IMPLEMENTASI NEURAL NETWORK PADA HUMANOID ROBOT GUNA MENDETEKSI BOLA

Ibnu Asmara^{1*}, Galih Risang Pradipta², Gigih Rizalulhaq³, Fakur Yosi Alisandro⁴, Ardy Seto Priambodo⁵

Departemen Teknik Elektro dan Elektronika, Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia ibnuasmara.2021@student.uny.ac.id, galihrisang.2021@student.uny.ac.id, <a href="mailto:galihrisang.2021

Received: xx month year – Revised: xx month year – Accepted: xx month year

ABSTRACT

This article discusses research on detecting the Fifa Soccer Ball found in Webots simulations using Neural Network technology for humanoid robots in the RoboCup competition which aims to detect balls so they can play soccer in general. The research aims to improve the accuracy of ball detection by using a Neural Network and to train robots to recognize the shape and color of the ball. This study uses the Webots simulator and uses the Nao robot to test and model the camera on the robot. The test results show a high level of accuracy within a certain distance when detecting the ball. However, this study also found some limitations in the datasheet used, and it is recommended to conduct further research. Overall, this study provides insight into the potential use of Neural Networks to improve the performance of humanoid robots in RoboCup competitions.

Keywords: Humanoid Robot, Neural Network, OpenCV, RoboCup, Webots **ABSTRAK**

Artikel ini membahas tentang penelitian pendeteksian bola Fifa Soccer Ball yang terdapat pada simulasi Webots dengan menggunakan teknologi Neural Network untuk robot humanoid dalam kompetisi RoboCup yang bertujuan untuk mendeteksi bola agar dapat bermain sepak bola pada umumnya. Penelitian bertujuan untuk meningkatkan akurasi pendeteksian bola dengan menggunakan Neural Network dan melatih robot untuk mengenali bentuk dan warna bola. Penelitian ini menggunakan simulator Webots dan menggunakan robot nao untuk menguji dan memodelkan kamera pada robot. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam jarak tertentu saat mendeteksi bola. Namun, studi ini juga menemukan beberapa keterbatasan dalam Datasheet yang digunakan, dan disarankan untuk melakukan penelitian lebih lanjut. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan wawasan tentang potensi penggunaan Neural Netwrok untuk meningkatkan kinerja robot humanoid dalam kompetisi RoboCup.

Kata Kunci: Humanoid Robot, Neural Network, OpenCV, RoboCup, Webots

I. INTRODUCTION

Salah satu olahraga di Indonesia dengan penggemar dan terpopuler yaitu sepak bola. Menurut Indopos.co.id 30 Maret 2023 dimana Menteri Pemuda dan Olahraga mengemukakan bahwa 70% penduduk Indonesia sebagai penggemar bola yang jumlahnya 189 juta warga Indonesia sebagai penggemar bola baik kancah nasional maupun Internasional.[1]. Sepak bola juga menjadi salah satu olahraga paling populer di dunia yang menarik perhatian jutaan penggemar dari berbagai belahan bumi. Dalam beberapa dekade terakhir, perhatian terhadap sepak bola semakin meningkat baik sebagai olahraga profesional maupun hiburan massa. Sejarah sepak bola dunia pertama kali dimainkan yaitu di China pada sekitar abad ke-3 dan 2 sebelum masehi dengan nama awal yaitu Cuju. Tetapi cerita yang diakui beberapa ahli sepak bola populer pada abad ke-12 yang dimana pada abad ini sepak bola di mainkan pada jalanan Inggris. Kemudian Federation *Internasional Football Associantion (FIFA)* didirikan pada tanggal 21 Mei 1904, yang ditandatangani oleh tuju negara yaitu Prancis, Belgia, Denmark, Belanda, Spanyol, Swedia, dan Swiss. Perkembangan pada sepak bola saat ini sudah mengalami kemajuan yang sangat pesat, seperti pada gelaran *RoboCup* yang merupakan

ajang kontes robot sepak bola internasional yang kompetitif. *RoboCup* sendiri memiliki tujuan utama yaitu membentuk sebuah tim robot sepak bola humanoid yang dapat mengalahkan tim juara dunia pada geleran *FIFA Wolrd Cup* pada tahun 2050[2].

Untuk mengalahkan tim juara dunia pada gelaran FIFA World Cup, Robot harus mempunyai struktur tubuh seperti manusia serta memiliki kecerdasan buatan yang mendekati manusia untuk memainkan sepak bola. Selain itu robot harus di lengkapi dengan sensor-sensor untuk mendukung kemampuannya dalam bermain sepak bola, seperti kamera, akselerometer, gyroscope, dan lain - lain. Sama seperti permainan sepak bola pada umumnya, bola memiliki peranan yang sangat penting dalam pertandingan sepak bola robot humanoid. Namun terkadang Robot tidak dapat mendeteksi bola dikarenakan terdapat objek yang memiliki bentuk dan struktur seperti bola. Dengan kurangnya teknologi humanoid robot dalam mendeteksi bola ketika sedang bermain sepak bola. Sehingga diperlukannya teknologi untuk dapat mendeteksi bola ketika robot sedang bermain sepak bola menggunakan teknologi Neural Network. Teknologi ini dapat mengolah bentuk dan warna dari sebuah datasheet yang kemudian nantinya dapat terdeteksi oleh robot.

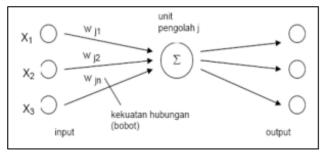
Penelitian sebelumnya telah mencoba memecahkan masalah tersebut dengan menggunakan sistem deteksi objek menggunakan ekstraksi citra dalam ruang warna HSV. Meskipun proses ini memiliki tingkat akurasi sebesar 90%, terdapat kelemahan pada pengenalan bola yang hanya berdasarkan ekstraksi warna bola tanpa memperhatikan bentuk bola[3]. Selanjutnya, terdapat penelitian yang menggunakan teknologi *Histogram of Oriented Gradient (HOG)* dan *Support Vector Machine (SVM)* yang didalamnya juga masih terdapat kelemahan dan kekurangan berupa gangguan objek lain dengan hasil akurasi sebesar 68,3%[4].

Peneliti serupa yang telah dilakukan kurang menyinggung mengenai *Neural Network* yang pada pengimplementasiannya dapat memberikan hasil deteksi yang lebih akurat dengan identifikasi bentuk dan warna bola yang sebelumnya telah melalui tahapan *training*, selanjutnya akan memperoleh output berupa *Haar Cascade* yang terdapat di dalam file .XML. Dengan adanya penggunaan teknologi *Neural Network* pada *humanoid* robot diharapkan dapat mendeteksi bola sesuai dengan *datasheet*, dan meningkatkan akurasi robot dalam mendeteksi bola.

II. METODE PENELITAN

A. Neural Network

Neural Network adalah suatu metode komputasi yang nerupakan salah satu representasi jaringan syaraf biologis[5]. Metode ini menggunakan elemen perhitungan dasar yang tidak linear, yang disebut neuron, yang diatur dalam suatu jaringan yang saling terhubung. Hal ini mirip dengan jaringan saraf manusia. Seperti halnya neuron dalam tubuh manusia, jaringan saraf tiruan juga memiliki dua sifat yang penting. Pertama, mampu mengenali sinyal input yang sedikit berbeda dari yang pernah diterima sebelumnya. Sebagai contoh, manusia sering kali dapat mengenali seseorang dari foto, atau mengenali seseorang meskipun wajahnya sedikit berbeda karena sudah lama tidak bertemu. Kedua, jaringan saraf tersebut tetap dapat berfungsi dengan baik meskipun beberapa neuronnya tidak beroperasi dengan optimal. Jika ada neuron yang rusak, neuron lain dapat dilatih untuk menggantikan fungsinya[6]. Jaringan saraf tiruan (JST) adalah sebuah sistem pengolahan informasi yang memiliki ciri-ciri yang mirip dengan jaringan saraf biologi (JSB). Model struktur neuron dalam jaringan saraf tiruan dapat dijelaskan melalui Gambar 1. berikut ini.:



Gambar 1. Arsitektur Jaringan Syaraf (Neural Network)

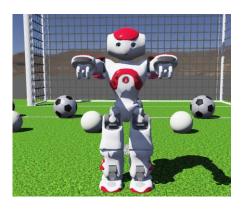
Jaringan saraf tiruan atau *Neural Network* memiliki kemampuan untuk belajar dari contoh-contoh yang diberikan, kemudian mampu menerapkan pengetahuan tersebut pada situasi umum dan mengidentifikasi pola penting dari masukan yang diberikan, bahkan pada data yang tidak relevan. Algoritma yang digunakan dalam jaringan saraf tiruan bekerja dengan data numerik, sehingga data yang tidak bersifat angka harus diubah menjadi bentuk numerik[7].

B. Rancangan Humanoid Robot

Humanoid Robot adalah robot yang menyerupai manusia yang memiliki 25 sendi atau bisa disebut degree of freedom (DOF). Robot ini memiliki tinggi 57 cm dengat bobot sebesar 4.5 kg. Bobot ini sudah termasuk baterai yang digunakan pada robot. Pada penelitian kali ini menggunakan humanoid robot nao, Robot Nao dalam kondisi autonomous dapat bertahan hingga mencapai 90 menit, tetapi hal ini juga bergantung pada perilaku yang dilakukan oleh robot. [8]

Sendi–sendi pada Robot Nao dapat diatur sedemikian rupa untuk menghasilkan beberapa pergerakan yang diinginkan, misalnya kita dapat mengatur sendi kepala robot agar kepala robot bisa bergerak sesuai dengan posisi yang telah ditentukan. Sama halnya pada sendi kaki robot, lengan robot, dan sendi lainnya dapat diatur dengan cara yang serupa, tetapi harus dengan memperhitungkan seberapa besar pergerakan yang dijalankan oleh robot agar menghasilkan gerakan yang sesuai. Gerakan pada sendi robot ini dapat ditentukan dengan seberapa besar posisi sudut yang telah ditargetkan. Pada Nao Robot juga terdapat fitur – fitur seperti GPS, Sensor, Kamera, dan *Gyro*. Untuk spesifikasi pada Nao Robot memiliki *Processor AMD Geode*, *Speed Clock* 500MHz, RAM sebesar 256SDRAM, Internal *Memory* sebesar 1*GigaByte*[8,9,10]. Model robot dapat dilihat pada gambar di bawah.

Pada penelitian ini kami menggunakan software Webots Simulator sebagai alat untuk menguji dan me-modelkan Robot. Software Webots dapat mendukung untuk mensimulasikan pergerakan Robot secara akurat dan menjalankan beberapa fitur yang akan digunakan pada Nao Robot, sehingga dapat mengumpulkan secara akurat dan relevan yang sangat diperlukan pada proses penelitian. Salah satu humanoid robot yang tersedia pada simulasi webots yaitu Robot Nao. Simulasi webots dapat mensimulasikan robot nao dengan menyidiakan fitur fitur yang mencakup untuk penelitian ini, seperti pada kamera yang terdapat pada Robot nao yang nantinya digunakan untuk mendeteksi bola.

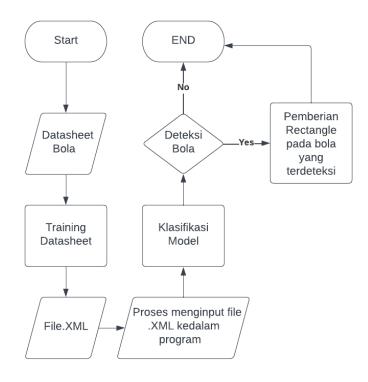


Gambar 2. Robot NAO

C. Rancangan Sistem

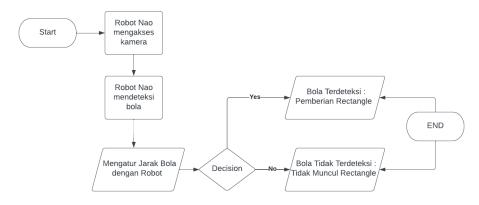
1. Rancangan Proses Training dan Pendeteksian Bola

Dalam penelitian terdapat beberapa langkah metodologi, langkah – langkah yang dilakukan meliputi bagan proses training dan pendeteksian bola, serta terdapat rancangan pada algoritma utama cara kerja pada sistem pendeteksi bola *humanoid* robot. Bagan dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Proses Training dan Deteksi Bola

Bagan yang terdapat pada Gambar 3. merupakan penjelasan dari *Flowchart* proses *datasheet training* yang nantinya akan digunakan sebagai pendeteksi objek bola, proses ini diawali dengan pengumpulan *datasheet* bola yang selanjutnya akan dimasukkan kedalam *Cascade-Trainer* GUI dan menghasilkan sebuah file .XML. *Datasheet* yang dimasukkan tersebut akan menganalisa dan melatih model bola untuk mendapatkan hasil deteksi yang akurat. File .XML tersebut kemudian akan dimasukkan ke dalam sebuah program *controller* pada *Webots*, pada saat robot mendeteksi bola maka akan memunculkan sebuah *rectangle* dalam tampilan *OpenCV* dan jika tidak maka proses akan selesai [11].



Gambar 4. Flowchart Utama Robot

Bagan pada Gambar 4. menunjukkan *Flowchart* dari tujuan utama *humanoid* robot untuk mendeteksi bola. Untuk dapat mencapai tujuan tersebut, kamera *humanoid* robot diatur sedemikian rupa agar dapat melihat bola. Kamera *humanoid* robot akan mendeteksi bola dengan memanfaatkan *Neural Network* melalui *library OpenCV* untuk mengolah *datasheet* yang sebelumnya telah dilakukan *training*. Ketika kamera *humanoid* robot mendeteksi bola, maka akan menampilkan sebuah *rectangle* pembatas pada objek bola yang terdeteksi.

2. Perancangan Arena dan Objek

Pada penelitian ini diawali dengan pembuatan sebuah arena pada *Webots* yang dilakukan dengan cara mengambil "*Node*" yang sudah tersedia pada *Webots* berupa *SoccerField*. Dapat dilihaat pada Gambar 5.



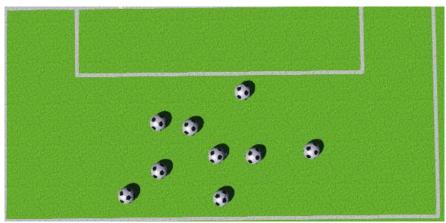
Gambar 5. Soccer Field

Kemudian pada penelitian ini digunakan 2 objek yang tersedia pada simulasi *Webots*, yaitu *Fifa Soccer Ball dan PingPong Ball Scalle*. Pada penelitian ini berfokus pada pendeteksian objek *Fifa Soccer Ball*.

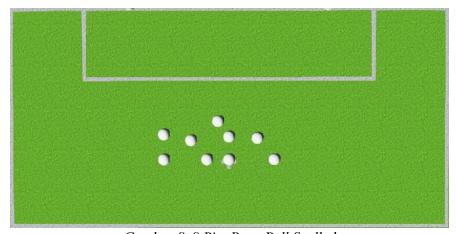


Gambar 6. Fifa Soccer Ball dan PingPong Ball Scalled

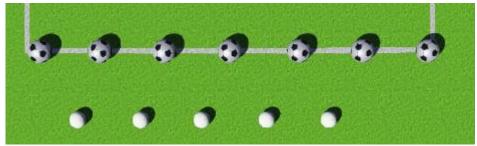
Objek pada Gambar 6. menunjukan objek yang akan digunakan pada penelitian kali ini yaitu Fifa Soccer Ball dan PingPong Ball Scalled. Yang dimana pada pengujian pertama dan kedua terdapat 9 objek Fifa Soccer Ball dan PingPong Ball Scalled dengan posisi yang tersebar dalam kotak penalti, selanjutnya untuk pengujian terakhir dilakukan penggabungan objek antara 7 Fifa Soccer Ball dan 5 PingPong Ball Scalled. Posisi bola dapat dilihat pada gambar dibawah.



Gambar 7. 9 Fifa Soccer Ball



Gambar 8. 9 PingPong Ball Scalled



Gambar 9. 7 Fifa Soccer Ball dan 5 PingPong Ball Scalled

3. Proses pengambilan data training

Sebelum proses deteksi bola, perlu dilakukan *training* untuk mempelajari model dan mengenali pola – pola yang ada pada *datasheet* tersebut. Dalam penelitian ini menggunakan 1 file .XML yang digunakan untuk membandingkan akurasi pada setiap *datasheet*. Pada file .XML memiliki jumlah input data yang berbeda, dapat dilihat pada Tabel 1.

Datasheet	Input Jumlah Sample		
	n	p	
Datasheet 1	50	50	

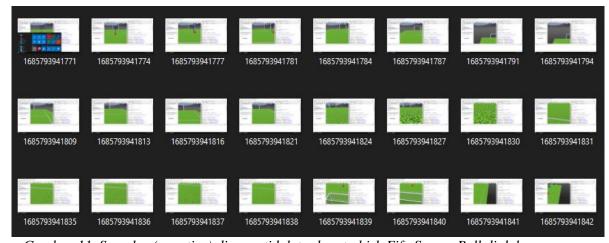
Pada Tabel 1. terdapat 2 datasheet dengan 2 jenis *sample* input, yaitu n(negatif) dan p(positif). Dimana pada *sample* positif mengandung objek yang akan di deteksi, sedangkan

pada *sample* negatif tidak mengandung objek yang akan di deteksi. Kedua *sample* input n dan p akan ditampilkan pada Gambar 10. dibawah :



Gambar 10. Sample p(positif) dengan objek Fifa Soccer Ball di dalamnya

Pada Gambar 10. berisi *datasheet* dengan *sample* p(positif) yaitu objek *Fifa Soccer Ball* yang setelahnya akan ditraining. Proses training datasheet bola bertujuan untuk mengumpulkan data yang paling akurat agar dapat memberikan informasi yang lebih baik yang nantinya akan digunakan untuk mendeteksi bola pada *humanoid* robot.



Gambar 11. Sample n(negative) dimana tidak terdapat objek Fifa Soccer Ball di dalamnya

Untuk selanjutnya pada Gambar 11. berisi *sample datasheet* n(negatif) dimana pada *datasheet* tersebut tidak mengandung objek yang akan dideteksi yaitu *Fifa Soccer Ball*.

D. Pengambilan data

Untuk pengambilan data yang akan dilakukan yaitu tingkat keakurasian, dimana terdapat banyak bola yang terdeteksi dengan jumlah bola secara keseluruhan. Pada pengambilan data ini akan diuji sebanyak 3 kali dan akan dilakukan dengan jarak *humanoid* robot yang berbeda – beda sebagai pembanding. Maka presentase akurasinya dapat dihitung sebagai berikut:

Akurasi : $\frac{Jumlah\ bola\ yang\ terdeteksi}{Jumlah\ bola\ keseluruhan} x\ 100\%$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Tabel hasil pengujian

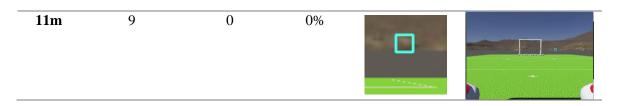
Tabel 2. Tabel Hasil Percobaan dengan objek 9 Fifa Soccer Ball

Jarak	Jumlah Bola Keseluruhan	Jumlah Bola Terdeteksi	Akurasi	Distraksi	Hasil
1,5m	9	9	100%		200 2
2m	9	9	100%		
2,5m	9	9	100%		
3m	9	9	100%		
3,5m	9	9	100%		e e e e e e e e e e e e e e e e e e e
4m	9	9	100%		
5m	9	8	88,89%		
8m	9	8	88,89%		
10m	9	7	77,78%	□ 8-	o made
11m	9	4	44,44%	₩.	i med

Pada Tabel 2. pengambilan data dilakukan dengan menggunakan objek *Fifa Soccer Ball* dan jarak antar robot dengan bola yang berada pada dalam kotak penalti, Jarak yang diambil pada pengujian kali di mulai dari jarak 1,5m dari robot hingga kotak penalti yang terdapat bola. Jumlah objek yang terdekti pada pengujian di atas memiliki beberapa akurasi dengan akurasi tertinggi pada jarak 1,5m hingga 4m, kemudian pada jarak 8m hingga 11m di temukan Distraksi.

Tabel 3. Hasil Percobaan dengan objek 9 PingPong BallScalled

Tabel 3. Hasil Percobaan dengan objek 9 <i>PingPong BallScalled</i> Jumlah							
Jarak	Jumlah Bola Keseluruhan	Bola Terdeteksi	Akurasi	Distraksi	Hasil		
1,5m	9	7	77,78%		12222		
2m	9	7	77,78%				
2,5m	9	6	66,67%				
3m	9	6	66,67%				
3,5m	9	6	66,67%				
4m	9	4	44,44%				
5m	9	4	44,44%				
8m	9	1	11,11%				
10m	9	0	0%				



Pada Tabel 3. pengambilan data dilakukan dengan menggunakan objek PingPong BallScalled dan jarak antar robot dengan bola yang berada pada dalam kotak penalti, Jarak yang diambil pada pengujian kali di mulai dari jarak 1,5m dari robot hingga kotak penalti yang terdapat bola. Jumlah objek yang terdekti pada pengujian di atas memiliki beberapa akurasi dengan akurasi tertinggi pada jarak 1,5m dan 2m, kemudian pada jarak 4m hingga 11m di temukan Distraksi.

Jarak		h Bola	Jumlah	Akurasi	ll, 5 PingPong Ba Distraksi	Hasil
oaran		uruhan	Fifa Soccer	1 KKUI USI	Distrains	11usii
	Fifa Soccer		Ball			
			Terdeteksi			
1 5	Ball 7	Ball Scalled 5	7	1,000/		
1,5m	1	5	1	100%		2 0 2,2,2 2 2
2m	7	5	7	100%		4, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2,
2,5m	7	5	7	100%		, ., ., . , . , . ,
3m	7	5	7	100%		0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
3,5m	7	5	7	100%		2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3
4m	7	5	7	100%		5, 5, 5, 5, 5, 5, 8
5m	7	5	7	100%		polypopulo a

8m	7	5	6	85,71%	20, 20, 20, 20, 20
10m	7	5	2	28,57%	a de la companya de l
11m	7	5	1	14,29%	

Seperti yang sudah di bahas pada metode penelitian maka pengujian kali ini di fokus kan untuk mendeteksi *Fifa Soccer Ball*. Maka dari itu pengambilan data pada tabel 4 dilakukan dengan menggunakan 2 objek agar dapat mengetahui seberapa besar akurasi dalam mendeteksi bola *Fifa Soccer Ball*. Pengujian kali mendapatkan nilai akurasi pada jarak 4m dan 5m dikarenakan 7 bola *Fifa Soccer Ball* terdeteksi dan tidak adannya distraksi.

B. Pembahasan

Dari pengujian yang telah dilakukan dapat dilihat pada tabel 2,3,4 yang menunjukan hasil objek yang telah berhasil terdeteksi, tingkat akurasi, dan distrkasi pada setiap jarak pengujian. Pada pengujian pertama dengan menggunakan bola *Fifa Soccer Ball* didapatkan hasil yang sangat akurat pada jarak 1,5m hingga 4m dengan nilai persentase yang sangat tinggi yaitu 100% dan juga tidak adanya distraksi.

Pada pengujian kedua di lakukan dengan menggunakan bola *PingPong Ball Scalled* didapatkan hasil yang kurang akurat di karenakan nilai tertinggi hanya mendapatkan persentase senilai 77,78% dan terdapat distraksi pada jarak 4m hingga 11m. Kemudian pada pengujian ketiga dengan menggunakan 2 objek yang berbeda yaitu 7 bola *Fifa Soccer Ball* dan 5 *PingPong Ball Scalled* terdapat beberapa distraksi pada jarak 1,5m hingga 3,5m, namun untuk jarak 4m dan 5m didapatkan hasil yang sangat akurat yang ditunjukan pada nilai akurasi 100% dan tidak adanya distraksi.

Dari ketiga pengujian tersebut mendapatkan hasil bahwa deteksi *Fifa Soccer Ball* dengan akurasi sangat tinggi dan tidak ada distraksi adalah pada pengujian ketiga dengan jarak 4m dan 5m dikarenakan mendapatkan nilai akurasi sebesar 100% dan tidak terdapat distraksi.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan bahwa akurasi yang paling tinggi untuk mendeteksi Fifa Soccer Ball adalah pada pengujian ketiga dengan jarak 4m dan 5m dengan nilai akurasi sebesar 100% dan tidak adanya distraksi oleh objek selain Fifa Soccer Ball. Pada pengujian datasheet Fifa Soccer Ball masih terdapat beberapa kelemahan seperti pada pengujian ketiga, datasheet dapat mendeteksi objek selain Fifa Soccer Ball pada jarak 1,5m hingga 3,5m masih terdapat distraksi objek selain Fifa Soccer Ball yaitu PingPong Ball Scalled. Hal itu juga dipengaruhi oleh warna dasar dari objek distraksi yang menyurupai objek aslinya yaitu Fifa Soccer Ball dan juga dapat dipengaruhi oleh jarak yang semakin jauh dari dalam kotak penalti yang terdapat objek dengan robot maka akurasi mendeteksi objek yang difokuskan pada bola Fifa Soccer Ball semakin rendah. Seperti yang terdapat pada Tabel 4. Dengan jarak pengujian 11m didapatkan hasil nilai akurasi sebesar 14,29%. Dalam penelitian ini disarankan untuk dilakukan penelitian lebih lanjut oleh peneliti selanjutnya dikarenakan terdapat kekurangan pada datasheet yang telah ada. Diharapkan juga penelitian ini dapat diimplementasikan pada pengembangan humanoid robot sepak bola agar dapat diterapkan pada ajang perlombaan RoboCup.

V. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bro. (2023, Maret.30). Sanksi FIFA, Muhadjir Effendy: 70 Persen Warga Indonesia Pecinta Sepakbola [Online]. Available: https://www.indopos.co.id/olahraga/2023/03/30/sanksi-fifa-muhadjir-effendy-70-persen-warga-indonesia-pecinta-sepakbola/#:~:text=INDOPOS.CO.ID%20%E2%80%93%20Ada,30%2F3%2F2023
- [2] KITANO, Hiroaki; ASADA, Minoru. The RoboCup humanoid challenge as the millennium challenge for advanced robotics. Advanced Robotics, 1998, 13.8: 723-736.
- [3] DEWANGGA, Calvinsan Pratama. Sistem Deteksi Bola, Gawang, Dan Kostum Pada Robot Barelang FC Menggunakan Machine Vision. Buku Tugas Akhir Diploma IV Jurusan Mekatronika, Politeknik Negeri Batam, Batam, 2014.
- [4] ISWAHYUDI, Fauzi Nur; SUMBODO, Bakhtiar Alldino Ardi. Pendeteksian Bola untuk Robot Sepak Bola Humanoid Berbasis Pengenalan Pola. IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems), 2017, 7.1: 105-116.
- [5] WINDARTO, Agus Perdana. Implementasi Jst Dalam Menentukan Kelayakan Nasabah Pinjaman Kur Pada Bank Mandiri Mikro Serbelawan Dengan Metode Backpropogation. J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika), 2017, 1.1: 12-23.
- [6] WINDARTO, Agus Perdana. Implementation of data mining on rice imports by major country of origin using algorithm using k-means clustering method. International Journal of artificial intelligence research, 2017, 1.2: 26-33.
- [7] DESSY WURYANDARI, Maharani. Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah. 2011. PhD Thesis. Universitas Komputer Indonesia.
- [8] INDONESIA, DETEKSI WAJAH DAN SUARA BAHASA. INTERAKSI INTERAKTIF ROBOT NAO MENGGUNAKAN.
- [9] MUTTAQIN, Achmad Rizal, et al. Implementation of face detection and recognition of Indonesian language in communication between humans and robots. In: 2016 International Conference on Information & Communication Technology and Systems (ICTS). IEEE, 2016. p. 53-57.
- [10] SAPUTRO, Briyan Priyo. PENGEMBANGAN MODUL PEMBELAJARAN ROBOT NAO SEBAGAI MEDIA PEMBELAJARAN ROBOT HUMANOID PADA PEMBELAJARAN ROBOTIKA DI UNIVERSITAS NEGERI JAKARTA. 2017. PhD Thesis. UNIVERSITAS NEGERI JAKARTA.
- [11] HILDA, LIARY NIRWANI. RANCANG BANGUN PENYANGGA SMARTPHONE DENGAN PENGATURAN POSISI OTOMATIS. 2022. PhD Thesis. Universitas Andalas.