertanding, serta memastikan efisiensi ruang, kekuatan, dan kecepatan manuver, sehingga robot dapat beradaptasi dengan baik dalam berbagai situasi pertandingan.



Gambar 5. Desain Robot Tampak Depan



Gambar 6. Desain Robot Tampak Bawah



3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset Pelatihan Model YOLO

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas sekumpulan gambar bola yang diklasifikasikan berdasarkan karakteristik visual, yakni warna (oranye) dan bentuk (bulat). Gambar-gambar ini dikategorikan ke dalam *class* deteksi bola guna mendukung pelatihan model dalam sistem visi komputer pada robot sepak bola. Seperti yang ditampilkan pada Tabel 1, klasifikasi ini membantu dalam membedakan objek target dari latar belakang atau objek lain yang mungkin muncul di lapangan. Gambar dikumpulkan dari berbagai sumber, lalu melalui proses seleksi dan pengolahan agar kualitas dan konsistensinya terjaga. Setiap citra diberi label sesuai dengan kategorinya untuk memudahkan pelatihan model YOLO dalam mengenali objek bola secara spesifik. Pengelompokan berdasarkan warna dominan dan bentuk bola bertujuan untuk meningkatkan keakuratan deteksi, karena algoritma dapat belajar mengenali ciri-ciri visual yang khas dari objek bola yang menjadi fokus robot. Selain itu, dataset ini telah melalui tahapan pengolahan data seperti pelabelan manual, augmentasi data (misalnya rotasi, perubahan skala, pencahayaan, dan kontras), yang bertujuan untuk memperluas variasi kondisi citra dan memperkuat ketahanan model terhadap perubahan lingkungan nyata. Dengan dataset yang terstruktur dan relevan terhadap konteks permainan robot sepak bola, diharapkan performa sistem deteksi objek, khususnya untuk *class bola*, dapat berjalan optimal baik dari sisi kecepatan maupun akurasi. Hal ini sangat penting agar robot mampu merespon bola secara real-time dalam situasi kompetitif di lapangan

Tabel 1 Tabel Dataset Bola dan Robot

Class	Dataset	Jumlah
Bola		2000
Robot		2000
JUMLAH DATASET		4000

3.2 Pra-pemrosesan Data

Pada tahap ini, dilakukan analisis terhadap hasil deteksi objek menggunakan model YOLO yang dilatih dengan 4.000 gambar berisi bola dan robot. Setiap gambar diberi tanda kotak untuk menunjukkan lokasi objek dan diberi label agar sistem dapat membedakan keduanya. Proses pelabelan dilakukan secara manual dengan bantuan perangkat lunak anotator Roboflow, yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data yang benar. Tanda kotak pada bola membantu sistem mengenali posisi bola, sementara kotak pada robot memungkinkan sistem mendeteksi pemain lain di lapangan. Dengan dua objek ini, sistem dapat membedakan posisi bola dan robot dalam satu gambar.



Hasil pengujian menunjukkan sistem dapat mengenali bola dan robot dengan baik selama objek tidak saling menutupi. Pelabelan yang konsisten membantu sistem bekerja lebih akurat dalam mendeteksi dan melacak objek selama pertandingan.



Gambar 7. Anotasi Pelabelan Objek Bola Dan Robot

Sebelum melatih sistem deteksi objek, dataset dibagi menjadi tiga bagian: data pelatihan (train), data validasi (valid), dan data pengujian (test). Dari total 4.000 gambar, sekitar 70% atau 2.800 gambar digunakan untuk pelatihan, bertujuan mengajarkan sistem mengenali pola bola dan robot. Sebanyak 20% atau 800 gambar digunakan sebagai data validasi untuk memeriksa apakah sistem belajar dengan baik dan mencegah kesalahan berulang. Sisanya, 10% atau 400 gambar digunakan sebagai data uji, yang berfungsi mengukur kinerja sistem pada gambar baru yang belum dilihat sebelumnya [9]. Dengan pembagian data ini, diharapkan sistem deteksi dapat belajar secara optimal, tidak hanya mengenali objek yang sudah dikenal, tetapi juga mampu bekerja secara akurat saat digunakan di lapangan dengan kondisi gambar yang berbeda. Pendekatan ini juga membantu memastikan bahwa hasil yang diperoleh benar-benar mencerminkan kemampuan sistem secara menyeluruh.

Tabel 2. Pembagian Jumlah Dataset

Class	Train (70%)	Valid (20%)	Test (10%)
Bola	1.400	400	200
Robot	1.400	400	200

3.3 Pelatihan Model YOLO

Proses pelatihan data dilakukan menggunakan platform Google Colab Pro. Parameter-parameter yang digunakan dalam proses ini dapat dilihat pada Tabel 3.

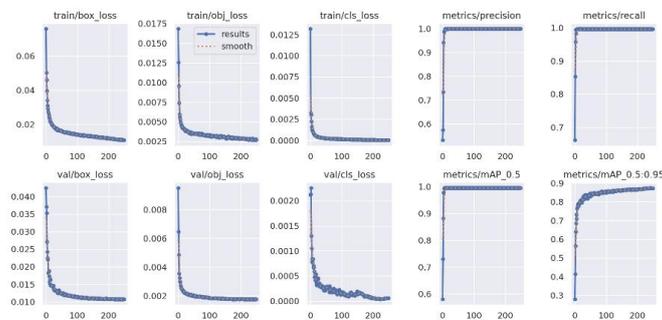
Tabel 3 Parameter Pelatihan Model YOLO

Parameter	Value
<i>Image Size</i>	416 x 416
<i>Batch Size</i>	16
<i>Epoch</i>	250

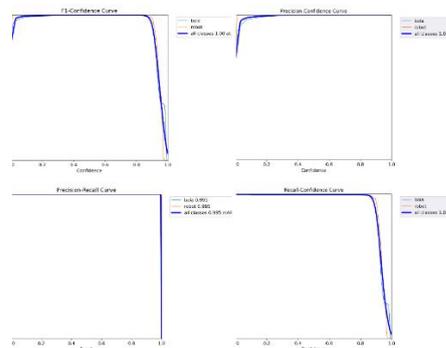
Dengan menggunakan parameter yang tercantum pada Tabel 3, proses pelatihan mencapai hasil optimal ketika jumlah iterasi melebihi angka 250, yang terlihat pada grafik *train/cls_loss* dan *val/cls_loss*. Berikut ini adalah hasil kinerja keseluruhan dari pelatihan yang dilakukan dalam penelitian ini:



- Presisi (*Precision*): Mengukur persentase prediksi positif yang benar-benar positif. Ini memberikan gambaran tentang akurasi dari prediksi positif yang dilakukan oleh model.
- *Recall (Sensitivity)*: Mengukur persentase dari kasus positif yang berhasil terdeteksi oleh model. Ini menunjukkan seberapa baik model dalam mendeteksi kasus positif.
- F1 Score: Merupakan rata-rata harmonik antara presisi dan recall. F1 score memberikan gambaran mengenai keseimbangan antara presisi dan recall, yang sangat berguna ketika ada ketidakseimbangan antara kelas positif dan negatif.
- Akurasi (*Accuracy*): Menunjukkan persentase prediksi yang benar dari total keseluruhan prediksi yang dibuat oleh model.
- *Confusion Matrix*: Digunakan untuk menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas (bola dan robot). *Confusion matrix* memberikan gambaran lebih jelas tentang jenis kesalahan yang dilakukan oleh model, apakah lebih banyak *false positives* atau *false negatives*.
- *Average Precision (AP)*: Menghitung rata-rata presisi di berbagai *threshold* deteksi, memberikan gambaran lebih akurat tentang kinerja model pada setiap kelas. AP dihitung berdasarkan *Precision-Recall Curve* untuk setiap kelas, memberikan metrik yang lebih umum digunakan dalam *Computer Vision*.



Gambar 8 Hasil Training Dengan Paramter Yang Sudah Ditentukan



Gambar 9. Grafik Kurva Hasil Pelatihan Model

Grafik pada Gambar 8 menampilkan empat kurva evaluasi performa model klasifikasi, yaitu *Precision-Recall Curve*, *F1-Confidence Curve*, *Recall-Confidence Curve*, dan *Precision-Confidence Curve*, yang menggambarkan hubungan antara metrik evaluasi (*precision*, *recall*, dan *F1 score*) dengan tingkat kepercayaan (*confidence*) untuk kelas "bola" dan "robot". Pengujian dilakukan dengan 250 *epoch* dan ukuran gambar 416 x 416. *Precision-Recall Curve* menunjukkan *precision* tinggi (0.995) meskipun *recall* rendah, berarti model memiliki deteksi baik dengan sedikit *false positive* pada *threshold* tertentu. *F1-Confidence Curve* mencapai nilai maksimum 1.00 pada *confidence*



0.777, menunjukkan keseimbangan optimal antara *precision* dan *recall*. *Recall-Confidence Curve* menunjukkan *recall* 1.00 pada *confidence* 0.000, yang berarti model mendeteksi semua *instance* positif pada *threshold* rendah, meskipun ada banyak *false positive*. *Precision-Confidence Curve* menunjukkan *precision* 1.00 pada *confidence* 0.840, menandakan akurasi tinggi pada *threshold* tersebut [10]. Secara keseluruhan, grafik ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dengan konsistensi tinggi pada berbagai metrik evaluasi untuk kedua kelas yang diuji, yang diperoleh melalui pelatihan dengan 250 *epoch* dan ukuran gambar 416 x 416.

3.4 Harris Corner Detection

Sudut dapat didefinisikan sebagai titik yang memiliki lingkungan lokal yang terdiri dari dua arah tepi yang berbeda dan dominan, yang dikenal sebagai sudut. Dalam konteks citra, sudut dapat digambarkan sebagai pertemuan dua sisi yang menunjukkan perubahan intensitas kecerahan yang tajam. *Harris Corner Detection* merupakan metode yang efektif untuk mendeteksi sudut, karena mampu membedakan antara tepi dan sudut dengan tingkat akurasi yang tinggi. Metode ini menghasilkan nilai yang konsisten meskipun citra mengalami rotasi, penskalaan, variasi pencahayaan, atau gangguan noise [11].

Proses deteksi sudut menggunakan *Harris Corner Detection* dilakukan dengan menghitung variasi nilai intensitas dalam citra melalui jendela biner yang digeser sepanjang sumbu x dan y. Untuk menentukan variasi nilai intensitas tersebut, digunakan persamaan tertentu yang menghitung perubahan intensitas dalam citra. Untuk menentukan variasi nilai intensitas, dapat digunakan suatu persamaan 1 yang menghitung perubahan intensitas dalam citra (Maltar, 2023) [12]. Bagian ini membahas secara rinci teknik visual yang diterapkan dalam sistem kamera *stereo* untuk mendeteksi dan melacak fitur-fitur di lingkungan. Proses dimulai dengan mendeteksi titik-titik menonjol, seperti sudut, pada setiap frame. Salah satu metode yang sering digunakan untuk mendeteksi sudut adalah *Harris Corner Detection*, yang dikenal efektif dalam mengidentifikasi fitur-fitur penting. Metode ini memungkinkan algoritma bekerja dengan baik di berbagai kondisi lingkungan [13].

Setelah sudut-sudut terdeteksi, algoritma mengasumsikan bahwa fitur-fitur tersebut berada pada bidang datar. Dari sini, *disparitas*, yaitu perbedaan posisi fitur antara gambar kiri dan kanan, dapat dihitung. Dengan memanfaatkan prinsip dasar *disparitas stereo*, jarak ke bidang yang mengandung fitur-fitur tersebut dapat ditentukan. Selanjutnya, algoritma melacak fitur dari satu gambar *stereo* ke gambar lainnya. Proses ini memungkinkan pemulihan perpindahan visual dari sekumpulan fitur secara langsung, sehingga sistem dapat memahami dinamika gerakan di lingkungan dengan lebih baik [14].

$$\begin{aligned}
 E(u, v) &= \sum_{x,y} w(x, y) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2 \\
 &= \sum u^2 I_x^2 + 2uv I_x I_y + v^2 I_y^2 \\
 &= \sum [u \ v] \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix} [u] \\
 &= [u \ v] \left(\sum \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix} \right) [u] \tag{6}
 \end{aligned}$$

Dimana:

- E = adalah perbedaan antara jendela asli dan yang digeser.
- u = adalah pergeseran ke arah sumbu x.



- v = adalah pergeseran ke arah sumbu y .
- $w(x,y)$ = fungsi jendela untuk menentukan batas pada sumbu x dan y
- $I(x+u,y+v)$ = intensitas pergeseran pada jendela.
- $I(x,y)$ = intensitas yang asli.

3.5 Pengujian Akurasi Deteksi dan Estimasi Jarak

Pengujian akurasi deteksi dan estimasi jarak menggunakan sensor kamera *stereo* Orbbec Astra dilakukan untuk menilai kemampuan kamera mendeteksi bola dan robot lawan dengan akurat. Bola dan robot ditempatkan pada jarak tertentu mulai dari 0,5 meter, kemudian diukur dengan meteran. Pengujian ini melibatkan parameter seperti warna, bentuk bola, tingkat kepercayaan deteksi, serta posisi dan jarak objek, yang dibandingkan dengan pengukuran fisik. Kamera *stereo* Orbbec Astra mendeteksi objek dalam frame gambar dengan garis merah menandai batas objek dan latar belakang. Estimasi jarak yang terdeteksi oleh kamera dibandingkan dengan jarak fisik untuk mengevaluasi akurasi deteksi. Tujuan utama pengujian ini adalah untuk mengetahui batas jarak maksimal deteksi yang akurat, yang penting dalam merancang strategi permainan robot yang responsif, efisien, dan efektif, meningkatkan kemampuan robot dalam merespon pergerakan bola dan robot lawan dengan cepat selama pertandingan [15] [3].

Tabel 4 . Hasil Pengujian Deteksi Bola dan Pengujian Jarak Nyata

No	Gambar	X Bola	Y Bola	Confidence	Jarak Nyata	Jarak Kamera	Lux
1		11	39	0.96	50cm	70cm	220
2		-10	127	0.98	100cm	116cm	231
3		-2	186	0.98	150cm	165cm	260
4		-13	216	0.98	200cm	214cm	285
5		-13	272	0.99	250cm	265cm	305
6		-12	250	0.97	300cm	315cm	333



No	Gambar	X Bola	Y Bola	Confidence	Jarak Nyata	Jarak Kamera	Lux
7		-13	261	0.96	350cm	365cm	341
8		-12	100	0.28	400cm	385cm	359
9		-2	106	0.48	450cm	428cm	302
10		4	160	0.45	500cm	475cm	312

Tabel 5 . Hasil Pengujian Deteksi Robot dan Pengujian Jarak Nyata

No	Gambar	X Robot	Y Robot	Confidence	Jarak Nyata	Jarak Kamera	Lux
1		35	125	0.47	60cm	89cm	22
2		20	121	0.80	100cm	128cm	25
3		27	128	0.89	150cm	172cm	26
4		29	146	0.81	200cm	219cm	24
5		26	160	0.86	250cm	267cm	29
6		19	165	0.89	300cm	313cm	30



4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengintegrasikan kamera *Stereo Vision Orbbec Astra Pro Plus*, algoritma *YOLOv5*, dan metode *Harris Corner Detection* untuk meningkatkan akurasi deteksi dan estimasi jarak pada robot sepak bola beroda dalam kompetisi KRSBI-B. Sistem ini diuji secara langsung dengan membandingkan hasil estimasi jarak kamera dengan pengukuran fisik menggunakan meteran. Hasil pengujian menunjukkan bahwa robot mampu mendeteksi objek bola hingga jarak 5 meter dengan tingkat kepercayaan (*confidence*) yang tinggi, mencapai 0,99 pada jarak 250 cm dan 0,97 pada 300 cm. Estimasi jarak oleh kamera menunjukkan deviasi rata-rata sekitar 10–15 cm dari jarak sebenarnya, yang masih dalam batas toleransi untuk kebutuhan kompetisi. Untuk objek robot lawan, sistem juga menunjukkan akurasi serupa, dengan *confidence* tertinggi 0,89 pada jarak 150–300 cm. Hasil ini membuktikan bahwa sistem mampu memberikan informasi posisi objek dengan cepat dan akurat dalam berbagai kondisi pencahayaan. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan mampu meningkatkan adaptabilitas dan efektivitas robot di lapangan, memperkuat kemampuan robot untuk merespons situasi pertandingan secara real-time dengan strategi yang lebih presisi dan efisien.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Purnomo. M. H. Mozef. E. Rochardjo. H. S. B. Prabowo. G. Purwanto. D. Pitowarno. E. ndra, I. Mutijarsa. K. dan Muis. Abdul. Kusumoputro. Benyamin, *Buku Pedoman Kontes Robot Indonesia (KRI) Tahun 2023. Balai Pengembangan Talenta Indonesia Pusat Prestasi Nasional Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset Dan Teknologi*. Jakarta, 2023.
- [2] F. Li and P. Li, "Computer-aided teaching software of three-dimensional model of sports movement based on kinect depth data," *Comput Aided Des Appl*, vol. 18, no. S2, pp. 123–134, 2020, doi: 10.14733/cadaps.2021.S2.123-134.
- [3] A. Biswas, B. Dey, B. Poudyel, N. Sarkar, and T. Olariu, "Automatic fall detection using Orbbec Astra 3D pro depth images," *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, vol. 43, no. 2, pp. 1707–1715, 2022, doi: 10.3233/JIFS-219272.
- [4] L. Mejias, I. Fernando Mondragón, P. Doherty, P. Campoy, and I. Mondragón, "Stereo Vision-Based Navigation for an Autonomous Helicopter," 2019. [Online]. Available: <http://eprints.qut.edu.au/>
- [5] M. Mansour, P. Davidson, O. Stepanov, and R. Piché, "Relative importance of binocular disparity and motion parallax for depth estimation: A computer vision approach," *Remote Sens (Basel)*, vol. 11, no. 17, 2019, doi: 10.3390/rs11171990.
- [6] F. Romadloni, J. Endrasmono, Z. M. A. Putra, A. Khumaidi, I. Rachman, and R. Y. Adhitya, "Identifikasi Warna Buoy Menggunakan Metode You Only Look Once Pada Unmanned Surface Vehicle," *Jurnal Teknik Elektro dan Komputer TRIAC*, vol. 10, no. 1, 2023, doi: 10.21107/triac.v10i1.19650.
- [7] H. A. Saputri, M. Avrillio, L. Christofer, V. Simanjaya, and I. N. Alam, "Implementation of YOLO v7 algorithm in estimating traffic flow in Malang," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2024, pp. 117–126. doi: 10.1016/j.procs.2024.10.235.
- [8] C.-L. Ji, T. Yu, P. Gao, F. Wang, and R.-Y. Yuan, "YOLO-TLA: An Efficient and Lightweight Small Object Detection Model based on YOLOv5," Feb. 2024, doi: 10.1007/s11554-024-01519-4.
- [9] M. A. Adi, Agus Khumaidi, Mohammad Basuki Rahmat, Dimas Pristovani Riananda, Muhammad Khoirul Hasin, and Didik Sukoco, "Implementasi Sistem Deteksi Titik Api Pada area graving dock Menggunakan YOLOv5," *Jurnal Elektronika dan Otomasi Industri*, vol. 11, no. 2, pp. 473–482, Jul. 2024, doi: 10.33795/elkolind.v11i2.5233.
- [10] A. A. Wahyudi, Agus Khumaidi, Mohammad Basuki Rahmat, Dimas Pristovani Riananda, Mat Syai'in, and Joko Endrasmono, "Implementasi Robot Operating System (ROS) Untuk Meningkatkan Akurasi Deteksi Bola Menggunakan YOLO V5 Pada KRSBI-Beroda," *Jurnal Elektronika dan Otomasi Industri*, vol. 11, no. 2, pp. 648–661, Jul. 2024, doi: 10.33795/elkolind.v11i2.5234.
- [11] Z. Tang, P. Wang, Y. Wang, C. Wang, and Y. Han, "Distributed Small-Step Path Planning and Detection Method for Post-earthquake Robot to Inspect and Evaluate Building Damage," *Front Neurorobot*, vol. 16, Aug. 2022, doi: 10.3389/fnbot.2022.915150.
- [12] R. Ginting, R. Patmasari, and S. Aulia, "Sistem Orientasi Objek Dengan Metode Stereo Vision Berbasis Raspberry Pi," *Journal Research and Development (ITJRD)*, vol. 3, no. 1, 2018, doi: 10.25299/itjrd.2018.vol3(1).xxxx.
- [13] J. Maltar, "Robust visual place recognition using deep representations and sequence-based image matching," 2023. [Online]. Available: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:168:950209>
- [14] I. Marzuqi, G. Prilian Arinata, Z. Putra, and dan Agus Khumaidi, *Segmentasi dan Estimasi Jarak Bola dengan Robot Menggunakan Stereo Vision*. 2017.
- [15] X. Sun *et al.*, "Distance Measurement System Based on Binocular Stereo Vision," in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Institute of Physics Publishing, Jul. 2019. doi: 10.1088/1755-1315/252/5/052051.

