

Navigasi Robot Sepak Bola Beroda Menggunakan Particle Filter Localization

Novendra Setyawan¹, Nur Alif Mardiyah², Zulfatman³, Dwi Nur Fajar⁴
^{1,2,3}Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Malang
⁴Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Malang
Jl. Tlogmas no. 246, Malang
e-mail: novendra@umm.ac.id

Abstrak— "Dimana saya?" adalah pertanyaan utama, yang merupakan representasi lokalisasi atau penentuan posisi, dimana hal tersebut adalah permasalahan yang harus dijawab oleh robot sepak bola beroda. *Deadreckoning* adalah metode paling populer yang digunakan dalam pergerakan robot beroda. Namun, kesalahan posisi yang meningkat adalah topik utama dari metode *deadreckoning*. Selanjutnya dalam makalah ini diusulkan lokalisasi sepak bola beroda menggunakan filter partikel melalui *Omnivision*. Model sensor dan model gerak dari filter partikel juga dibahas, dimana model sensor diperoleh dari segmentasi dan ekstraksi ciri landmark lapangan sepak bola. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memperkirakan posisi robot secara akurat dengan kesalahan 15%.

Kata kunci: *Robot Mobile, Omni-Vision, Image Processing, Scanline, Particle Filter Localization.*

Abstract— "Where am I?" is the primary question, which is the representation of localization, that the mobile soccer robot must be answered. *Dead reckoning* is the most popular method used in a wheeled mobile robot. However, the increasing position error is the main topic of the *dead reckoning* method. Furthermore, in this paper, the localization of a mobile soccer robot using a particle filter through *Omnivision* is proposed. The sensor model and motion model of particle filter are also discussed, where the sensor model is obtained from segmentation and feature extraction of the soccer field landmark. The experimental result showed that the proposed method estimated the robot position accurately with 15% error .

Keywords: *Mobile Robot, Omni-Vision, Image Processing, Scanline, Particle Filter Localization.*

I. PENDAHULUAN

"Dimana saya?" adalah pertanyaan mendasar yang harus dijawab oleh robot beroda otonom sebelum bergerak. Pertanyaan tersebut juga merupakan representasi dari *positioning* sebuah robot beroda otonom atau disebut *localization*. *Localization* juga merupakan masalah utama untuk robot sepak bola beroda otonom. Dalam robot sepakbola beroda otonom, sebelum memilih suatu tindakan untuk bergerak, posisi robot beroda otonom menurut koordinat lapangan, posisi bola, dan tiang gawang harus diketahui dengan baik. Penentuan posisi bola menggunakan hybrid Particle Swarm Optimization-Neural Network (PSO-NN) telah diusulkan dalam Setyawan et al. [1]–[3]. Posisi gawang menggunakan segmentasi berbasis warna dan ekstraksi fitur telah diperkenalkan di Fitriana et al. dan Setiawardhana dkk. [4], [5]. Selanjutnya, berbagai metode telah diusulkan untuk lokalisasi robot sepakbola beroda. *Deadreckoning* menggunakan beberapa sensor rotasi telah diimplementasikan di Kurniawan et al. dan Bahtiyar dkk. [6], [7]. Metode *deadreckoning* menghitung gerakan translasi robot dengan menghitung pulsa dari sensor putaran pada roda. *Localization* menggunakan *deadreckoning* adalah perhitungan yang sederhana. Namun, akurasinya

menurun ketika terjadi beberapa kesalahan, yang dapat meningkatkan kesalahan di setiap gerakan, yaitu *slip* roda. Ini tidak cocok untuk robot sepak bola karena adanya beberapa kemungkinan tabrakan antar robot bisa terjadi.

Visual localization adalah pilihan lain yang dapat diterapkan dalam robot sepakbola beroda otonom. *Visual localization* menggunakan beberapa informasi visual dari lapangan sepak bola untuk menghitung posisi robot, yaitu tiang gawang, garis lapangan, dan lain-lain. Dalam dekade terakhir, ada empat metode lokalisasi visual. Yang pertama adalah metode triangulasi, yang menggunakan tiang gawang warna biru dan kuning [8]. *Geometric localization* menggunakan transformasi Hough dan identifikasi melalui garis biru dan kuning tiang gawang telah diusulkan di Lima et al. [9]. Kemudian optimasi kesalahan antara garis bidang yang terdeteksi dan peta virtual telah diperkenalkan di Neves et al. [10]. Namun, pendekatan pertama dan kedua tidak dapat dilakukan karena warna biru dan kuning dari tiang gawang dan latar belakang sudah ditiadakan. Metode terakhir menggunakan optimasi kesalahan memiliki komputasi yang kompleks.

Dalam makalah ini dibahas lokalisasi robot sepak bola melalui *Omni-vision* dengan *Particle Filter Localization*

(PFL). Pada bagian II, pemrosesan informasi visual dan filter partikel dikembangkan. Pada subbagian informasi visual dikembangkan identifikasi landmark lapangan sepak bola menggunakan ekstraksi fitur dan segmentasi melalui Omnivision. Selain itu penerapan PFL juga dibahas di bagian ini. Pada bagian III dan IV dibahas pembahasan hasil dan kesimpulan.

II. METODE

A. Pengolahan Citra Deteksi Landmark Lapangan

Pentingnya menggunakan Omni-vision dalam robot sepak bola memungkinkan untuk memperoleh pandangan 360 derajat di sekitar poros rotasi pusatnya. Sistem visi omnidirectional disediakan oleh cermin hiperbolik yang dipasang di bagian atas kamera yang ditunjukkan pada Gambar 1. Sistem Omni-vision memungkinkan memperoleh objek di lapangan di sekitar robot tanpa menggerakkan dirinya sendiri atau kameranya. Sistem Omni-vision memastikan persepsi terintegrasi dari semua objek terutama di area sekitar robot, sehingga memungkinkan lebih banyak kemampuan manuver.



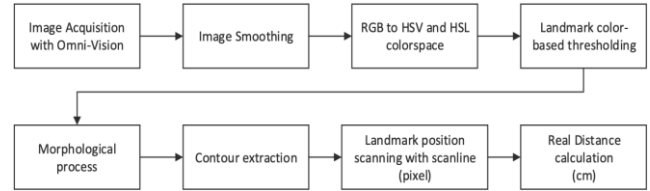
Gambar 1. Omni-vision camera

Proses *smoothing* adalah langkah pertama untuk mengurangi *noise* dan detail yang tidak jelas pada gambar. Gaussian blur umumnya untuk memperbaiki struktur gambar pada skala tertentu. Setelah menghaluskan gambar, ruang warna diubah dari RGB ke HSV dan HSL, yang menggambarkan warna secara alami dan serupa. Ruang warna HSV adalah untuk mengakomodasi landmark lapangan hijau dan objek bola, kemudian HSL untuk objek garis putih.

Proses *thresholding* biasanya digunakan dalam segmentasi warna citra. Dengan menggunakan proses *thresholding*, ciri warna yang diinginkan akan dipisahkan dengan warna lain. Piksel dengan nilai antara nilai ambang batas minimum dan maksimum, maka objek yang memiliki ciri akan diberi label dan diwarnai dengan nilai tertentu.

$$Out(x, y) = \begin{cases} ball & ball_{min} < HSV(x, y) < ball_{max} \\ field & field_{min} < HSV(x, y) < field_{max} \\ line & line_{min} < HSL(x, y) < line_{max} \end{cases} \quad (1)$$

Di lapangan sepak bola, tiga objek utama memiliki warna yang berbeda, seperti bola, lapangan, dan garis. Objek-objek tersebut memiliki jarak yang cukup jauh dalam ruang warna HSV. Dengan demikian, proses *thresholding* pada ruang warna HSV dapat diterapkan untuk pendeteksian objek di lapangan sepak bola yang dijelaskan pada persamaan (1). Proses lengkap pengenalan landmark dijelaskan pada Gambar 2.



Gambar 2. Deteksi Landmark Pada Lapangan Sepak Bola.

Langkah selanjutnya setelah dilakukan *thresholding* warna landmark adalah proses *scanline* untuk mendeteksi kontur *landmark* sebagai model sensor pada filter partikel. *Scanline* radial adalah garis yang dimulai di tengah robot, dengan beberapa sudut, dan berakhir di batas gambar. Jarak *scanning* dari proses radial *scanline* kemudian dihitung jarak sebenarnya antara objek dengan pusat robot. Proses ini membutuhkan metode kalibrasi karena bayangan bulat yang dihasilkan dari cermin hiperbolik. Model Neural Network digunakan untuk mengkalibrasi jarak yang benar, yang seluruhnya dijelaskan dalam Setyawan et al. [1]. Proses pencarian dengan *radial scan line* dijabarkan dengan membangkitkan garis pencarian dengan persamaan (2).

$$\begin{aligned} img(x) &= center(x) - i * cos(\theta) \\ img(y) &= center(y) + i * sin(\theta) \end{aligned} \quad (2)$$

Dimana nilai I adalah jarak radial pencarian, kemudian jika dalam line posisi $img(x)$ dan $img(y)$ terdapat objek berwarna maka letak objek berada di $img(x)$, $img(y)$, θ .

B. Particle Filter Localization

1) Inisialisasi

Partikel ini diinisialisasi sebagai "hipotesis" dari posisi robot dan nilai bobot dari hipotesis posisi. Karena pada awal algoritma, tidak ada informasi awal, partikel terdistribusi secara merata yang di jabarkan persamaan (3).

$$Bel(x_t, y_t, w_t) = [x_{t,n} \ y_{t,n} \ w_{t,n}] \quad (3)$$

Kemudian posisinya diupdate berdasarkan bobotnya pada setiap iterasi ke- i .

2) Model Sensor

Pada setiap siklus sistem kendali robot mendapatkan informasi posisi baru dari sensor odometri dan sensor eksternal lainnya seperti sensor visual OmniVision. Variabel perubahan odometri termasuk dalam model gerak, yang dapat digambarkan dengan persamaan (4):

$$\begin{aligned} x_n(t) &= x_n(t-1) + \Delta x_n(t) + v_n(t) \\ y_n(t) &= y_n(t-1) + \Delta y_n(t) + v_n(t) \end{aligned} \quad (4)$$

dimana $x_n(t), y_n(t)$ adalah posisi robot/particle n pada iterasi- t , $(x_n(t-1), y_n(t-1))$ adalah posisi robot/particle n pada iterasi- $(t-1)$ dan $(\Delta x_n, \Delta y_n)$ adalah data kecepatan dari sensor sensor rotasi.

3) Update Bobot dari Model Sensor dan Scanline

Model sensor ditentukan oleh garis yang dideteksi melalui perintah *scanline* yang dijelaskan dalam persamaan. (4). Kemudian garis-garis tersebut digunakan sebagai bobot untuk setiap partikel yang merupakan hipotesis dari posisi robot yang sebenarnya. Bobot digambarkan sebagai nilai rata-rata jarak yang terdeteksi dari garis dalam hipotesis posisi pada persamaan (5).

$$Dl_m = \|(x_{t,n} - x_{t,m}), (y_{t,n} - y_{t,m})\|^2 \quad (5)$$

$$w_n = 1 - \frac{1}{M} \left[\sum_{m=1}^M Dl_m(x, y) \right] \quad (6)$$

$$w_{fast} = w_{fast} + a_{fast}(w_n - w_{fast}) \quad (7)$$

$$w_{slow} = w_{slow} + a_{slow}(w_n - w_{slow}) \quad (8)$$

Berdasarkan persamaan (6),(7), dan (8) tersebut partikel yang mendekati posisi sebenarnya akan memiliki bobot yang signifikan

4) Resampling

Pada saat resampling atau pembentukan kembali partikel ke posisi menurut berat terakhir dijelaskan pada persamaan (9)

$$\begin{bmatrix} x_{t,n} \\ y_{t,n} \\ w_{t,n} \end{bmatrix}^T = \begin{cases} \begin{bmatrix} r_n \\ r_n \\ r_n \end{bmatrix}^T & \text{if } \left(r \left(1 - \frac{w_{fast}}{w_{slow}} \right) = 1 \right) \\ \begin{bmatrix} x_{t,n} \\ y_{t,n} \\ w_{t,n} \end{bmatrix}^T & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

dimana r adalah nilai random antara 0 hingga 1.

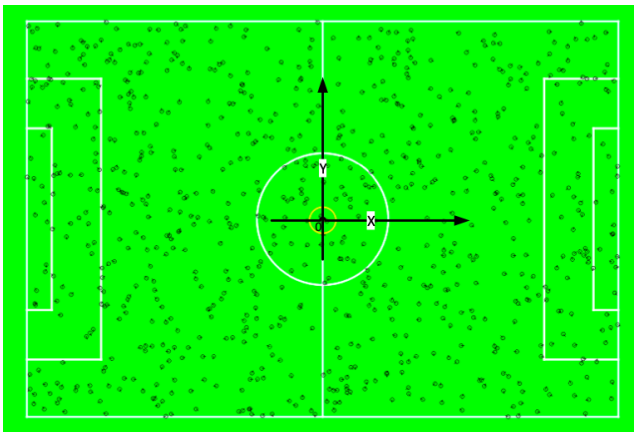
5) Estimasi Posisi

Kemudian setelah proses resampling selesai, didapatkan posisi estimasi dari bobot rata-rata dikalikan dengan hipotesis partikel sebelumnya seperti yang ditunjukkan persamaan (10).

$$(\hat{x}(t), \hat{y}(t)) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x_n(t) \quad y_n(t) \quad w_n(t)] \quad (10)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

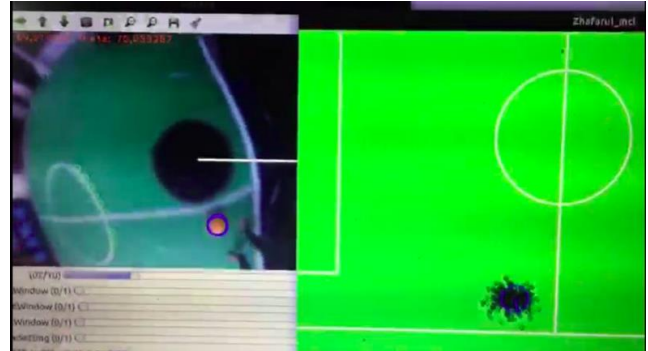
Setup eksperimental menggunakan komputer core i5 dengan 4 Gb ram. Dalam pengujian ini pusat lapangan ditentukan sebagai titik 0 dari koordinat Cartesian. Pada awal algoritma PFL sebaran partikel ditunjukkan dengan titik-titik hitam sebagai hipotesis di semua posisi di bidang koordinat dari 600 partikel, seperti yang ditunjukkan gambar 3.



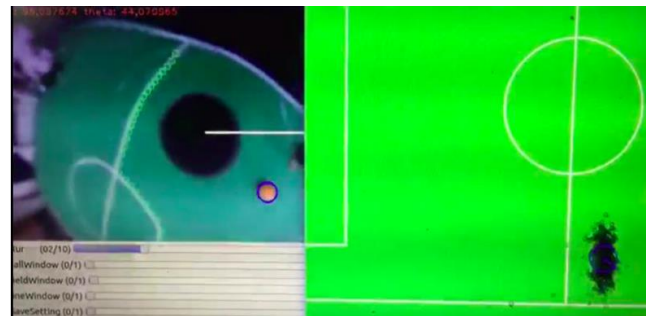
Gambar 3. Inisialisasi Partikel

Kemudian setelah landmark garis medan terdeteksi oleh algoritma scanline seperti pada Gambar 4 maka setiap partikel dihitung bobotnya, yang kemudian menghitung posisi rata-rata sesuai dengan landmark yang terdeteksi. Setelah proses perhitungan selesai maka partikel akan berkumpul di satu titik sesuai dengan posisi landmark yang

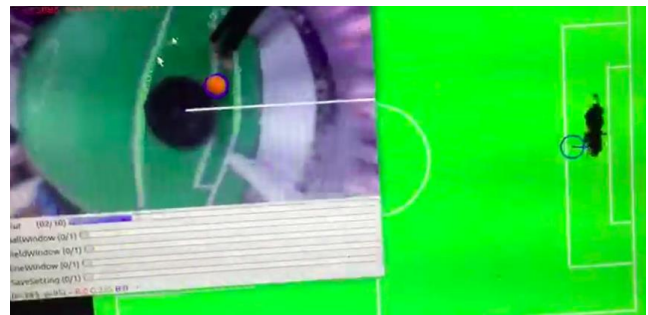
terdeteksi. Pada Gambar tersebut partikel-partikel berkumpul di sekitar titik (-50, -255) dan nilai rata-rata partikel berada pada posisi tersebut yang ditunjukkan dengan lingkaran berwarna biru. Selanjutnya pengujian dilakukan dengan menggerakkan robot pada sumbu x untuk mengetahui apakah partikel dapat mengikuti gerakan robot atau tidak. Pada Gambar 5 menunjukkan partikel dapat mengikuti pergerakan robot dan berkumpul di titik (50, -255).



Gambar 4 Konvergensi partikel pada koordinat (-50,-255)



Gambar 5 Konvergensi partikel pada koordinat (50,-255)



Gambar 6 Konvergensi partikel saat didekat gawang

Pada Gambar 6 menunjukkan pengujian pada titik-titik penting seperti di dekat gawang. Di tengah lapangan dan di samping lapangan yang merupakan titik fatal bagi robot untuk mengetahui posisi dimana robot berada. Pada Tabel 1 merupakan data pengujian pada beberapa posisi robot dari hasil pengujian didapatkan nilai error rata-rata sebesar 15% disebabkan oleh noise yang terjadi pada saat mendeteksi garis landmark yang mengakibatkan ketidakakuratan pada saat mengestimasi posisi.

Tabel 1 Hasil pengujian pada beberapa titik koordinat pengujian

Actual Position		Estimated Position	
X robot	Y robot	X estimated	Y estimated
-50	-200	-45	-209
-50	-250	-53	-240
50	-200	54	-190

50	-250	57	-240
100	-100	110	-110
100	-150	108	-140
150	0	140	7
150	-50	139	-49
200	0	190	2
200	-50	210	-40

IV. KESIMPULAN

Makalah ini telah menjabarkan pengembangan *localization* dari robot sepak bola beroda otonom melalui Omni-vision. *Landmark* bidang telah dikenali menggunakan beberapa pemrosesan gambar. Selanjutnya, informasi sensor penglihatan digunakan sebagai model sensor pada algoritma Particle Filter Localization. Berdasarkan hasil percobaan, Particle Filter Localization Partikel merupakan cara yang efisien untuk *localization* robot sepakbola beroda. Particle Filter Localization juga dapat memperkirakan posisi secara akurat.

REFERENSI

- [1] N. Setyawan, N. Mardiyah, K. Hidayat, and Z. Has, "Object Detection of Omnidirectional Vision Using PSO-Neural Network for Soccer Robot," in *2018 5th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, 2018, pp. 117–121.
- [2] N. Setyawan, N. A. Mardiyah, and K. Hidayat, "Deteksi Dan Prediksi Trajektori Objek Bergerak Dengan Omni-Vision Menggunakan PSO-NN Dan Interpolasi Polynomial," *Multitek Indones.*, vol. 13, no. 1, pp. 66–80, 2019.
- [3] N. A. Mardiyah and N. Setyawan, "Pengenalan Posisi Multi Objek Menggunakan Neural Network dan Scan Lines Pada Robot Sepak Bola," in *Prosiding SENTRA (Seminar Teknologi dan Rekayasa)*, 2019, no. 5, pp. 58–64.
- [4] A. N. Fitriana, K. Mutijarsa, and W. Adiprawita, "Color-based segmentation and feature detection for ball and goal post on mobile soccer robot game field," *2016 Int. Conf. Inf. Technol. Syst. Innov. ICITSI 2016 - Proc.*, pp. 1–4, 2017, doi: 10.1109/ICITSI.2016.7858232.
- [5] Setiawardhana, R. Dikairono, T. A. Sardjono, and D. Purwanto, "Visual ball tracking and prediction with unique segmented area on soccer robot," *2017 Int. Semin. Intell. Technol. Its Appl. Strength. Link Between Univ. Res. Ind. to Support ASEAN Energy Sect. ISITIA 2017 - Proceeding*, vol. 2017-Janua, pp. 362–367, 2017, doi: 10.1109/ISITIA.2017.8124110.
- [6] G. W. Kurniawan, N. Setyawan, and E. A. Hakim, "PID Trajectory Tracking Control 4 Omni-Wheel Robot," *SinarFe7*, vol. 2, no. 1, pp. 345–350, 2019.
- [7] T. A. Bahtiyar, F. Ardilla, B. S. Marta, and D. Pramadihanto, "Effectiveness of bicycle path planning method and pure pursuit method on omni-directional mobile robot," in *2015 International Conference on Control, Electronics, Renewable Energy and Communications (ICCEREC)*, 2015, pp. 91–97.
- [8] S. Augustin, G. Indiveri, P. Ploeger, and S. Augustin, "An Omni-Vision based Self-Localization Method," pp. 276–281.
- [9] P. Lima *et al.*, "Omnidirectional catadioptric vision for soccer robots," vol. 36, pp. 87–102, 2001.
- [10] A. J. R. Neves, A. J. Pinho, D. A. Martins, and B. Cunha, "An efficient omnidirectional vision system for soccer robots: From calibration to object detection," *Mechatronics*, vol. 21, no. 2, pp. 399–410, 2011, doi: 10.1016/j.mechatronics.2010.05.006.