

Partikel Filter Dalam Menentukan Koordinat Posisi dan Orientasi Robot

Mahfud Jiono¹

1. Universitas Negeri Malang, Indonesia | mahfud.jiono.ft@um.ac.id

Abstrak

Kompetisi robot sepak bola divisi humanoid merupakan sebuah kompetisi robot dengan *platform* berbentuk manusia dengan sebuah kamera sebagai *vision* sensor untuk mendeteksi fitur-fitur lapangan dan sensor keseimbangan untuk mendukung mereka dalam bermain sepak bola di lapangan yang sudah ditentukan. Tantangan dalam kompetisi ini yaitu seperti halnya permainan sepakbola pada umumnya seperti mengikuti bola, bergerak untuk mencari bola, berjalan dinamis, menendang sambil menjaga keseimbangan tubuh, mengetahui posisi robot lain, lokalisasi dan pemetaan lapangan beserta fitur-fiturnya dalam kondisi real-time. Tantangan-tantangan ini masih menjadi permasalahan utama dalam kompetisi robot divisi humanoid dan hanya diperbolehkan menggunakan kamera dalam aturan kompetisi dan tidak diperbolehkan menggunakan sensor yang lain untuk mendukung fitur-fitur, posisi dan orientasi selama permainan berlangsung. Dari kondisi ini maka sistem yang diusulkan untuk dikembangkan adalah sistem lokalisasi dan pemetaan lingkungan berbasis probabilitas. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mewujudkan sistem yang ideal untuk mempercepat pendeteksian fitur-fitur lapangan dan implementasi dalam sebuah pertandingan sepak bola robot humanoid yang dapat dipantau secara real-time. sehingga tujuan dari ini penelitian ini yaitu: (a) meningkatkan kemampuan dan kecerdasan dalam mendeteksi fitur lapangan pada robot humanoid; (b) dengan metode SLAM ini robot dapat membedakan fitur utama yang ada di lapangan dan di luar lapangan; (c) mampu membedakan robot kawan dan lawan, fitur garis lapangan, bola dan posisi gawang; (d) robot yang berada pada posisi pertahanan mampu bertindak sebagai penyerang dan melakukan tendangan bola ke arah gawang lawan. Pengujian dilaksanakan bersamaan antara pengujian simulasi dan pengujian nyata dalam waktu yang sama. Berdasarkan data hasil percobaan, robot dapat memperkirakan posisi dan orientasinya selama mencari fitur lapangan yaitu posisi bola, koordinat posisi gawang dan robot lawan dengan akurasi waktu yang cepat. Hasilnya menunjukkan bahwa sistem yang diusulkan dapat diterapkan robot sepak bola humanoid secara real-time dan itu bekerja dengan lebih efektif dengan sedikit kesalahan.

Kata Kunci

Fitur lapangan, Partikel Filter, Robot Sepakbola

1. Latar Belakang

Proyeksi yang ideal untuk mempercepat proses desain dan implementasi pada sistem robot mobile harus dibuat simulator yang dapat dimonitoring secara real-time. Simulator yang dibuat dalam penelitian ini didasarkan pada self-built platform robot roda sepak bola. Pembuatan robot sepakbola ini mengikuti pedoman yang dikeluarkan oleh Kidsize humanoid Robocup (Lobmeier, 2018). Robocup sendiri merupakan sebuah konsorsium internasional yang mengembangkan robot untuk keuntungan pertandingan sepak bola. Tujuan utama dari simulator yang dibuat yaitu agar performa tiap robot dalam bermain sepak bola membaik, tiap robot akan selalu mengirimkan kondisi keadaanya melalui komunikasi wireless. Sehingga dapat diketahui aktivitas robot dan saling memberitahu antar robot jika terdapat salah satu robot yang menemukan bola (Schoenmakers et al., 2013). Dengan keterbatasan sensor yang menjadi salah satu aturan pada KRSBI humanoid menjadi salah satu tuntutan yang serius. Peraturan KRSBI humanoid yaitu hanya memperbolehkan menggunakan camera untuk aktivitas robot didalam lapangan. Kondisi ini menjadi kesulitan tersendiri untuk robot dalam menentukan posisi atau bagian lapangan mana yang menjadi daerah lawan dan mana yang menjadi daerah permainan sendiri. Dengan adanya simulator ini maka robot dapat menentukan dan memberikan informasi lokasi robot tersebut berada.

Kondisi lain yang menjadi tantangan tersendiri yaitu pada tahun 2020 ini sesuai peraturan pada kompetisi KRSBI, perubahan yang terdapat dalam peraturan ini memberikan tantangan dalam permainan sepak bola kategori humanoid pada tahun ini. Dimensi lapangan dan gawang menjadi lebih besar daripada tahun sebelumnya. Tahun ini lapangan berubah menjadi ukuran luas 6x9 meter dimana ukuran ini lebih luas 1.5 kali dari tahun sebelumnya. Sedangkan untuk gawang mengalami perubahan dari semula berukuran 1.5x0.8 meter berubah menjadi 2.25x1.1 meter. Di Dalam kompetisi robocup sebelumnya, ukuran lapangan seperti ini diterapkan pada kategori Kid-Size dan Teen-Size dengan ukuran robot yang lebih besar dan bola yang lebih besar juga dengan diameter bola 10 cm (Robocup Committee., 2019). Namun pada KRSBI tahun ini, bola yang digunakan masih menggunakan bola pada tahun sebelumnya yaitu bola tenis dengan diameter 6cm. Tentu hal ini akan semakin mempersulit robot jika strategi pada penelitian sebelumnya (Schoenmakers et al., 2013) diterapkan dalam tahun ini. Lapangan yang semakin luas menyebabkan performa robot menjadi turun jika salah satu robot tidak bisa saling berkomunikasi. Agar performa tiap robot dalam bermain sepak bola membaik, tiap robot akan selalu mengirimkan kondisi keadaanya melalui komunikasi wireless (Zannatha et al., 2011). Sehingga dapat diketahui aktivitas robot dan saling memberitahu antar robot jika terdapat salah satu robot yang menemukan bola. Beberapa penelitian yang serupa telah melakukan riset agar robot lebih menyerupai manusia dalam bermain sepak bola. Peneliti lain melakukan pengujian penentuan posisi berdasarkan fitur dalam lapangan (Javadi et al., 2017). Serta melakukan penelitian pada deteksi perpotongan garis sebagai landmark dalam lapangan dan penentuan posisi dari fitur luar lapangan (Tjahyadi H et al., 2016). Penelitian dan pengembangan guna

meningkatkan kecerdasan robot dengan cara koordinasi antar robot di dalam lapangan juga sudah dilakukan.

2. Metode Penelitian

Pada bagian ini kami menjelaskan tentang penelitian terkait dari yang sudah dilakukan pada penelitian sebelumnya yang berisi beberapa bagian-bagian utama dalam penelitian kami. pertama kami menjelaskan deteksi garis lapangan, bola dan posisi bola sebagai fitur utama yang ada pada lapangan.

1) Diteksi Lapangan dan Garis

Tampilan garis lapangan pada robot humanoid sebagian terisi pada *raw image* dengan ruas-ruas garis berwarna putih. Tujuan utama dari pendeteksian garis ini adalah untuk menentukan titik koordinat baik posisi dan orientasi robot di dalam lapangan. Metode ini menggunakan *edge detection* di antara dua garis (S.T. Rasmana et al., 2016). Dimana ada dua partikel warna dasar yaitu hitam sebagai *background* warna lapangan dan putih sebagai hasil dari pendeteksian keberadaan garis lapangan. Pada fase ini kami menggunakan metode ruang warna HSV dengan memilih rentang warna hijau pada langkah pertama dalam penentuan *background* lapangan. Klasifikasi nilai Hues pada fase ini telah diatur dalam program sebelumnya (Sural et al., 2002). Implementasikan metode RGB to HSV didapatkan dengan persamaan 1, 2, dan 3 (T. Laue et al., 2009), dimana gambar RGB 8 bit diubah menjadi sebuah nilai nilai skala. pada proses ini juga dapat digunakan untuk menemukan luas area hijau sebagai dimensi lapangan (Guanghui et al., 2008). Setelah background terdeteksi dengan baik, kita menggunakan *binarization* citra yaitu proses yang menghasilkan dua citra biner sebagai satu bidang garis dan ruas garis sebagai tujuannya.

$$V \leftarrow \max (R, G, B) \quad \text{Pers. (1)}$$

$$S \leftarrow \begin{cases} \frac{V - \min (R, G, B)}{V} & \text{if } V \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{Pers. (2)}$$

$$H \leftarrow \begin{cases} \frac{60 (G - B)}{V - \min (R, G, B)} & \text{if } V = R \\ 120 + \frac{60 (B - R)}{V - \min (R, G, B)} & \text{if } V = G \\ 240 + \frac{60 (R - G)}{V - \min (R, G, B)} & \text{if } V = B \end{cases} \quad \text{Pers. (3)}$$

Jika nilai dari $H < 0$ maka $H = H + 360$. Pada keluaran adalah $0 \leq V \leq 1$; $0 \leq S \leq 1$; $0 \leq H \leq 360$. Kemudian hasil dari perhitungan data ini akan dikonversi ke data tujuan dengan tipe data 8 bit:

$$V = 255, S = 255, H = \frac{H}{2} \quad \text{Pers. (4)}$$

Data ini dapat dihitung dengan membandingkan nilai tersebut dengan nilai toleransi di setiap corak warna yang sudah di tentukan sebelumnya (Hannes et al., 2011). Nilai toleransi ini biasanya ditetapkan dalam $\pm 10^0$ dari sudut warna dasar yang sudah ditetapkan. Algoritma 1 menunjukkan program utama untuk proses deteksi fitur lapangan. Setelah mendapatkan nilai dengan kandidat terbaik untuk warna hijau sebagai warna dasar lapangan, begitu juga nilai kesalahan yang tersisa akan selalu muncul dalam proses ini. Sehingga saat kita mendapatkann kesalahan tersebut dengan bobot yang relatif kecil dan titik terdekat dari nilai error itu sebagai nilai yang benar. Pada saat bersamaan nilai error yang tereliminasi ini kemudian akan ditutupi oleh rasio warna hijau yang tinggi. Langkah selanjutnya, kita bisa menggabungkan data yang didapatkan dengan rasio kesalahan kecil ini sebagai data yang merepresentasikan sebagai latar belakang gambar dari tangkapan kamera.

Algoritma 1 Diteksi *background* lapangan

```
1: Input: poin, raw_gmbr
2: Output: field
3: mulai = poin[0]
4: while poin.size()  $\neq$  0 do
5:   field.push(start)
6:   bestCandidate = findBestCandidate(poin, raw_gmbr)
7:   poin.erase(bestCandidate)
8:   error = computeError(field, bestCandidate)
9:   if error < threshold then
10:     mulai = bestCandidate
11:   else
13:     field.clear()
14:   end if
15: end while
```

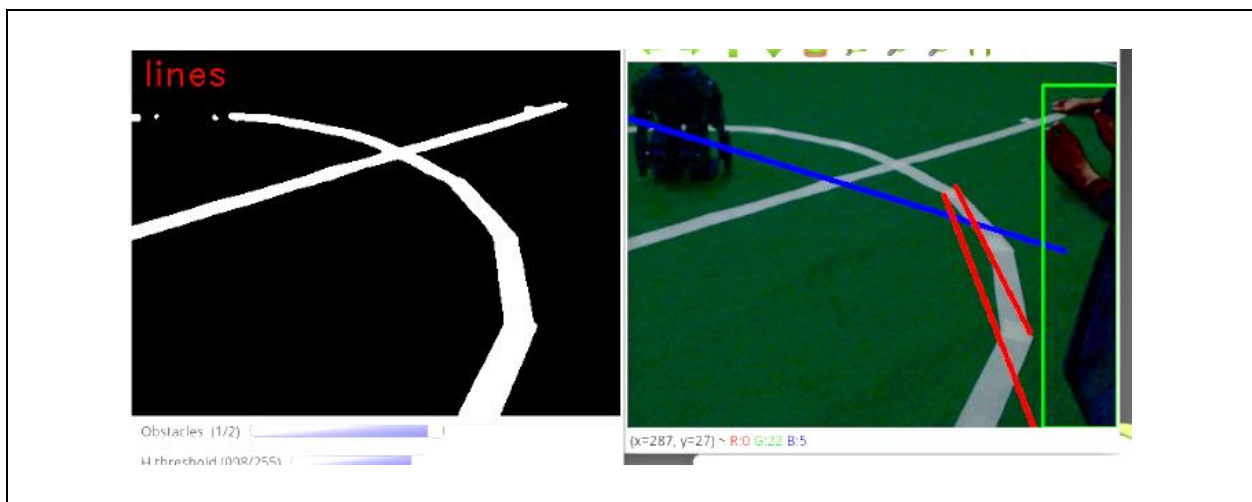


Gambar 1. Hasil diteksi Lapangan dan Garis dari Algoritma 1

Untuk deteksi garis, kami menggabungkan metode *Hough Transformation* yaitu metode segmen garis-garis secara kontinyu. Metode ini digunakan setelah langkah algoritma deteksi latar warna dari lapangan sudah didapatkan dengan sebuah nilai yang benar. Secara keseluruhan langkah-langkahnya sama dengan algoritma deteksi lapangan, kita hanya menambahkan langkah penyimpanan data sementara. Data ini adalah data ketika garis tidak dapat digabungkan dengan segmen garis yang sudah mendapatkan di langkah sebelumnya. Karena sangat memungkinkan beberapa partikel di lapangan juga akan terlihat seperti garis.

Algoritma 2 Diteksi garis lapangan

```
1: Input: poin, raw_gmbr
2: Output: lines
3: mulai = poin[0]
4: while poin.size() ≠ 0 do
5:   lines.push(start)
6:   bestCandidate = findBestCandidate(poin, raw_gmbr)
7:   poin.erase(bestCandidate)
8:   error = computeError(lines, bestCandidate)
9:   if error < threshold then
10:    mulai = bestCandidate
11:   else
12:    storeLine(lines)
13:    line.clear()
14:   end if
```



Gambar 2. Hasil diteksi Garis dan Garis dari Algoritma 2

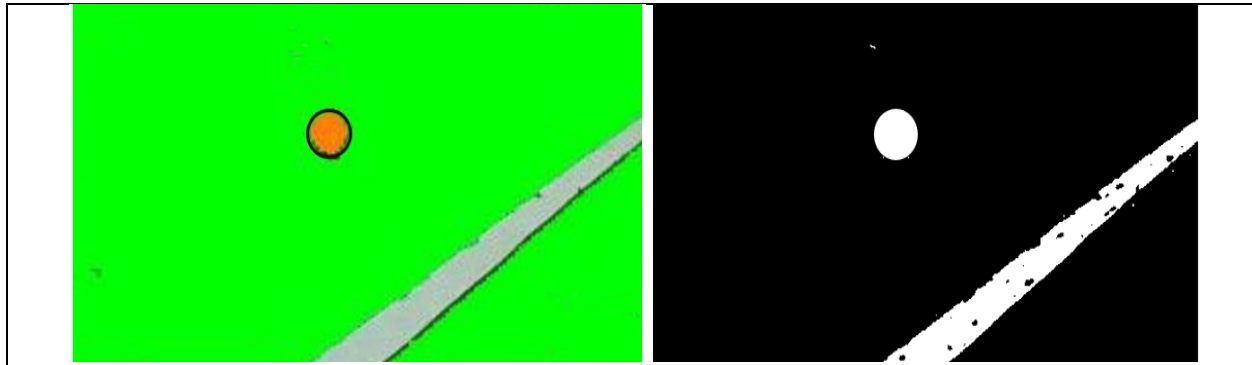
2) Diteksi Bola.

Proses pencarian posisi bola merupakan tujuan utama dalam permainan sepak bola. Bola dapat dideteksi secara efisien menggunakan algoritma yang cepat dan sederhana berdasarkan informasi data warna yang diperoleh dari proses segmentasi warna yang sudah ditentukan di awal. Dalam penelitian kami menggunakan algoritma deteksi berdasarkan warna dasar bola yaitu warna *orange*. Algoritma ini sebenarnya mengurangi waktu komputasi daripada deteksi berdasarkan bentuk. Seperti yang berada pada peraturan kompetisi humanoid bola berwarna *orange* dengan diameter 6cm sudah ditentukan sebelumnya. Dalam mendeteksi proses bola, kami menggunakan *computer vision library* dan *OpenCV* (Czarnetki et al., 2010). *Library* ini digunakan untuk lebih efisien dalam mengkompilasi data dan informasi pada robot menemukan fitur bola yang ada di lapangan. Beberapa fitur yang disediakan antara lain proses pengubahan *color space* dari RGB ke HSV (Schulz et al., 2012), RGB ke *Grayscale*, serta fitur blur khusus untuk menghaluskan permukaan bola jika bola yang tertangkap kamera tidak tampak bulat atau tidak ternormalisasi dengan baik. Berikut merupakan algoritma dalam penditeksian bola.

Algoritma 2 Diteksi bola

```
1:      Input: poin, raw_gmbr
2:      Output: bala
3:      for i=0 maxRadius do
4:          for j=0 to 360 do
5:              if objk[j] [i] = bola and
6:              objkj] [i-1] = field or
7:              objk[j] [i-1] = lines then
8:                  Bola_x := ImageCenterx + i x cos (j)
9:                  Bola_y := ImageCentery + i x sin (j)
10:                 Bola_poss := i
11:                 Bola_orien := j
12:             end if
13:         end for
14:     end for
```

Dalam proses ini pula jika terdapat warna orange di luar lapangan, maka robot akan dapat menyeleksi sebagai data yang salah. Karena data bola yang benar adalah warna orange atau warna lain yang spektrumnya mendekati warna tersebut dan berada di atas lapangan hijau. Mendeteksi bola menggunakan filter *orange-green* dapat meminimalisir kesalahan dalam membaca posisi bola. Hasil filter *orange-green* pada robot, robot menganbil data benar sebagai bola di lapangan walaupun ada bola atau warna yang sama lainnya yang berada di luar lapangan yang memungkinkan mengganggu proses penditeksian bola tersebut.



Gambar 3. Garis dan bola dari hasil binarisasi dari pengambilan data Kamera

3. Probabilitas Peta Lapangan

Metode *localization* dalam penentuan probabilitas peta lapangan biasanya akan mengambil data fitur-fitur lapangan. Daftar fitur yang diamati yaitu warna lapangan, garis lapangan, bola, posisi gawang, robot lain sebagai halangan. Probabilitas jarak ke arah pergerakan dan sudut yang dilihat dari posisi kamera robot merupakan variabel yang sangat penting yang wajib di atur sepenuhnya. Pada proses ini pertama-tama kami mengkonfirmasi fitur garis di lapangan sebagai bagian utama dalam penelitian ini.

1) Fitur garis lapangan

Untuk mendapatkan data dan identitas fitur garis diperlukan langkah ekstraksi fitur. Pada robot humanoid lapangan sepak bola terdapat tiga jenis fitur garis yang nantinya dapat dibedakan oleh robot. Dua jenis garis perpotongan yaitu garis perpotongan L dan T. Persimpangan lainnya adalah simpang khusus di tengah lapangan yang merupakan perpotongan lingkaran antar garis tengah lapangan sepak bola.

L :persimpangan harus dekat dengan kedua garis awal dan akhir garis. Kami mendefinisikan: fitur batas L dan fitur area tujuan L.

T :persimpangan terletak pada satu garis dari pasangan garis, tetapi tidak dekat dengan garis awal atau akhir garis. Kami mendefinisikan: fitur batas T dan fitur area tujuan T.

Tengah :persimpangan harus berada pada kedua garis dan terletak di tengah lapangan.

Data ini selalu merupakan data unik dan berbeda di antara ketiga jenis persimpangan ini. Setelah menghitung ukuran kebenaran probabilitas untuk setiap persimpangan, kami memeriksa dan mencocokkan apakah ada jenis persimpangan yang dapat mendekati nilai benar dari penentuan matrix masing-masing percabangan. Selain dari perhitungan posisi persimpangan dan kandidat terbaik untuk setiap jenis persimpangan, kami juga menghitung

orientasi dari arah hadap robot, untuk mendapatkan informasi sebanyak mungkin ke sistem lokalisasi tentang posisi dan orientasi robot.

2) *Mapping* lapangan

Setelah menentukan kemungkinan persimpangan-persimpangan garis pada lapangan, langkah selanjutnya adalah mencocokkan posisi robot pada kondisi real-time dengan semua kemungkinan lokasi untuk memberikan kemungkinan posisi robot yang benar. Pada langkah ini kami memberikan data mentah sebagai *database* dari semua kemungkinan lokasi di lapangan dengan memberikan garis *matriks grid* (Gambar 6). Dengan menggunakan metode *neighborhood probability mapping* yang memungkinkan pencocokan garis-garis batas lapangan terhadap database garis-garis batas pada landmark lokalisasi lapangan dengan benar. Metode ini disebut juga dengan SLAM yang mampu menempatkan robot, posisi garis, posisi bola dan halangan yang berada di lapangan. Dengan menggunakan metode partikel filter [14]. Dalam SLAM, baik lintasan pemetaan maupun fitur dalam suatu landmark dapat diperkirakan oleh robot itu sendiri tanpa harus memasukkan kategori fitur dalam sebuah algoritma.

Sebagai contoh perhitungan estimasi tersebut yaitu misal pada algoritma robot diberikan serangkaian kontrol u_t dan hasil raw data dari sensor O_t yang diperoleh lebih dari langkah waktu diskrit t , dengan menggunakan SLAM adalah untuk menghitung perkiraan lokasi agen x_t dan peta lingkungan m_t . Semua kuantitas data yang diperoleh menggunakan probabilitas, yang dituangkan dalam rumus sebagai berikut:

$$P(m_{t+1}, x_{t+1} | O_{t+1}, u_{t+1}) \quad \text{Pers. (5)}$$

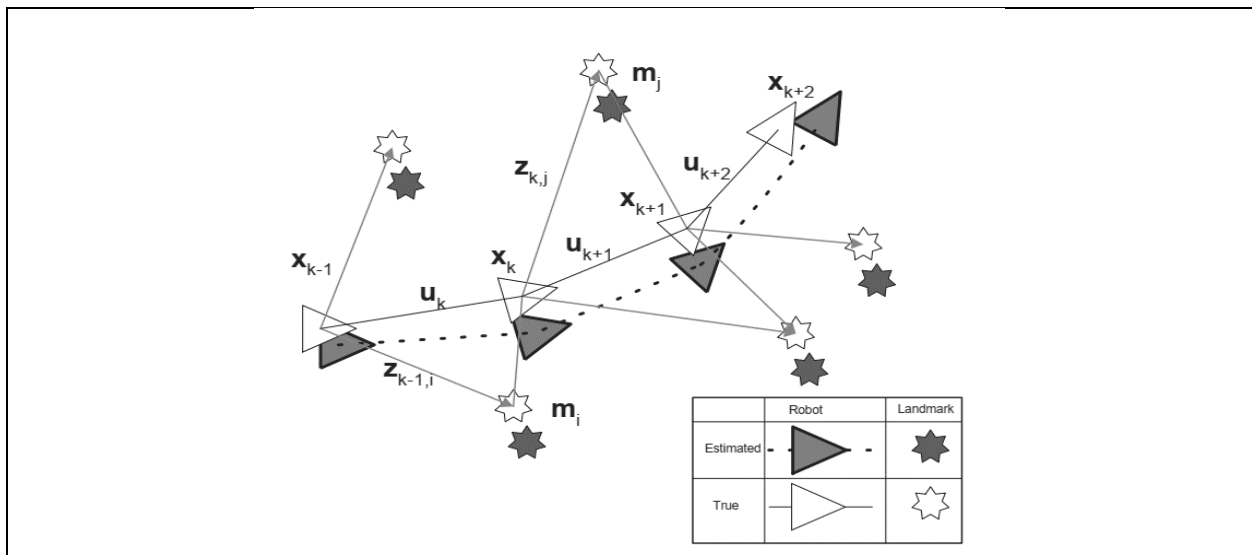
Dengan menerapkan aturan Bayes dalam konsep probabilitas dan statistika yang dapat memberikan suatu nilai untuk memperbarui posisi dan lokasi robot secara berurutan dengan konsep fungsi transisi $P(x_t | x_{t-1})$ maka:

$$(x_t | O_{1:t}, u_{1:t}, m_t) = \sum_{m_{t-1}} P(O_t | x_t, m_t, u_{1:t}) \sum_{x_{t-1}} P(x_t | x_{t-1}) P(x_{t-1} | m_t, O_{1:t-1}, u_{1:t}) / Z \quad \text{Pers. (6)}$$

Demikian pula hasil pemetaan dapat diperbarui secara berurutan dengan:

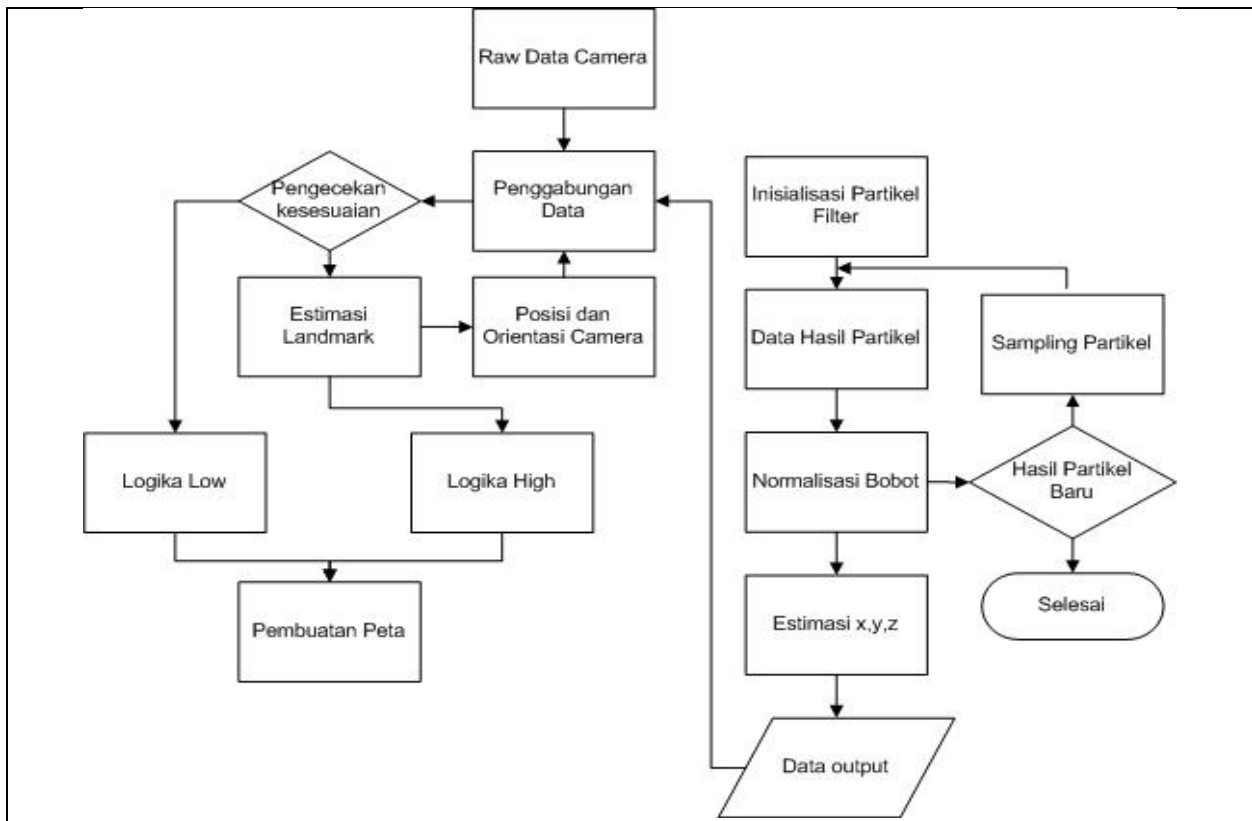
$$P(m_t | x_t, O_{1:t}, u_{1:t}) = \sum_{x_t} \sum_{m_t} P(m_t | x_t, m_{t-1}, O_t, u_{1:t}) P(m_{t-1}, x_t | O_{1:t-1}, m_{t-1}, u_{1:t}) \quad \text{Pers. (7)}$$

Pada gambar 4 berikut ini merupakan gambaran umum dari hasil pengolahan data-data dengan persamaan di atas.



Gambar 4. Estimasi posisi Robot yang baru dan posisi sebelumnya

Pada gambar di atas tampak bahwa konvergensi mapping mobile robot yang terjadi karena raw data yang di ambil oleh robot dapat dianggap sebagai data yang terdekat dengan nilai kebenaran pada landmark. Bisa dilihat bahwa robot pada lokasi x_k sedang melakukan pengamatan pada lokasi m_i dan m_j . Lokasi relative yang berada pada landmark jelas tidak tergantung pada titik kordinat frame robot dan pengambilan data oleh robot secara berturut-turut dari lokasi yang relative fix tersebut akan menghasilkan data pengukuran sebagai 9relative independen yang digunakan sebagai acuan untuk lokasi selanjutnya pada saat robot mulai bergerak [9]. Bisa dilihat pada posisi robot saat bergerak ke posisi x_{k+1} , pada posisi m_j ini memungkinkan estimasi lokasi robot dan landmark yang akan diperbarui relative terhadap lokasi sebelumnya yaitu pada posisi x_k . Pada suatu waktu tertentu hal ini akan menyebar kembali untuk memperbarui posisi m_i meskipun posisi ini tidak terlihat dari posisi baru. Ini terjadi karena dua landmark sangat berkorelasi dari pengukuran data sebelumnya. Artinya, semua landmark berakhir membentuk jaringan yang dihubungkan oleh lokasi relative atau korelasi yang presisi atau nilainya meningkat setiap kali suatu observasi dilakukan oleh robot (robot berubah posisi).



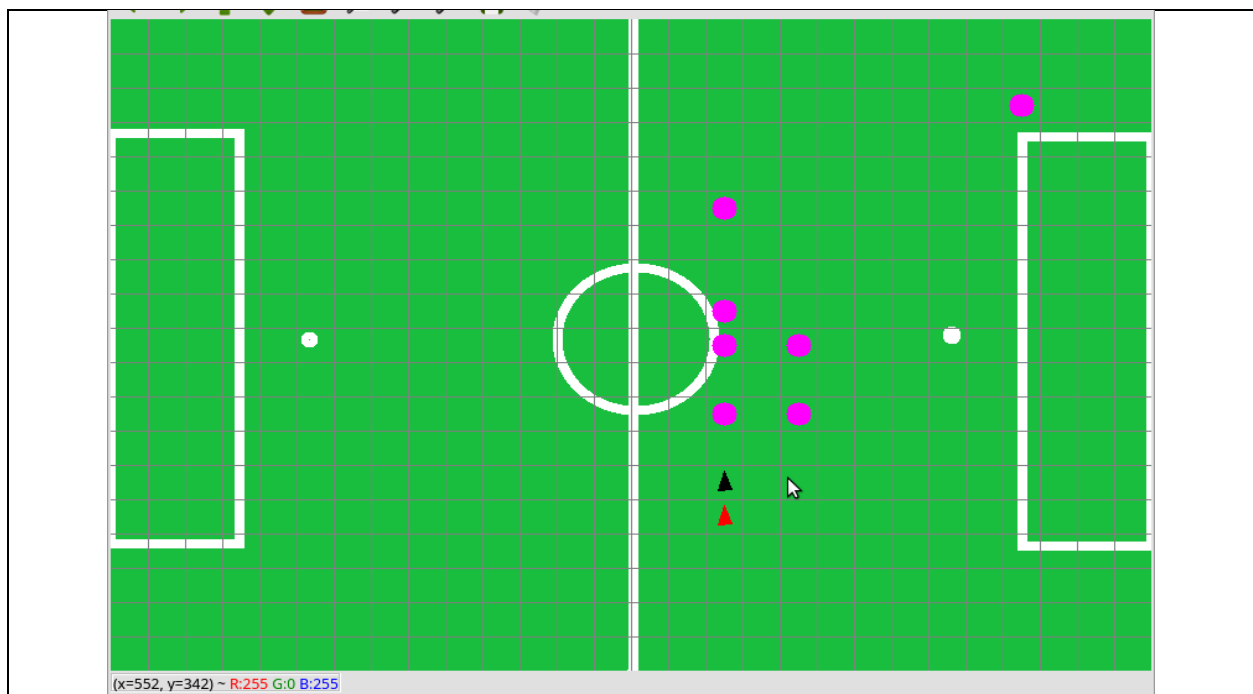
Gambar 5. Diagram Aliran Proses SLAM

Pada flowchart di atas dijelaskan bahwa proses lokalisasi ini merupakan hasil dari diteksi partikel-partikel yang ada di lapangan. Pada langkah awal yaitu proses inisialisasi partikel-partikel tersebut yang dapat berupa garis, bola, gawang dan halangan. Pada proses ini pula probabilitas posisi robot sangat penting. Selanjutnya robot akan mendeteksi semua fitur lapangan sesuai dengan arah hadap robot. Fitur ini pula yang akan dilakukan penghitungan bobotnya dengan membandingkan pengukuran secara real dan nilai grid matriks pada peta lokalisasi. Pada proses perhitungan ini, nilai selisih akan dimasukkan ke dalam proses normalisasi agar didapatkan bobot terbaik dari partikel-partikel tersebut. Selanjutnya nilai partikel dengan bobot tertinggi akan dijadikan acuan bahwa ini merupakan kandidat terbaik sebagai langkah penyebaran partikel berikutnya.

Untuk meningkatkan keakuratan data partikel tersebut, bobot ini akan dikoreksi ulang dengan data hasil diteksi kamera. Data inilah nanti yang akan digunakan sebagai acuan pada peta lokalisasi yaitu akan diambil atau tidak. Untuk grid yang terambil maka akan diberi logika "high" dan untuk yang tidak terambil akan diberi logika sebaliknya yaitu "low". Dari rangkaian-rangkain grid yang sudah mendapatkan logika "high" inilah nanti akan membentuk serangkaian replica peta yang di jangkau oleh robot.

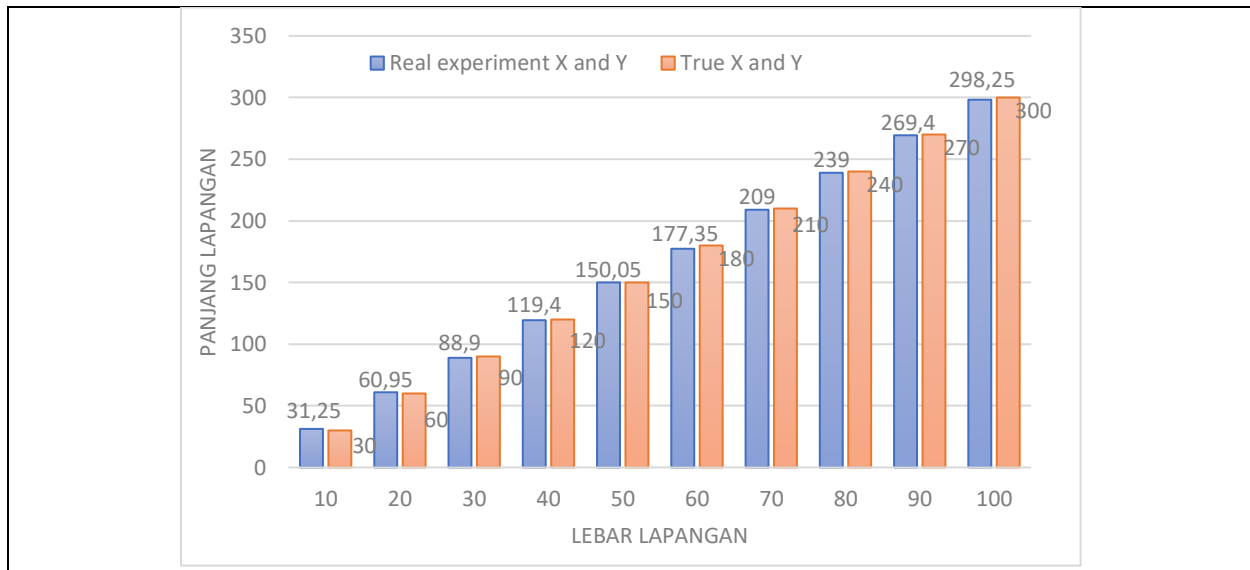
4. Hasil dan Pembahasan

Robot melakukan proses lokalisasi pada lapangan, ketika robot masih jauh dari area gawang, maka robot akan menggiring bola untuk mendekati area tersebut. Namun apabila gawang sudah sangat dekat, maka robot akan siap berada dalam posisi melakukan tendang. Apabila gawang tidak ditemukan, robot akan melakukan posisi memutar pada orientasi bola sampai pada posisi yang memungkinkan posisi bola dalam kondisi lurus ke daerah lawan. Jika posisi robot sudah sesuai dan bola tetap berada di area jangkauan tendang, maka robot akan menendang bola. Jika dalam permainan robot tidak melihat keberadaan bola atau robot terjatuh, maka robot melakukan proses berdiri secara otomatis dan akan melakukan pencarian posisi bola. Pada kondisi yang tidak bisa terpungkiri adalah ketika robot mendeteksi keberadaan robot lain atau akan dianggap rintangan oleh robot tersebut. Kondisi rintangan pada lokalisasi diinterpretasikan sebagai lingkaran dengan warna magenta lapangan, seperti yang terlihat pada Gambar 6. Pada pengujian penghindaran rintangan ini mengasumsikan bahwa rintangan merupakan benda statis yang berada di lapangan. Dalam situasi nyata di lapangan, rintangan bisa berupa robot musuh atau robot teman. Pengujian ini dilakukan dengan memberikan interferensi pada arah gerak robot. Robot akan mendeteksi rintangan dan membuat jalur baru untuk menghindarinya dan menghitung estimasi posisi berikut.



Gambar 6. Diagram Aliran Proses SLAM

Gambar. 7 menunjukkan perolehan data antara perencanaan jalur pergerakan robot di simulator dengan warna oranye, dibandingkan dengan lintasan robot di lapangan sepak bola nyata dengan warna biru. Jalur ini merupakan percobaan data kombinasi koordinat x-y antara x-y pada hasil percobaan nyata dan x-y sebenarnya yang kita kirim ke robot.



Gambar 7. Pengujian Koordinat pada lapangan dan pengiriman koordinat pada robot di landmark lokalisasi

5. Kesimpulan

Partikel Filter dalam menentukan koordinat posisi dan orientasi robot terhadap lingkungannya telah diimplementasikan pada tujuan khusus untuk kompetisi robot sepak bola divisi humanoid. Sistem lokalisasi ini telah diterapkan pada platform robot Darwin OP. Algoritma lokalisasi akan menjadi metode yang berguna untuk kompetisi robot sepak bola di kompetisi RoboCup. Dengan sistem ini robot mampu mengukur luas lapangan sepak bola dengan ukuran 6x9 meter dengan matriks grid yang telah ditetapkan sebelumnya. Algoritma dapat disesuaikan dengan platform pemrosesan yang lebih efektif dengan mengurangi jumlah nilai matriks grid dalam database, tetapi dalam beberapa kasus kesalahan estimasi juga akan timbul tetapi dengan sedikit nilai error.

Daftar Rujukan

- Lobmeier, C., Burk, D., Wendler, A., Eskofier, B.M.: Er-force 2018 extended team description paper (2018), robocup Small Size League, Montreal, Canada, 2018
- F.B.F. Schoenmakers et al., "Tech United Eindhoven Team Description 2013 Middle Size League." Eindhoven University of Technology, 2013.

- Robocup Committee, RoboCup Soccer Humanoid League Laws of the Game 5 2019/2020, Dec 23, 2019.
- Zannatha, J.M.I.; Cisneros Limon, R.; Gomez Sanchez, A.D.; Hernandez Castillo, E.; Medina, L.E.F.; Lara Leyva, F.J.K., "Monocular visual self-localization for humanoid soccer robots," *Electrical Communications and Computers (CONIELECOMP)*, 2011 21st International Conference on , vol., no., pp.100,107, 2011.
- Mohammad Javadi, Sina Mokhtarzadeh Azar, Sajjad Azami, Saeed Shiry Ghidary, Soroush Sadeghnejad, and Jacky Baltes. Humanoid robot detection using deep learning: A speed-accuracy tradeoff. In *Proceedings of RoboCup-2017, Nagoya, Japan, July 2017*. V. Cup, "RoboCup Soccer Humanoid League Laws of the Game *," pp. 1–65, 2017.
- Tjahyadi H., Gunawan G., Aribowo A., Hareva D., "Image Processing Based Robot Soccer: Obtaining Multiple Robots Position and Orientation Using High-Angle Shot of Camera," *Journal of Image and Graphics*, Vol. 4, No. 1, pp. 29-35, June 2016.G.
- S.T. Rasmana, Y. K. Suprpto, and I. K. E. Purnama, "The New Otsu Thresholding for Binarization of the Ancient Copper Inscriptions", *Int. Rev. Comput. Softw. IRECOS*, vol. 11, no. 10, p.907, Oct. 2016.
- Sural, S., Qian, G., Pramanik, S. "Segmentation and histogram generation using the HSV color space for image retrieval." *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*. 589-592. 2002
- T. Laue, T. J. De Haas, A. Burchardt, C. Graf, T. Röfer, A. Härtl, and A. Rieskamp, "Efficient and reliable sensor models for humanoid soccer robot self-localization," in *Proceedings of the Fourth Workshop on Humanoid Soccer Robots*, 2009.
- Guanghai Cen; Matsuhira, N.; Hirokawa, J.; Ogawa, H.; Hagiwara, I., "Mobile robot global localization using particle filters," *Control, Automation and Systems*, 2008. ICCAS 2008.
- Hannes Schulz, Weichao Liu, Jörg Stückler, and Sven Behnke. 2011. Utilizing the structure of field lines for efficient soccer robot localization. In *RoboCup 2010*, Javier Ruiz-del-Solar, Eric Chown, and Paul G. Plöger (Eds.). Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg 397-408.
- Czarnetzki, S., Rohde, C.: Handling heterogeneous information sources for multirobot sensor fusion. In: *Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI 2010)*, Salt Lake City, Utah. Sept 2010.
- Schulz, Hannes & Behnke, Sven. "Utilizing the Structure of Field Lines for Efficient Soccer Robot Localization. *Advanced Robotics*". 26. 10.1007/978-3-642-20217-9_34. 2012.