

# Navigasi Robot Penjaga Gawang Berdasarkan Prediksi Posisi dan Waktu Kedatangan Bola

## (Goalkeeper Robot Navigation Based on Ball Position and Arrival Time Prediction)

Setiawardhana<sup>1</sup>, Rudy Dikairono<sup>1</sup>, Djoko Purwanto<sup>1</sup>, Tri Arief Sardjono<sup>2</sup>

**Abstract**—Research on wheeled soccer robots has been developed especially for the accuracy of the object detection and classification. This paper solves the problem for ball's position and arrival time prediction also its navigation to block the ball. Previous research used Single Layer Neural Network (SLNN) and Two Layer Neural Network (TLNN) methods. This paper propose a Modified Two-Layer Neural Network (MTLNN) algorithm for increasing the prediction accuracy for ball's position and its arrival time, also Goalkeeper Robot Navigation (GKRN) algorithm for its navigation. The algorithm was created by modifying the TLNN architecture in the number of nodes to eight inputs and two outputs, with the number of hidden being designed as needed. The accuracy of the prediction greatly affects ball blockade because it is used to navigate the robot. The GKRN algorithm was created by modifying the membership function of the Fuzzy Inferences System (FIS), which is adjusted to the robot's needs. The results showed an increase in prediction accuracy from up to 20 times better for ball position and 4 times better for the arrival time of the ball. Overall, the navigation system obtained a successful rate of 90% for blocking the ball.

**Intisari**—Penelitian tentang robot sepakbola beroda telah banyak dikembangkan, terutama untuk proses akurasi pendeteksian dan klasifikasi objek. Makalah ini bertujuan untuk menyelesaikan permasalahan akurasi prediksi posisi bola dan waktu kedatangan di gawang serta navigasi robot untuk memblokir bola agar tidak melintasi gawang. Penelitian sebelumnya menggunakan metode *Single Layer Neural Network* (SLNN) dan *Two Layer Neural Network* (TLNN). Makalah ini membuat algoritme *Modified Two-Layer Neural Network* (MTLNN) untuk peningkatan akurasi prediksi posisi dengan waktu kedatangan bola dan *Goalkeeper Robot Navigation* (GKRN) untuk navigasi blokade bola. Algoritme dibuat dengan modifikasi arsitektur TLNN di jumlah *node* menjadi delapan *input* dan dua *output*, dengan jumlah *hidden* yang didesain sesuai kebutuhan. Akurasi dari prediksi sangat memengaruhi keberhasilan blokade bola karena digunakan sebagai referensi target tujuan akhir dari robot. Algoritme GKRN dibuat dengan memodifikasi fungsi keanggotaan *Fuzzy Inferences System* (FIS) yang disesuaikan dengan kebutuhan robot. Hasil pengujian

menunjukkan peningkatan akurasi prediksi dari metode sebelumnya, TLNN dan SLNN, hingga dua puluh kali lebih baik untuk posisi bola di gawang dan empat kali lebih baik untuk waktu kedatangan bola ke gawang. Secara keseluruhan, sistem navigasi memperoleh keberhasilan memblokir bola di gawang sebesar 90%.

**Kata Kunci**—Prediksi Posisi Bola, Prediksi Waktu Kedatangan, Robot Penjaga Gawang, *Neural Network*, *Fuzzy Inference System*.

### I. PENDAHULUAN

Penelitian robot beroda telah berkembang, terutama dalam komunikasi antar-robot dan kerja sama tim, tetapi belum banyak yang secara khusus membahas robot penjaga gawang beserta algoritme navigasinya untuk peran penjaga gawang. Perkembangan robot dalam kompetisi internasional mendorong para peneliti mengembangkan sistem dan algoritme untuk penjaga gawang dengan peran penting untuk bertahan melawan serangan di lapangan bermain. Makalah ini mengusulkan algoritme untuk menyelesaikan permasalahan navigasi bagi robot penjaga gawang dengan meningkatkan akurasi algoritme prediksi posisi bola dan waktu kedatangannya di area gawang. Sistem prediksi yang diusulkan menggunakan modifikasi arsitektur *neural network* dua *layer* atau lapis, sehingga dinamakan *Modified Two-Layer Neural Network* (MTLNN). Sistem ini digunakan untuk memprediksi posisi dan waktu kedatangan bola di area tujuan. Sistem navigasi yang diusulkan menggunakan metode *Fuzzy Inference System* (FIS) dengan desain spesifik sesuai kebutuhan robot. Metode ini membuat robot dapat bergerak untuk memblokir bola agar tidak melintasi area gawang. Makalah disusun ini berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, seperti penelitian yang membuat sistem prediksi menggunakan sistem satu lapis untuk *backpropagation feed-forward* [1]. Penelitian lain yang digunakan juga sebagai pembandingan adalah sistem pembelajaran lintasan untuk robot tenis meja dengan jaringan saraf tiruan dua lapis (*Two-Layer Neural Network*, TLNN) [2]. Penelitian tentang kamera *omni* yang telah dilakukan yaitu merancang kamera *omnidirectional* dan pemasangannya pada robot [3]. Pengembangan sistem mekanika untuk gerakan robot dilakukan dengan membuat sistem *trajectory odometry* untuk robot *omni*, mendesain FPGA untuk navigasi robot dengan sistem cerdas, dan membuat sistem navigasi robot menggunakan metode *fuzzy* [4]-[7]. Penelitian spesifik tentang transformasi bidang *omni* ke bidang Cartesian telah dibuat sebelumnya dan digunakan oleh robot sepak bola untuk mendefinisikan posisi bola di

<sup>1</sup> Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 60111 INDONESIA (tel:031-5939214; fax:031913804;email: setiawardhana16@mhs.ee.its.ac.id, rudydikairono@ee.its.ac.id, djoko@ee.its.ac.id)

<sup>2</sup> Departemen Teknik Biomedik, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 60111 INDONESIA (tel:031-5939214; fax:031913804;email: sardjono@bme.its.ac.id)

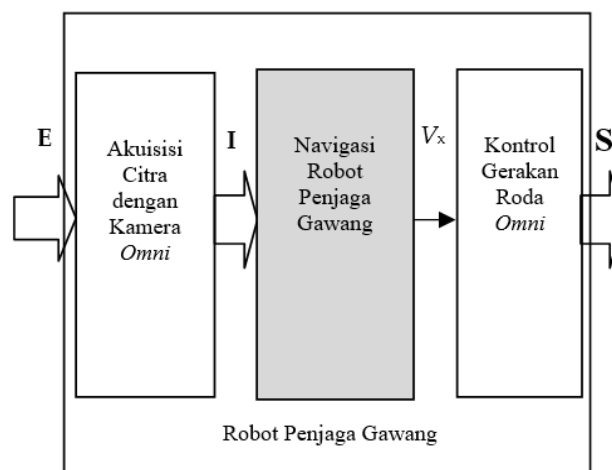


Gbr. 1 Robot penjaga gawang IRIS-ITS.

lapangan [8]. Estimasi lokasi bola secara visual dapat diselesaikan dengan metode *neural network* [9]. Sistem zoom otomatis dapat digunakan untuk menangkap objek kecil dan melacak objek menggunakan filter Kalman [10]. Pengujian sistem dilakukan seperti melihat pengaruh pencahayaan pada kamera *omnidirectional* [11] dengan pendeteksian bola pada robot dapat dikembangkan dengan mendeteksi pola biner berbasis sistem *embedded* dan merujuk pada sistem robot CAMBADA [12]-[15]. Sistem koordinasi gerakan robot beserta pelacakan objek dikembangkan dari penelitian tentang robot cerdas [16]-[21]. Namun, belum ada penelitian yang berfokus pada sistem prediksi posisi dan waktu bola yang tiba di area gawang dan diterapkan ke robot penjaga gawang. Berdasarkan beberapa referensi penelitian sebelumnya, diusulkan beberapa kontribusi baru sebagai berikut.

- Sistem navigasi robot penjaga gawang menggunakan metode FIS dengan desain spesifik untuk keperluan robot sepak bola beroda dengan pengatur waktu pengerjaan setiap satu detik untuk melakukan prediksi dan navigasi. Metode ini diberi nama algoritme *Goalkeeper Robot Navigation* (GKRN).
- Modifikasi arsitektur *neural network* beserta algoritme prediksi dengan delapan *input*, *hidden* yang jumlahnya dapat disesuaikan untuk mendapatkan kinerja terbaik, dan dua *output*. Sistem ini digunakan untuk memprediksi posisi bola dan waktu kedatangannya di area gawang, untuk pengambilan empat buah data posisi bola dengan waktu masing-masing 200 milidetik. Metode ini diberi nama MTLNN.

Makalah ini menggunakan platform robot IRIS ITS yang berperan sebagai robot penjaga gawang. Platform robot ditunjukkan seperti pada Gbr. 1. Robot menggunakan kamera *omnidirectional* dengan penggerak tiga buah roda *omni*. Bagian II menjelaskan secara umum tentang sistem robot penjaga gawang, bagian III menjelaskan tentang sistem navigasi robot penjaga gawang dengan metode usulan yang digunakan, dan bagian IV menjelaskan tentang teknik



Gbr. 2 Sistem diagram untuk robot penjaga gawang IRIS-ITS.

eksperimen termasuk kumpulan data untuk pelatihan dan pengujian. Bagian V menjelaskan tentang hasil dan analisis sistem navigasi dan prediksi dari robot. Bagian ini juga menunjukkan perbandingan antara metode lain dengan metode yang diusulkan. Terakhir, bagian VI berisi kesimpulan dari pengujian terhadap sistem robot.

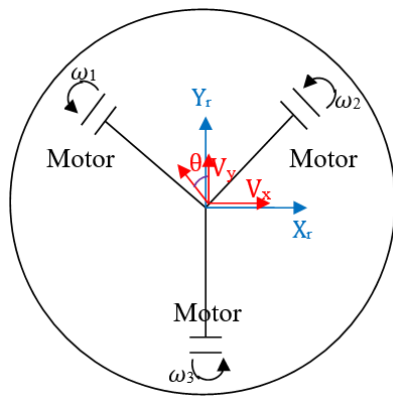
## II. ROBOT PENJAGA GAWANG IRIS-ITS

Robot IRIS-ITS adalah robot sepak bola beroda yang menggunakan kamera *omnidirectional* yang dipasang di tubuh robot. Robot ini dibangun sesuai dengan peraturan *Middle Size League* (MSL) kompetisi sepak bola robot internasional. Gbr. 1 menunjukkan sistem robot yang dibangun. Desain yang telah dibuat memiliki panjang 50 cm, lebar 50 cm, dan tinggi 80 cm. Sistem mengambil gambar dari lingkungan (gambar lapangan) untuk diproses sesuai kebutuhan dan diteruskan ke tahap *pre-processing*.

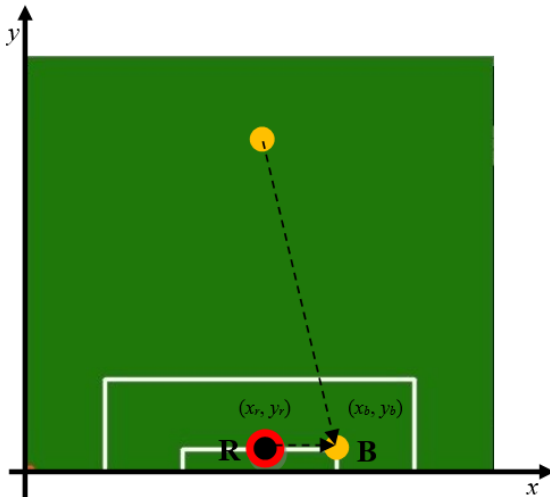
Gambar lapangan tersebut dipotong menjadi dua bagian dan gambar di belakang tiang gawang dibuang karena robot penjaga gawang tidak perlu data gambar lapangan di belakang tiang gawang. Gbr. 2 menunjukkan sistem navigasi robot penjaga gawang. Sistem mendapatkan data *input* dari lingkungan yang berupa bidang lapangan robot. Data *output* dari sistem adalah kecepatan motor. Kecepatan motor dikendalikan oleh data *output* dari metode FIS. Metode ini mendapatkan data *input* berupa posisi dan waktu kedatangan bola di area gawang. Informasi hasil prediksi ( $x_p, t$ ), digunakan oleh robot untuk melakukan navigasi dengan kecepatan  $V_x$  ke posisi tujuan. Variabel-variabel dijelaskan sebagai berikut.

- E** = gambar dari lingkungan robot
- I** = gambar atau citra
- $V_x$  = kecepatan robot pada sumbu x
- S** = data untuk motor yang berisi kecepatan sudut Motor 1 ( $\omega_1$ ), Motor 2 ( $\omega_2$ ), dan Motor 3 ( $\omega_3$ ).

Nilai  $V_x$  ditentukan oleh nilai *output* dari FIS. Nilai kecepatan robot pada sumbu y,  $V_y$ , adalah nol, dan kecepatan sudut robot,  $\dot{\theta}$ , adalah nol. Representasi motor *omni* yang digunakan ditunjukkan pada Gbr. 3.



Gbr. 3 Representasi tiga motor roda omni.



Gbr. 4 Konsep blokade bola robot penjaga gawang.

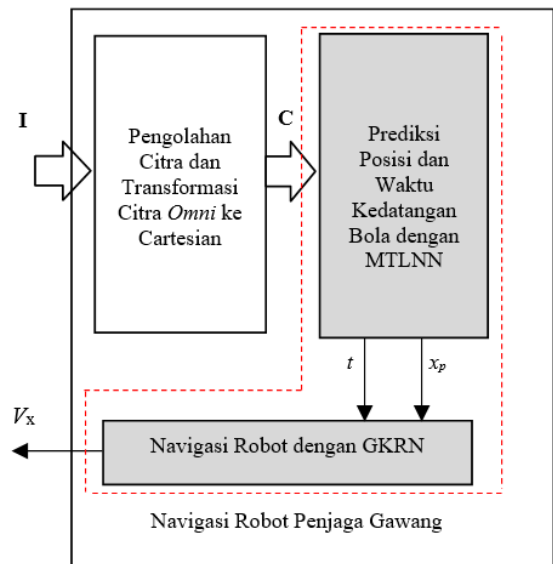
III. NAVIGASI ROBOT PENJAGA GAWANG

Makalah ini membuat sebuah sistem navigasi untuk robot penjaga gawang yang disebut GKRN. Sistem GKRN dibuat dengan menggunakan metode FIS yang spesifik, yaitu dengan desain fungsi keanggotaan atau *Membership Function* (MF) sesuai kebutuhan robot di lapangan, yang berperan sebagai penjaga gawang. Gbr. 4 menunjukkan posisi robot semula berada di tengah gawang di titik **R**  $(x_r, y_r)$  dan hasil prediksi posisi bola di **B**  $(x_b, y_b)$ , sehingga robot bergerak menuju ke posisi bola untuk memblokadanya. Sistem diagram untuk navigasi robot penjaga gawang ditunjukkan pada Gbr. 5.

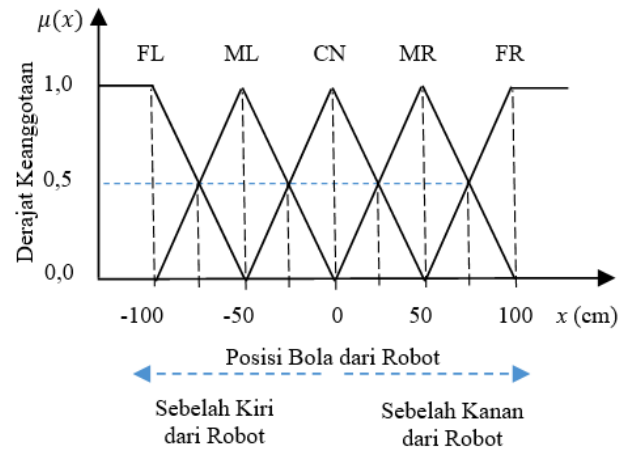
Metode GKRN mendapatkan data posisi dan waktu navigasinya dari MTLNN, yaitu data prediksi posisi bola dan waktu kedatangan bola di area gawang. Metode gabungan GKRN dan MTLNN merupakan metode yang dibuat untuk navigasi robot dalam blokade bola.

Parameter-parameter pada Gbr. 5 dapat dijelaskan sebagai berikut.

- C** = posisi bola di bidang koordinat Cartesien, dengan mengambil sampel empat titik posisi bola yang bergerak sebelumnya  $(n-3, n-2, n-1, \text{ dan } n)$ , yaitu  $(x_1, y_1)$  sampai  $(x_4, y_4)$  di bidang koordinat Cartesien.
- $x_p$  = prediksi posisi bola di area gawang
- $t$  = prediksi waktu kedatangan bola di area gawang.



Gbr. 5 Sistem diagram untuk navigasi robot penjaga gawang.



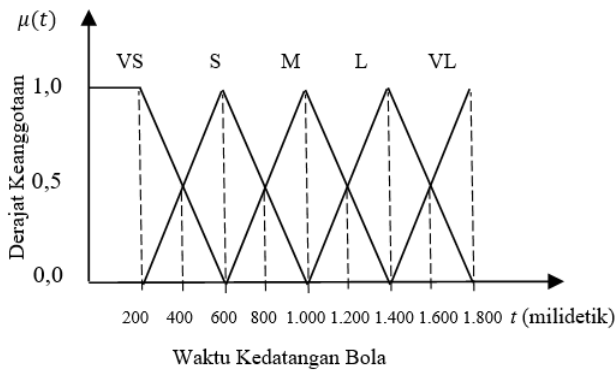
Gbr. 6 *Membership function* untuk posisi bola.

A. Navigasi Robot dengan GKRN

Navigasi robot penjaga gawang dengan GKRN menggunakan metode FIS yang didesain khusus untuk penjaga gawang. Data *input* diperoleh dari *output* metode MTLNN. Data *output* sistem navigasi GKRN adalah kecepatan motor di sumbu x yang digunakan untuk menggerakkan robot ke posisi akhir dari bola di area gawang. Data *input* MF “Posisi Bola” adalah jarak antara posisi robot  $x_r$  dan posisi bola  $x_b$ , seperti yang ditunjukkan dalam (1).

$$x = x_r - x_b \tag{1}$$

Desain MF dibuat berdasarkan data pakar di lapangan dengan penentuan berdasarkan kebutuhan robot di lapangan. Desain MF “Posisi Bola” ditunjukkan pada Gbr. 6. Penentuan desain terkait dengan kelembutan robot dalam menyambut dan memblokade bola di lapangan. Desain MF “Waktu Kedatangan Bola” ditunjukkan pada Gbr. 7. Penentuan desain terkait dengan ketepatan waktu blokade berdasarkan data pakar di lapangan. Parameter MF “Posisi Bola”, “Waktu Kedatangan Bola”, dan “Aturan GKRN” ditunjukkan pada



Gbr. 7 Membership function untuk waktu kedatangan bola.

TABEL I  
PARAMETER MF DAN ATURAN GKRN

Parameter	Definisi Desain
$\mu(x)$	Derajat keanggotaan posisi bola
FL	Far Left
ML	Medium Left
CN	Center
MR	Medium Right
FR	Far Right
$\mu(t)$	Derajat keanggotaan waktu kedatangan bola
VS	Very Short
S	Short
M	Medium
L	Long
VL	Very Long
Stp	Stop
VS <sub>w</sub>	Very Slow
Sl <sub>w</sub>	Slow
Med	Medium
Fst	Fast
VF <sub>s</sub>	Very Fast

Tabel I, desain aturan GKRN secara detail ditunjukkan pada Tabel II, sedangkan algoritme GKRN ditampilkan sebagai berikut.

**Mulai**

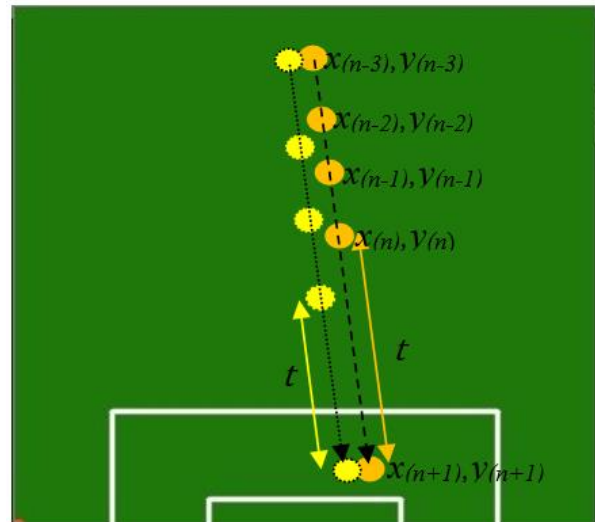
$X = X_{robot} - X_{bola}$   
Kecepatan Robot di sumbu x = FIS ( $x, t_p$ )  
Kecepatan Motor = Kecepatan Robot di sumbu x

**Selesai**

Algoritme ini digunakan untuk menentukan kecepatan motor robot dengan metode FIS. Data *input* berasal dari data *output* MTLNN.

**B. Prediksi Posisi dan Waktu Kedatangan Bola dengan MTLNN**

Metode sistem prediksi yang dibuat adalah MTLNN, dengan melakukan desain arsitektur dan modifikasi *neural network* yang telah disesuaikan dengan keperluan robot. Sistem dibuat dengan jumlah lapisan sebanyak dua lapisan. Proses kerja sistem untuk memprediksi posisi bola dan waktu kedatangan ditunjukkan pada Gbr. 8. Sistem mengambil empat buah sampel posisi bola setiap 200 milidetik. Total waktu yang dibutuhkan untuk keseluruhan pemrosesan citra,



Gbr. 8 Prediksi posisi dan waktu kedatangan bola.

TABEL II  
ATURAN GKRN

MF	$\mu(x)$					
		FL	ML	CN	MR	FR
$\mu(t)$	VS	VF <sub>s</sub>	VF <sub>s</sub>	Stp	VF <sub>s</sub>	VF <sub>s</sub>
	S	Fst	Fst	Stp	Fst	Fst
	M	Med	Med	Stp	Med	Med
	L	VS <sub>w</sub>	Sl <sub>w</sub>	Stp	Sl <sub>w</sub>	VS
	VL	Stp	VS	Stp	VS <sub>w</sub>	Stp

prediksi, dan navigasi adalah sekitar 1 detik, sehingga robot akan bergerak setelah semua proses selesai. Data ini digunakan untuk pelatihan dan pengujian kinerja sistem prediksi oleh robot. Pada saat sistem berjalan, digunakan *timer* setiap 20 milidetik untuk proses prediksi.

Desain arsitektur ditunjukkan pada Gbr. 9. Data sampel diambil dari empat buah posisi bola sebelumnya, yaitu data ke-(n-3), ke-(n-2), ke-(n-1), dan ke-n. Data diproses untuk menghasilkan prediksi ke-(n+1) untuk posisi bola berikutnya di area gawang beserta waktu kedatangannya. Algoritme yang diusulkan untuk prediksi posisi bola dan waktu kedatangan (algoritme MTLNN) adalah sebagai berikut.

**Mulai**

Ambil data sampel 4 posisi bola dengan *timer* : 200 milidetik  
Masukkan data ke mesin prediksi dengan arsitektur MTLNN

**Selesai**

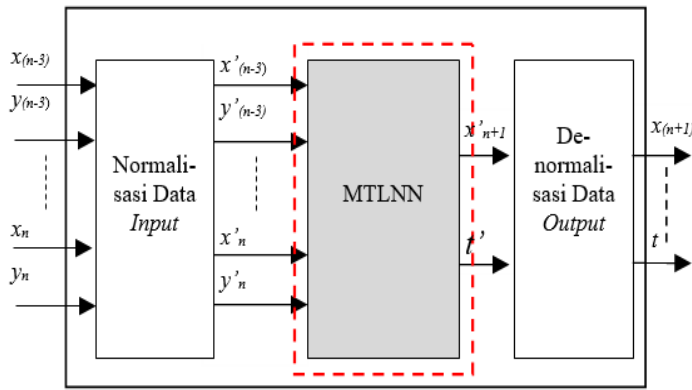
Desain spesifik ini menggunakan *timer* setiap 1 detik yang terbagi menjadi 200 milidetik untuk setiap posisi sampel dan waktu proses pengolahan citra, perhitungan prediksi, dan navigasi.

Arsitektur MTLNN ditunjukkan pada Gbr. 10, dengan parameter sebagai berikut.

$$x'_{(n-3)}, x'_{(n-2)} = \text{empat sampel posisi bola di sumbu } x$$

$$x'_{(n-1)}, x'_{(n)} = (\text{skala } 0-1) \text{ dari waktu sebelumnya } (n-3, n-2, n-1, \text{ dan } n)$$

$$y'_{(n-3)}, y'_{(n-2)} = \text{empat sampel posisi bola di sumbu } y$$



Gbr. 9 Sistem diagram untuk prediksi posisi dan waktu kedatangan bola.

$y'_{(n-1)}, y'_{(n)}$  = (skala 0-1) dari waktu sebelumnya ( $n-3, n-2, n-1$ , dan  $n$ )  
 $x'_{(n+1)}$  = prediksi posisi bola di gawang (di sumbu x)  
 $t'$  = prediksi waktu kedatangan bola di gawang.

Normalisasi atau penyekalaan data terdapat dalam (2) and (3). Penyekalaan data ini tergantung pada ukuran gambar di sumbu x dan sumbu y. Nilai 360 mewakili panjang pada sumbu x bidang dalam piksel dan nilai 200 mewakili tinggi pada sumbu y. Titik pusat ditetapkan di kiri bawah gambar, sedangkan variabel  $x'_n$  dan  $y'_n$  adalah posisi bola pada bidang x dan y, dengan skala antara 0 dan 1.

$$x'_k = \frac{x_k}{360} \tag{2}$$

$$y'_k = \frac{200-y_k}{200} \tag{3}$$

Arsitektur MTLNN yang dibuat mempunyai persamaan dengan variabel berikut.

- $I$  = input
- $O$  = output
- $b$  = bias
- $W$  = bobot antar lapisan
- $a$  = jumlah perkalian bobot dan data
- $\eta$  = faktor laju pembelajaran
- $L$  = lapisan.

Proses maju dilakukan sebagai berikut.

Lapisan 1

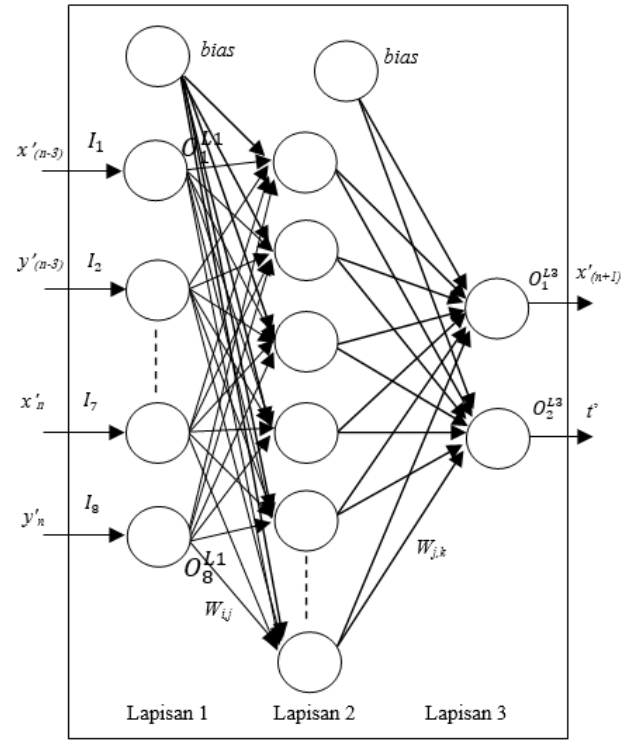
$$\begin{aligned} I_1 &= x'_{(n-3)}; I_2 = y'_{(n-3)}; \\ I_3 &= x'_{(n-2)}; I_4 = y'_{(n-2)}; \\ I_5 &= x'_{(n-1)}; I_6 = y'_{(n-1)}; \\ I_7 &= x'_{(n)}; I_8 = y'_{(n)} \end{aligned} \tag{4}$$

$$O_i^{L1} = I_i; I = 1,2,3,\dots,8. \tag{5}$$

Lapisan 2

$$a_j = \sum_{i=1}^N O_i^{L1} W^{L1-L2}_{i,j} \tag{6}$$

$$O_i^{L2} = \frac{1}{1+\exp^{-(a_j+bias_j)}}. \tag{7}$$



Gbr. 10 MTLNN.

Lapisan 3

$$b_k = \sum_{j=1}^N O_j^{L2} W^{L2-L3}_{i,j} \tag{8}$$

$$W^{L1-L2} = W^{L1-L2} + \Delta W^{L1-L2}_{i,j} \tag{9}$$

$$O_k^{L3} = \frac{1}{1+\exp^{-(b_k+bias_k)}} \tag{10}$$

$$x'_{(n+1)} = O_1^{L3} \tag{11}$$

$$t' = O_2^{L3} \tag{12}$$

$$x_{(n+1)} = \text{denorm}(x'_{(n+1)}) \tag{13}$$

$$t = \text{denorm}(t'). \tag{14}$$

Proses mundur dilakukan sebagai berikut.

Error untuk lapisan 3

$$O_1^D = x_{n+1} \tag{15}$$

$$O_2^D = t \tag{16}$$

dengan  $x_{(n+1)}, t$  adalah target untuk proses pembelajaran.

$$Err(MSE) = \frac{1}{2} (O_K^{L3} - O_K^D)^2 \tag{17}$$

$$b_k = \partial_3 = \frac{dErr_k}{db_k} = O_K^D - O_K^{L3}. \tag{18}$$

Error untuk lapisan 2

$$a_j = \partial_2 = \frac{dErr_k}{da_j} = \frac{dErr_k}{db_k} x \frac{db_k}{dO_j^{L2}} x \frac{dO_j^{L2}}{da_j} \tag{19}$$

$$Err_j = \frac{dErr_k}{db_k} x \frac{db_k}{dO_j^{L2}} = \sum_{k=1} \partial_3 \cdot W_{i,j}^{L2-L3} \tag{20}$$

TABEL III  
DATA PELATIHAN

No	$x_{(n-3)}$ (cm)	$y_{(n-3)}$ (cm)	...	$x_{(n)}$ (cm)	$y_{(n)}$ (cm)	$x_p$ (cm)	$t$ (milidetik)
1	371,3	151,4	...	408,0	55,7	427,4	300
2	360,8	177,8	...	397,8	80,6	427,4	450
3	350,6	212,0	...	386,8	107,5	427,4	600
...	...	...	...	...	...	...	...
108	340,2	414,6	...	335,6	418,3	209,2	1.200

TABEL IV  
DATA PENGUJIAN

No	$x'_{(n-3)}$ (cm)	$y'_{(n-3)}$ (cm)	...	$y'_{(n)}$ (cm)	$x_p - x_{p-target}$ (cm)	$t-t_{target}$ (milidetik)
1	329,9	226,8	...	85,6	14,5	-10,7
2	289,4	136,8	...	64,3	-4,6	84,1
3	324,0	262,9	...	118,0	5,0	57,3
...	...	...	...	...	...	...
18	273,1	301,8	...	201,5	24,0	-115,7

$$a_i = \partial_2 = Err_j \cdot O_j^{L2} \cdot (1 - O_j^{L2}). \quad (21)$$

Update bobot untuk lapisan 2 dan lapisan 3

$$\Delta W_{j,k}^{L2-L3} = \eta \cdot \frac{dErr_k}{dw_{j,k}^{L2-L3}} = \eta \cdot \frac{dErr_k}{db_k} \cdot \frac{db_k}{dw_{j,k}^{L2-L3}} = \eta \cdot \partial_3 \cdot O_j^{L2} \quad (22)$$

$$W^{L2-L3} = W^{L2-L3} + \Delta W_{j,k}^{L2-L3}. \quad (23)$$

Update bobot untuk lapisan 1 dan lapisan 2

$$\Delta W_{i,j}^{L1-L2} = \eta \cdot \frac{dErr_k}{dw_{i,j}^{L1-L2}} = \eta \cdot \frac{dErr_j}{da_j} \cdot \frac{da_j}{dw_{i,j}^{L1-L2}} = \eta \cdot \partial_2 \cdot O_i^{L1} \quad (24)$$

$$W^{L1-L2} = W^{L1-L2} + \Delta W_{i,j}^{L1-L2} \quad (25)$$

Update bias untuk lapisan 2 dan lapisan 3

$$\Delta bias_k^{L2-L3} = \eta \cdot \frac{dErr_k}{dbias_k^{L2-L3}} = \eta \cdot \frac{dErr_k}{db_k} \cdot \frac{db_k}{dbias_k^{L2-L3}} = \eta \cdot \partial_3 \cdot 1 \quad (26)$$

$$bias^{L2-L3} = bias^{L2-L3} + \Delta bias_k^{L2-L3}. \quad (27)$$

Update bias untuk lapisan 1 dan lapisan 2

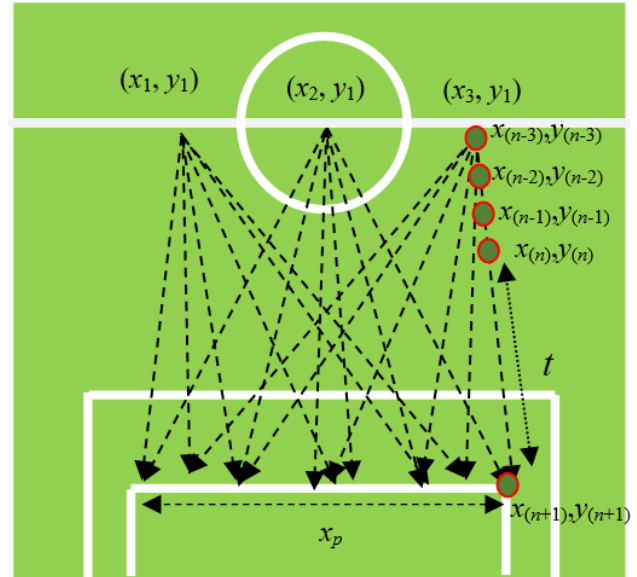
$$\Delta bias_j^{L1-L2} = \eta \cdot \frac{dErr_j}{dbias_j^{L1-L2}} = \eta \cdot \frac{dErr_k}{da_j} \cdot \frac{da_j}{dbias_k^{L1-L2}} = \eta \cdot \partial_2 \cdot 1 \quad (28)$$

Update nilai faktor pembelajaran

$$\eta(k) = \frac{\mu_0}{1 + \frac{k}{k_0}} \quad (29)$$

MTLNN digunakan untuk memprediksi posisi dan waktu kedatangan bola di area gawang. Pasangan data untuk pelatihan dan pengujian disajikan pada Tabel III dan Tabel IV.

De-normalisasi data dilakukan menggunakan (30) dan (31), yaitu proses konversi dari nilai 0 sampai dengan 1 menjadi data sebenarnya. De-normalisasi ini digunakan untuk



Gbr. 11 Teknik eksperimen dan pembuatan data.

mengonversi nilai ke satuan sentimeter (cm) di bidang Cartesius dan waktu kedatangan bola ke satuan milidetik.

$$x_n = x'_n \times 600 \text{ cm} \quad (30)$$

$$t = t' \times 1000 \text{ milidetik} \quad (31)$$

dengan

$x_n$  = posisi bola di sumbu x (cm)

$t$  = waktu kedatangan bola di gawang (milidetik)

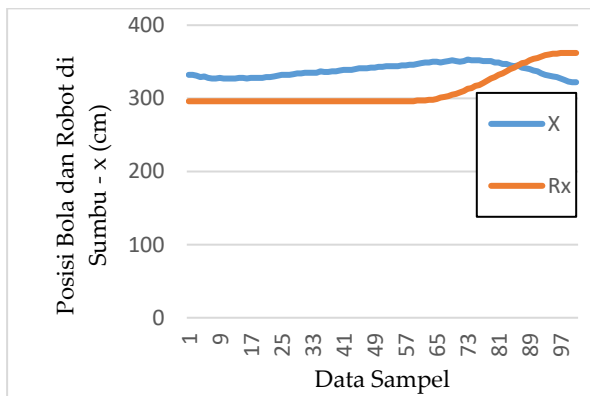
$x'_n$  = data output MTLNN untuk posisi bola di sumbu x (skala 0 sampai 1)

$t'$  = data output MTLNN untuk waktu kedatangan bola (skala 0 sampai 1).

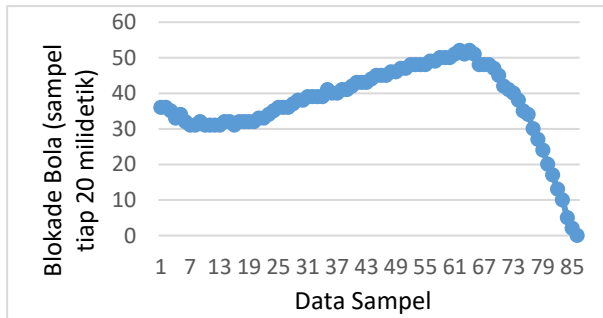
#### IV. TEKNIK EKSPERIMEN

Eksperimen dilakukan dengan menempatkan robot di tengah area gawang. Bola ditendang di lapangan dari enam arah yang berbeda dan bergerak menuju area tujuan. Parameter pengujian yang digunakan adalah sebagai berikut.

1. Bola ditendang dengan tiga varian posisi, titik tengah ( $x_1, y_1$ ), bidang kiri ( $x_2, y_1$ ), dan bidang kanan ( $x_3, y_1$ ), seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 11.
2. Bola ditendang dengan enam varian arah dari setiap titik yang telah ditentukan. Misalnya pengambilan data dengan menendang bola dari ( $x_1, y_1$ ) dengan enam arah yang berbeda ke arah gawang seperti pada Gbr. 11.
3. Dari setiap varian diambil sampel untuk pelatihan sebanyak enam kali dan untuk pengujian sebanyak tiga kali.
4. Pergerakan bola direkam dengan timer. Pengambilan dengan waktu sampel 200 milidetik, setelah empat posisi sampel diperoleh, direkam lokasi prediksi akhir  $x_{(t+1)}$  dan waktu sampel terakhir saat bola tiba di area tujuan  $t_{(n+1)}$ .
5. Sistem merekam semua aktivitas dari posisi awal sampel sampai terakhir hingga kedatangannya di area gawang.
6. Kecepatan bola ke gawang dianggap konstan.



Gbr. 12 Navigasi robot dalam menghalangi bola.



Gbr. 13 Respons navigasi robot.

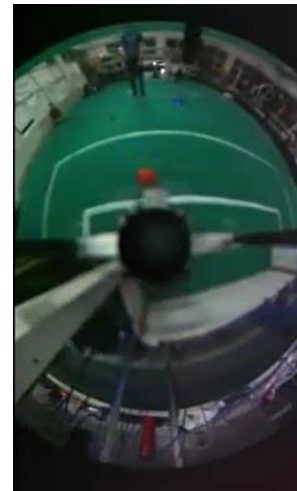
Proses pada butir 1 sampai dengan butir 6 dilakukan seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 11. Data yang diperoleh digunakan untuk pelatihan dan pengujian sistem. Pada posisi awal bola ditendang diberikan penanda di lapangan sehingga titik awal dan sudut tendangan selalu konsisten. Sedangkan untuk kecepatan bola, tendangan dilakukan oleh tim pemain dengan tumbukan yang diusahakan konstan untuk menghasilkan kecepatan yang mendekati konstan. Kumpulan data untuk pelatihan dan pengujian diperoleh dengan menentukan *timer* yang konstan untuk proses pengambilan sampelnya. Setelah diperoleh empat posisi bola terakhir  $((x_{(n-3)}, y_{(n-3)}), (x_{(n-2)}, y_{(n-2)}), \dots, (x_{(n)}, y_{(n)}))$ , *timer* menghitung waktu yang tersisa dari posisi terakhir yang diketahui sampai bola mencapai area gawang. *Timer* juga mencatat kedatangan bola pada sumbu x di area  $(x_{(n+1)}, t_{(n+1)})$ . Pengambilan data yang konstan berpengaruh terhadap kemampuan proses keseluruhan sistem, yaitu mulai dari pengambilan sampel, proses di algoritme MTLNN, dan algoritme GKRNN membutuhkan waktu sekitar 1 detik. Hal ini berpengaruh terhadap kemampuan robot untuk memproses bola yang mempunyai laju lebih cepat dari 1 detik.

Data yang digunakan untuk pelatihan sebanyak 108 data, seperti ditunjukkan pada Tabel III, sedangkan data yang digunakan untuk pengujian sebanyak 18 data, seperti yang ditunjukkan pada Tabel IV.

## V. HASIL DAN ANALISIS

### A. Hasil dan Analisis Navigasi Robot dengan GKRNN

Robot penjaga gawang dapat melakukan navigasi untuk blokade bola menggunakan metode GKRNN. Setelah robot



Gbr. 14 Hasil visual untuk prediksi pada robot penjaga gawang.

```

E:\opencv\tugas\3. Oktober 30 - 2019...
Robot Position= (300,000,0.000)
Robot Status= Stopped
V= 0.000 cm/ms
sampling data for predict
x1 = 0.270 y1 = 0.268
x2 = 0.261 y2 = 0.227
x3 = 0.283 y3 = 0.359
x4 = 0.278 y4 = 0.323
xpredict= 0.269
xpredict= 268.833 cm
tpredict= 1.000
tpredict= 1000.000 ms

```

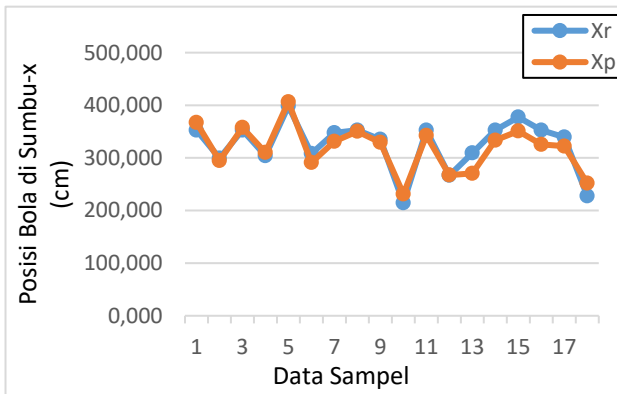
Gbr. 15 Informasi hasil prediksi dalam mode teks.

memproses informasi hasil prediksi posisi dan waktu kedatangan bola di gawang, robot dapat menentukan kecepatan motor menggunakan FIS. Model FIS dikembangkan secara spesifik dari penelitian sebelumnya [3], untuk keperluan penjaga gawang. Desain fungsi keanggotaan disesuaikan dengan kebutuhan penjaga gawang. Fungsi *timer* dalam proses pengambilan sampel data sangat diperlukan untuk memperoleh data pelatihan dan pengujian. Gbr. 12 menunjukkan gerakan navigasi robot untuk memblokade bola di area gawang, dengan  $x$  adalah posisi bola yang bergerak menuju area gawang dan  $R_x$  adalah posisi robot yang bergerak menghalau bola. Titik temu posisi robot dan bola berada di sampel data ke-85, dengan setiap sampel data mempunyai waktu sampel 20 milidetik.

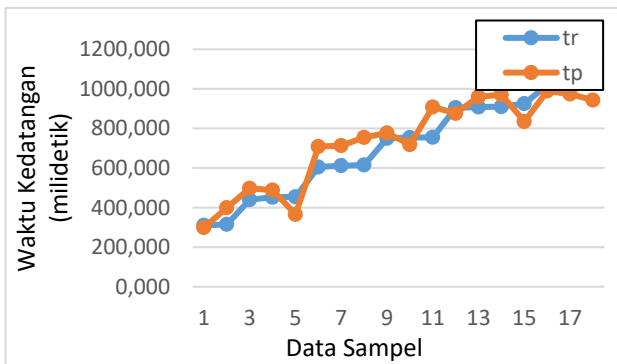
Diperoleh hasil bahwa robot dapat memblokade bola dengan waktu 1,7 detik. Gbr. 13 menunjukkan keberhasilan robot memblokade bola. Salah satu data uji menunjukkan keberhasilan robot dalam memblokade bola di area gawang dengan waktu 1,7 detik. Hasilnya menunjukkan bahwa kemampuan robot untuk memblokade bola cukup baik. Dengan pengujian sepuluh kali tendangan, robot hanya sekali mengalami kegagalan dalam memblokade bola.

### B. Hasil dan Analisis Prediksi Posisi dan Waktu Kedatangan Bola menggunakan Modified Neural Network

Robot melakukan proses prediksi posisi bola dan waktu kedatangannya sambil bergerak menuju posisi bola tersebut. Robot bergerak setelah semua proses pengambilan sampel berupa empat posisi bola selesai, yang kemudian menjadi masukan ke algoritme MTLNN dan GKRNN. Setelah semua



Gbr. 16 Perbandingan antara posisi riil ( $x_r$ ) dan prediksi ( $x_p$ ) dengan metode usulan MTLNN.

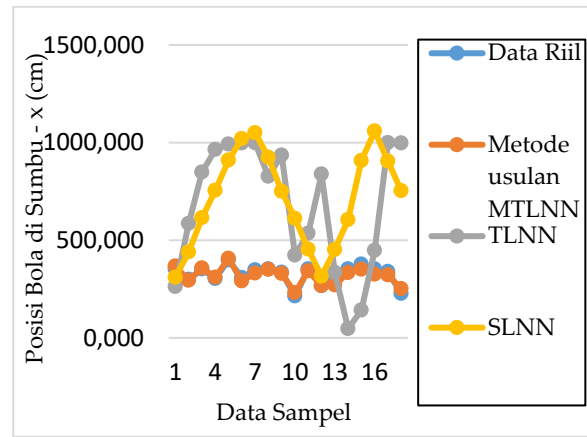


Gbr. 17 Perbandingan antara waktu riil ( $t_r$ ) dan prediksi ( $t_p$ ) dengan metode usulan MTLNN.

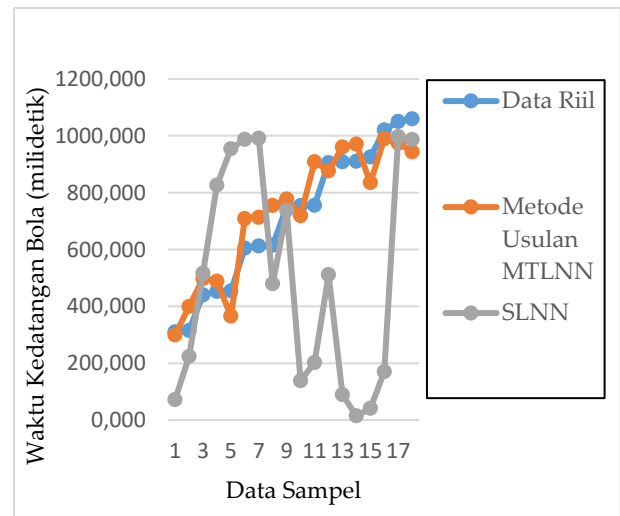
proses selesai, baru robot bergerak menuju posisi yang ditentukan, dengan kecepatan hasil keluaran algoritme GKRN. Waktu yang diperlukan robot untuk mulai bergerak adalah setelah semua proses pada bagian algoritme GKRN dan algoritme MTLNN selesai. Jika robot langsung bergerak dan tidak menunggu sampai semua proses selesai, hasil prediksi dapat berkurang nilai akurasi, sehingga navigasi blokade bola juga akan berkurang. Gbr. 14 dan Gbr. 15 menunjukkan hasil proses prediksi posisi bola dan waktu kedatangan secara *real-time*. Pengujian sistem dilakukan dengan mengamati akurasi sistem menggunakan metode *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengevaluasi hasil prediksi dan akurasi. RMSE prediksi posisi bola adalah 17,488 cm dan RMSE waktu kedatangan adalah 82,003 milidetik. Gbr. 16 menunjukkan perbandingan antara posisi bola sebenarnya ( $x_r$ ) dan hasil prediksi posisi bola ( $x_p$ ). Akurasi juga dipertimbangkan dari lebar robot pada 50 cm x 50 cm, sehingga robot masih dapat menutupi bagian bola dengan nilai RMSE 17,488 cm.

Gbr. 17 menunjukkan bahwa perbedaan antara waktu kedatangan nyata ( $t_r$ ) dan waktu prediksi ( $t_p$ ) sangat kecil, yaitu 82,003 milidetik, jauh di bawah 10%. Ini membuktikan kinerja yang cukup baik sistem prediksi yang telah dibuat.

Gbr. 18 dan Gbr. 19 menunjukkan hasil perbandingan antara metode SLNN [1], metode TLNN [2], dan metode usulan MTLNN. Hasil perbandingan ketiga metode ditunjukkan pada Tabel V. Algoritme MTLNN yang



Gbr. 18 Perbandingan antara metode usulan MTLNN, TLNN, and SLNN untuk prediksi posisi bola.



Gbr. 19 Perbandingan antara metode usulan MTLNN, TLNN, and SLNN untuk prediksi waktu kedatangan bola.

TABEL V  
PERBANDINGAN HASIL METODE MTLNN, TLNN, DAN SLNN

Jenis Pembeding	Metode Usulan MTLNN	TLNN	SLNN
RMSE posisi bola	17,48 cm	465,7 cm	459,14 cm
RMSE waktu kedatangan bola	82,00 milidetik	-	351,65 milidetik
Input	8	8	8
Output	2	1	2
Hidden	1	1	0
Iterasi	3.000	3.000	51
Faktor Laju Pembelajaran	0,006	0,006	0,07

diusulkan bekerja dengan *timer* konstan, karena diasumsikan pergerakan bola mempunyai kecepatan yang konstan.

Tabel V menunjukkan peningkatan hasil RMSE metode usulan MTLNN dari metode sebelumnya, TLNN dan SLNN [1], [2], yaitu dari RMSE sekitar 400 cm menjadi 17,48 cm. Tabel V dan Gbr. 17 menunjukkan bahwa hasil prediksi dengan metode MTLNN yang diusulkan sangat mendekati



posisi bola sebenarnya di lapangan. Perbandingan dengan metode lain menunjukkan bahwa keakuratan metode usulan MTLNN menyebabkan peningkatan akurasi prediksi posisi bola menjadi 20 kali lebih baik daripada metode sebelumnya. Gbr. 18 menunjukkan peningkatan akurasi waktu kedatangan bola menjadi empat kali lebih baik dari metode sebelumnya.

#### VI. KESIMPULAN

Dalam makalah ini telah dihasilkan sistem navigasi untuk robot penjaga gawang yang dapat memblokir bola dan sistem prediksi untuk robot penjaga gawang yang dapat memprediksi posisi dan waktu kedatangan bola di area gawang dengan peningkatan kinerja dan akurasi. Algoritme navigasi yang dihasilkan disebut GKRN dan algoritme prediksi yang dihasilkan disebut MTLNN, sebagai algoritme prediksi dengan arsitektur delapan *input*, *hidden* yang dapat disesuaikan untuk mendapatkan kinerja terbaik, dan dua *output*. Dari pengujian sistem navigasi yang telah dibuat, GKRN membuat robot penjaga gawang mampu memblokir bola dengan siklus 1 detik, dalam sepuluh kali pengujian berupa tendangan bola ke arah gawang, dengan keberhasilan sebanyak sembilan kali dan kegagalan sebanyak satu kali (keberhasilan sistem navigasi blokir bola sebesar 90%). Hasil pengujian sistem prediksi menunjukkan bahwa metode yang dibuat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode lain, dengan peningkatan hingga 20 kali lebih baik dari metode sebelumnya untuk prediksi posisi bola dan empat kali lebih baik dari metode sebelumnya untuk prediksi waktu kedatangan.

#### UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih disampaikan kepada Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia, karena penelitian ini berlangsung atas pendanaan dari skema beasiswa Lembaga Pengelola Dana Pendidikan (LPDP) skema Beasiswa Unggulan Dosen Indonesia – Dalam Negeri (BUDI-DN).

#### REFERENSI

- [1] D. Plonis, A. Katkevičius, A. Krukoniš, V. Šlegerytė, R. Maskeliūnas, dan R. Damaševičius, "Predicting the Frequency Characteristics of Hybrid Meander Systems Using a Feed-Forward Backpropagation Network," *Electronics*, Vol. 8, No. 1, hal. 1-13, Jan. 2019.
- [2] H.-I. Lin, Z. Yu, dan Y.-C. Huang, "Ball Tracking and Trajectory Prediction for Table-Tennis Robots," *Sensors*, Vol. 20, No. 2, hal. 1-23, Jan. 2020.
- [3] C. Caceres, J. Rosário, dan D. Amaya, "Design, Simulation, and Control of an Omnidirectional Mobile Robot," *International Review of Mechanical Engineering (IREME)*, Vol. 12, No. 4, hal. 382-389, 2018.
- [4] F. Fahmizal, D.U. Rijalussalam, M. Budiyanto, dan A. Mayub, "Trajectory Tracking pada Robot Omni dengan Metode Odometry," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, Vol. 8, No. 1, hal. 35-44, Mar. 2019.
- [5] B. El Kari, H. Ayad, A. El Kari, M. Mjehed, dan C. Pozna, "Design and FPGA Implementation of a New Intelligent Behaviors Fusion for Mobile Robot Using Fuzzy Logic," *International Review of Automatic Control (IREACO)*, Vol. 12, No. 1, hal. 1-10, 2019.
- [6] B. AL-Madani, F. Orujov, R. Maskeliūnas, R. Damaševičius, dan A. Venčkauskas, "Fuzzy Logic Type-2 Based Wireless Indoor Localization System for Navigation of Visually Impaired People in Buildings," *Sensors*, Vol. 19, No. 9, hal. 1-22, Jan. 2019.
- [7] B. Yoo dan J. Kim, "Fuzzy Integral-Based Gaze Control of a Robotic Head for Human Robot Interaction," *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 45, No. 9, hal. 1769-1783, Sep. 2015.
- [8] Setiawardhana, R. Dikairono, D. Purwanto, dan T.A. Sardjono, "Ball Position Estimation in Goal Keeper Robots using Neural Network," *International Review of Automatic Control (IREACO)*, Vol. 13, No. 1, hal. 38-48, Jan 2020.
- [9] Setiawardhana, R. Dikairono, T.A. Sardjono, dan D. Purwanto, "Visual Ball Tracking and Prediction with Unique Segmented Area on Soccer Robot," *2017 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA)*, 2017, hal. 362-367.
- [10] H.C. Liao, P.Y. Chen, Z.J. Lin, dan Z.Y. Lim, "Automatic Zooming Mechanism for Capturing Clear Moving Object Image Using High Definition Fixed Camera," *2017 19th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*, 2017, hal. 869-876.
- [11] S.R. Santosa, B.S.B. Dewantara, dan I.K. Wibowo, "Ball Detection Under Variety Lighting using Omnidirectional Camera," *2019 International Electronics Symposium (IES)*, 2019, hal. 235-240.
- [12] I.K. Wibowo, M.A. Haq, M.M. Bachtar, B.S.B. Dewantara, dan F.L. H. Ihsan, "Ball Detection using Local Binary Pattern in Middle Size Robot Soccer (ERSOW)," *2019 2nd International Conference of Computer and Informatics Engineering (IC2IE)*, 2019, hal. 29-32.
- [13] S. Siregar, I. bin Ibrahim, M.I. Sani, dan M.I. Sari, "Design of Computer Vision Based Ball Detection System on Wheeled Robot Soccer," *2018 International Conference on Control, Electronics, Renewable Energy and Communications (ICCEREC)*, 2018, hal. 46-49.
- [14] M.A.A. Mamun, M.T. Nasir, dan A. Khayyat, "Embedded System for Motion Control of an Omnidirectional Mobile Robot," *IEEE Access*, Vol. 6, hal. 6722-6739, 2018.
- [15] F.A. Widodo dan K. Mutijarsa, "Design and Implementation of Movement, Dribbler and Kicker for Wheeled Soccer Robot," *2017 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, 2017, hal. 200-205.
- [16] C.S. Putra, F. Fahleraz, A. Widyotriatmo, dan K. Mutijarsa, "Multilayer Control for Coordinating Three - Wheeled Omnidirectional Mobile Robots," *2019 6th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA)*, 2019, hal. 182-187.
- [17] D. Wang, H. Lu, dan C. Bo, "Visual Tracking via Weighted Local Cosine Similarity," *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 45, No. 9, hal. 1838-1850, Sep. 2015.
- [18] L. Wang, T. Liu, G. Wang, K.L. Chan, dan Q. Yang, "Video Tracking Using Learned Hierarchical Features," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 24, No. 4, hal. 1424-1435, Apr. 2015.
- [19] D. Xiong, J. Xiao, H. Lu, Z. Zeng, Q. Yu, K. Huang, X. Yi, dan Z. Zheng, "The Design of an Intelligent Soccer-Playing Robot," *Industrial Robot*, Vol. 43, No. 1, hal. 91-102, Jan. 2016.
- [20] J.G.G. Marin dan M.M. Arteché, "Robot Soccer Strategy Based on Hierarchical Finite State Machine to Centralized Architectures," *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 14, No. 8, hal. 3586-3596, Agt. 2016.
- [21] P. Cigliano, V. Lippiello, F. Ruggiero, dan B. Siciliano, "Robotic Ball Catching with an Eye-in-Hand Single-Camera System," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 23, No. 5, hal. 1657-1671, Sep. 2015.