ロボカップ四足ロボットリーグにおける白線情報による自己位置同定

Self-Localization Using White Line Information for RoboCup Four Legged Robot League

白井真介(中央大) 正 上田隆一(東京大) 正 梅田和昇(中央大) 正 大隅久(中央大) 正 新井民夫(東京大)

Shinsuke SHIRAI(Chuo Univ.), Ryuichi UEDA(Univ. of Tokyo), Kazunori UMEDA(Chuo Univ.), Hisashi OSUMI(Chuo Univ.), Tamio ARAI(Univ. of Tokyo)

In RoboCup Four Legged Robot League, colored landmarks around the field are used for self-localization of robots. They will, however, disappear from the field in the future because the ultimate goal of the RoboCup project is "By 2050 develop a team of fully autonomous humanoid robots that can win against the human world champion team in soccer". In this paper, a method is presented to realize self-localization by recognition of white lines on the field without colored landmarks. An algorithm to recognize lines including a center circle is also described. The method is verified by experiments.

Key Words: Self-Localization, Monte Carlo Localization, RoboCup, White line

1. 序論 RoboCup の四足ロボットリーグのフィールド(図1)には,ランド マークが立っており,これを利用した自己位置同定が行われてい る.しかし,ロボカップの最終目標である「FIFA ルールに従い, 2050 年までに自律型のヒューマノイドロボット11 台で人間のワ ールドカップチャンピオンを打破する」から,今後フィールドは, より現実のサッカーフィールドに近づいていくと考えられる.そ こで本研究では,ランドマークに頼ることなく,白線情報を基に 自己位置同定を実現する手法を提案する.



Fig.1 Field of RoboCup Four Legged Robot League

2. ライン位置計測

2.1 ライン抽出

フィールド上のラインが映った AIBO のカメラ画像の一例を図 2 に示す.まずこのような画像に対して,縦,横それぞれに画素 の色を読みとっていく.画素が緑,白,緑の順に認識された際の 白の画素群の中点をラインの画素として抽出し,抽出された画素 を直線近似することでラインを抽出する.

2.2 センターライン抽出

センターサークルは,図2に示すように円とそれを貫通するセンターラインによって構成されている.そのため,2.1節のライン 抽出の方法では円の部分も抽出してしまいセンターラインのみを 抽出することはできない.

そこで,次に示す方法でセンターラインの抽出を行う.抽出結 果を図3に示す.

- (1) 2.1 節のライン抽出の方法で縦,横それぞれに画素を読みとっていく.
- (2) 緑,白,緑の順に認識した回数により以下の場合分けを行う.

- 1回:得られた画素群に対し直線近似を行う.
- 2回:1回目に得られた画素群に対し直線近似を行う.
- 3回:2回目に得られた画素群に対し直線近似を行う.





Fig.2 Original image Fig.3 R

Fig.3 Result image with detected white line

2.3 座標変換

画像座標系 Σ_i ,カメラ座標系 Σ_c ,ロボット座標系 Σ_r を図4のよう に定義し,フィールド上の点をそれぞれの座標系で (x_i, y_i) , (x_c, y_c, z_c) , $(x_r, y_r, 0)$ と表すと以下の式が成り立つ.

$$y_c = x_c (1 - x_i / 44) \tan(a_h / 2)$$
 (1)

$$z_{a} = x_{a}(1/2 - y_{i}/60) \tan a_{i}$$
 (2)

$$(x_r, y_r, 0, 1)^t = {}^r T_r(x_r, y_r, z_r, 1)^t$$
(3)

ここで, a_h , a_v はロボットのCCDカメラの水平,垂直方向の画角, T_c は, Σ_c から Σ_r への同次変換行列である.式(1),(2)を式(3)に代入 すると,式(3)の第3行から x_c が求まり,求めた x_c により x_{r_i} y_c が求まる.

「T_cは,ロボットの頭部の3つの関節角と接地している3本の脚の高さによって決まるが,脚の高さを歩行中に求めるのは困難であるため,事前に各姿勢の高さを求めておき,その値を用いてT_cを計算する.

以上の方法により 2.1, 2.2 節で抽出した画像上のラインのΣ,での位置が求まり、得られた位置からラインの距離と角度が求まる.



Fig. 4 Coordinate systems

3. 自己位置同定

3.1 Monte Carlo Localization

我々のチームでは自己位置同定手法としてMonte Carlo Localization⁽²⁾を用いている.Monte Carlo Localization(MCL)とは, 多数のサンプル(点)によってロボットの存在確率分布を表現する 手法である.各サンプルは,ロボットの位置・姿勢 $v_i(x_i, y_i, \theta_i)$ と重 h_{p_i} を持つ(iはサンプル番号).ロボットがセンサからの情報。を得 たとき,重 h_{p_i} を以下のように変更する.

$$p_i \leftarrow p_i P(s/v_i) \tag{4}$$

$$p_i \leftarrow p_i / \sum_{i=1}^n p_k$$
 (正規化) (5)

ここでP(s/u_i)は, ロボットの位置・姿勢がu_iであるときに情報s を得る確率密度である.

3.2 確率密度 P(s/v)の計算

い精度の値が得られた.

2章のライン位置計測をMCLに組み込むためには,ラインの距離,角度からP(s/v)を求める必要がある.距離d,角度 ϕ のラインを計測したときの標準偏差をそれぞれ σ_d , σ_ϕ と置き,計測結果のばらつきが正規分布に従うとすると,計測結果が (d_s, ϕ_s) となる確率密度は,

$$p(d_{s},\phi_{s} \mid d,\phi) = \frac{1}{2\pi\sigma_{d}\sigma_{\phi}} \exp\left\{-\frac{(d_{s}-d)^{2}}{2\sigma_{d}^{2}} - \frac{(\phi_{s}-\phi)^{2}}{2\sigma_{\phi}^{2}}\right\}$$
(6)

となる.

フィールド上にはラインが9本ある.ロボットの位置・姿勢が $u(x, y, \theta)$ のとき,9本のラインのロボットからの距離,角度をそれ ぞれ d_k , $\phi_k(k=1,2,...,9)$ とすると,ロボットがそのうちの1本を $s=(d_s, \phi_k)$ と計測する確率密度は,

$$P(s/\nu) = \frac{1}{\Omega} p(d_s, \phi_s \mid d_k, \phi_k) \tag{7}$$

となる.式(7)を式(4)に代入することでライン位置計測を MCL に 組み込むことが出来る.

4. 実験

4.1 ライン位置計測実験
2 章のライン位置計測の精度を評価するため,センターライン
に対する AIBO の距離,角度を変えそれぞれ 30 回計測を行った.
AIBO がラインに正対したときを 0(deg)とし,距離計測時の角度は 0(deg),角度計測時の距離は 0(deg)のとき 200(mm),他は



500(mm)とした.計測結果を図5,6に示す.距離,角度ともに高

4.2 自己位置同定精度評価

ラインとランドマークでそれぞれ自己位置の計測を行った.図 7に示すフィールド上の6点でロボットの首を振らせ30秒後の自 己位置同定結果をそれぞれ10回計測した.

計測点の座標は,図4のロボット座標系2,で,センターサーク ルを原点とし,黄色いゴールの向きをX軸の正とする.また,ラ インだけでは符号が定まらないため,符号を決定するためゴール の認識を利用した.計測結果を表1,2に示す.

ランドマークに比べると,ラインによる自己位置同定の精度は全体的に落ちるが,ラインによる自己位置同定においても平均値で500mm以内の誤差の結果が得られた.特にy軸の誤差が大きいのは,ラインに正対したときに取得する画像に変化が少ないためであると考えられる.



Fig. 7 Measurement point

Table 1 Self-Localization by landmarks

ruble i bell Ecculzation by funditurity										
位置(<i>x , y ,)</i>	(800, 500, 0)	(800,0,0)	(800, -500, 0)	(1300, 500, 0)	(1300,0,0)	(1300, -500, 0)				
平均(mm)	753.9	804.9	827.3	1766.4	1381.3	1330.5				
漂準偏差(mm)	30.1	34.9	31.2	161.4	26.5	49.5				
平均(mm)	556.2	88.4	-504.3	231.8	41.1	-480.4				
標準偏差(mm)	83.1	75.7	52.8	115.4	38.6	90.3				
平均(deg)	2.2	3.2	3.5	14.7	3.0	2.3				
標準偏差(dea)	1.6	3.1	2.4	7.8	2.5	1.4				

Table 2Self-Localization by white lines

計測位置(x,y,)	(800, 500, 0)	(800,0,0)	(800, -500, 0)	(1300, 500, 0)	(1300,0,0)	(1300, -500, 0)				
<i>x</i> の平均(mm)	1048.6	1086.7	754.5	1650.9	1709.8	1788.6				
<i>x</i> の標準偏差(mm)	315.0	298.1	129.3	289.3	158.6	102.1				
yの平均(mm)	374.9	320.8	-401.5	127.3	127.7	-118.0				
yの標準偏差(mm)	240.8	281.3	260.9	158.4	157.7	77.8				
の平均(deg)	20.1	20.5	20.5	13.2	20.6	12.5				
の標準偏差(deg)	20.2	16.3	12.2	12.7	12.2	6.6				

5. 結論

白線情報を基に自己位置同定を実現する手法を提案した.また, その精度評価を行った.今後の展望としてラインや壁の交点など を利用した自己位置同定の精度向上があげられる.

参考文献

計測 <u>xの xの</u> yの yの の

 (1) 上田隆一他: "四脚ロボットにおける Monte Carlo Localization に基づく環境認識",日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス 講演会講演論文集, 2A1-J2, 2001.

(2) Dieter Fox et al : "Monte Carlo Localization: Efficient Position Estimation for Mobile Robots," *In Proc. of the Sixteenth National Conference on Artificial Intelligence(AAAI-99)*, Orlando, Florida, pp. 343-349, 1999.