

全方位カメラとデッドレコニング機能を有するサッカーロボットのロバストな自己位置同定手法

メディアンフィルタによる誤観測情報の除去と非線形最尤推定法の適用

倉爪 亮(九州大学) 長谷川 勉(九州大学)

Robust positioning method for soccer robots using omni camera and dead reckoning Elimination of miss-correspondence using median filter and nonlinear MLM

*Ryo Kurazume (Kyushu University) Tsutomu Hasegawa (Kyushu University)

Abstract— In this paper, a robust positioning system is proposed for soccer robots equipped with an omni-directional camera and wheels. To achieve the robust positioning, the proposed method utilizes 1) elimination of miss-correspondence of landmarks using a median filter, 2) position calculation considering the properties of measurement error distributions using nonlinear maximum likelihood method (MLM), and 3) data fusion of positions obtained by observing landmarks and dead reckoning using kalman filter.

Key Words: RoboCup, Positioning, Landmark, LMedS method, Median filter, Kalman filter, Most Likelihood Method

1. はじめに

前報¹⁾では、全方位カメラとデッドレコニング用受動車輪を有するロボカップ用サッカーロボットに対して、LMedS法を用いたランドマークの方位情報とランドマーク番号のロバストな対応付け手法を提案した。そこで本報告では、上記の手法により対応付けが成された後、最尤推定法を用いて観測されたすべての方位情報を用いて自己位置を再計算し、同定精度を向上する手法を提案する。

本手法は、全方位画像に含まれる誤観測情報をメディアンフィルタによりあらかじめ自動的に除外し、観測誤差分布を考慮した非線形最尤推定法とカルマンフィルタを用いて、高精度かつ連続的に自己位置を同定するものである。

2. 最尤推定を用いた位置計算法

一般に、全方位画像から少なくとも3つのランドマークA,B,Cの方向が観測されれば、ロボットの位置を決定することができる。しかし実際には多くのランドマークの方位が観測され、これらを適切に用いて誤観測情報の除去や自己位置計算を精度よく行わなければならない。

そこでまず、すべての観測は正しく行われているが、それらの方位角にはガウス分布に従う観測誤差が含まれていると仮定し、線形化した繰り返し最尤推定法により複数観測誤差の分布特性を考慮した位置計算法を示す^{2),3)}。

まず、Fig.1に示すように、位置が既知のランドマーク i が、ロボットから見て方位 ψ_i に観測されたと仮定する。このとき、観測方程式は、

$$\psi_i + \theta = \tan^{-1} \frac{y_i - y}{x_i - x} \quad (1)$$

となる。ただし、 (x, y, θ) はロボットの位置、姿勢である。ここで、この現在考えているロボットの位置や、観

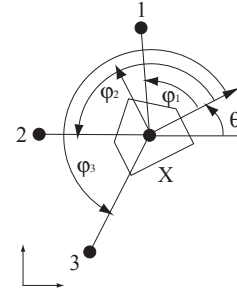


Fig.1 Positioning in case that several landmarks are observed

測されたランドマークの方位に誤差が含まれていると考え、 $x = \tilde{x} + dx$, $\phi_i = \tilde{\psi}_i + d\psi_i$ などを代入し、Taylor展開すると、

$$\tilde{\psi}_i + d\psi_i + \tilde{\theta} + d\theta = \frac{y_i - \tilde{y}}{d_i^2} dx - \frac{x_i - \tilde{x}}{d_i^2} dy + \tan^{-1} \frac{y_i - \tilde{y}}{x_i - \tilde{x}} \quad (2)$$

となる。ただし、 $d_i = \sqrt{(x_i - \tilde{x})^2 + (y_i - \tilde{y})^2}$ であり、 $\frac{\partial}{\partial x} \tan^{-1} A$ は、 $\tan B = A$ として両辺を偏微分した式、 $\frac{1}{\cos^2 B} \frac{\partial B}{\partial x} = \frac{\partial A}{\partial x}$ から、 $\frac{\partial B}{\partial x} = \cos^2 B \frac{\partial A}{\partial x} = \frac{1}{1 + \tan^2 B} \frac{\partial A}{\partial x}$ を用いた。さらに式(2)を整理すると、

$$d\psi_i = \frac{y_i - \tilde{y}}{d_i^2} dx - \frac{x_i - \tilde{x}}{d_i^2} dy - d\theta - (\tilde{\psi}_i + \tilde{\theta} - \tan^{-1} \frac{y_i - \tilde{y}}{x_i - \tilde{x}}) \quad (3)$$

となる。

さて、ランドマークが n 個観測された場合には、それぞれに対して式(3)が成り立つから、これを行列の形で整理すると、式(3)は、

$$d\Psi = AdX - L \quad (4)$$

と書ける。ただし、

$$d\Psi = (d\psi_1, d\psi_2, \dots, d\psi_n)^T \quad (5)$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \frac{y_1 - \bar{y}}{d_1^2} & -\frac{x_1 - \bar{x}}{d_1^2} & -1 \\ \frac{y_2 - \bar{y}}{d_2^2} & -\frac{x_2 - \bar{x}}{d_2^2} & -1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{y_n - \bar{y}}{d_n^2} & -\frac{x_n - \bar{x}}{d_n^2} & -1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$d\mathbf{X} = (dx \ dy \ d\theta)^T \quad (7)$$

$$\mathbf{L} = \begin{pmatrix} \tilde{\psi}_1 + \tilde{\theta} - \tan^{-1} \frac{y_1 - \bar{y}}{x_1 - \bar{x}} \\ \tilde{\psi}_2 + \tilde{\theta} - \tan^{-1} \frac{y_2 - \bar{y}}{x_2 - \bar{x}} \\ \vdots \\ \tilde{\psi}_n + \tilde{\theta} - \tan^{-1} \frac{y_n - \bar{y}}{x_n - \bar{x}} \end{pmatrix} \quad (8)$$

である．ここで，式(4)左辺の2乗平均が，

$$\Sigma_{\Psi} = \text{diag}(\sigma_{\psi_1}^2, \sigma_{\psi_2}^2, \dots, \sigma_{\psi_n}^2) \quad (9)$$

で与えられるとする．ただし $\sigma_{\psi_i}^2$ はランドマーク i の方位角 ψ_i の観測誤差の2乗平均値(分散)であり，これを既知であると仮定する．よって，観測誤差 $d\Psi$ を最も適切に解に配分するには，残差方程式

$$\mathbf{V} = \mathbf{A}d\mathbf{X} - \mathbf{L} \quad (10)$$

に対して，

$$\mathbf{V}^T \Sigma_{\Psi}^{-1} \mathbf{V} \quad (11)$$

を最小にする $d\mathbf{X}$ を求めればよい．そこで式(11)を $d\mathbf{X}$ で微分すると，

$$\frac{\partial}{\partial d\mathbf{X}} \mathbf{V}^T \Sigma_{\Psi}^{-1} \mathbf{V} = \frac{\partial}{\partial d\mathbf{X}} (\mathbf{A}d\mathbf{X} - \mathbf{L})^T \Sigma_{\Psi}^{-1} (\mathbf{A}d\mathbf{X} - \mathbf{L}) = 0 \quad (12)$$

より，

$$d\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \Sigma_{\Psi}^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \Sigma_{\Psi}^{-1} \mathbf{L} \quad (13)$$

となる．

これらのことから， n 個のランドマークが観測された場合には，

1. まず3つのランドマークを選び，カッシーニの解法によりロボットの仮の位置 $\mathbf{X} = (x, y, \theta)$ を求める．
2. $\tilde{x} = x$ などとして，観測されたすべてのランドマークに対し，式(13)を解いて $d\mathbf{X}$ を求める．
3. $\mathbf{X} \leftarrow \mathbf{X} + d\mathbf{X}$ を代入する．
4. 2,3 を $d\mathbf{X}$ が十分小さくなるまで繰り返す．

の手順により，最適なロボットの位置姿勢が求められる．

3. メディアンフィルタを用いた不適切な観測情報の除去

前章で示した非線形最適化の手法は，観測誤差がガウス分布に従うことを仮定していた．しかし実際には，ランドマークと似た色の服を着た観客をランドマークとして観測してしまうなど，少なくとも自己位置同定時間内ではガウス分布に従わない誤差も多く存在する．そこでランドマークの観測情報に前章で示した非線形最尤推定法を適用する前に，外乱 (outlier) に対してロバストであるといわれているメディアンフィルタを用いて，観測情報に含まれる外乱をあらかじめ取り除くことを考える．

本報告で提案するメディアンフィルタを用いた外乱除去の手法を以下に示す．

1. まず，観測されたランドマークから3つのランドマークを選び，カッシーニの解法により位置の候補点 $\mathbf{p}_i = (x, y, \theta)^T$ を求める．
2. これを観測されたランドマークに対しすべての組み合わせで行い， N 個の候補点を得る．後述するようにロボカップ中型リーグでは最大8個のランドマークが観測できるので，候補点の数は最大 $N_{max} = 8$ $C_3 = 56$ 個である．
3. すべての候補点の平均位置と分散行列を計算し，分散行列の固有ベクトル $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2$ を求める．
4. すべての候補点を2つの固有ベクトルの方向 $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2$ にそれぞれ射影し，ベクトル方向を基準に降順(あるいは昇順)に並べ替えて順位付ける．すなわち，各候補点は2つの固有ベクトルの方向それぞれに対して順位 $R_1(i), R_2(i) = 1 \sim N$ を持つ．
5. 次式で各候補点の得点 $R(i)$ を計算する．

$$R(i) = |R_1(i) - N/2| + |R_2(i) - N/2| \quad (14)$$

これは中間の順位への近さを示す．

6. 得点 $R(i)$ の最も少ない候補点を中間値候補点とする．

ここで(5)で得られる得点として，例えば最も単純な2つの順位の単純和 $R(i) = R_1(i) + R_2(i)$ なども考えられるが，単純和ではそれぞれの方向で偏った順位を持つものが最小の得点を有する場合も想定されるため適当でない．

次に得られた中間値候補点を基に，ガウス状の誤差を有すると思われるランドマーク観測情報だけを選択し，前章で示した非線形最尤推定法を用いた同定位置の最適化を行う．このため，まず

1. すべての候補点に対して中間値候補点からの距離を計算し，これが閾値以下であるものを抽出する．
2. 抽出された観測点の導出に使用されたランドマーク点をカウントし，一定回数 ($\alpha \times \frac{3}{n} C_3$, n は観測された全ランドマーク数， α は誤観測の予想割合) 以上使用されたランドマークのみを選択する．
3. 得られたランドマークの観測情報だけを用いて位置候補を求め，非線形最尤推定法による繰り返し計算により最適解を求める．

4. カルマンフィルタを用いたデッドレコニング情報との融合

ロボットの位置が車輪の回転角を測定する，いわゆるデッドレコニングでも測定されている場合を考える．このとき，デッドレコニングから得られる位置と，全方位画像から得られる位置を適切に融合する必要があるが，ここではカルマンフィルタを用いて両者を融合することを試みる．

まず時刻 k でのロボットの推定位置，速度を $\mathbf{X}_k = (\mathbf{x}(k\Delta), \dot{\mathbf{x}}(k\Delta))^T$ とする．また状態方程式は

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{X}_k + \mathbf{B}\mathbf{U}_k \quad (15)$$

出力方程式は

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{C}\mathbf{X}_k + \mathbf{w} \quad (16)$$

とする．ただし w は観測ノイズである．ここで

$$A = \begin{pmatrix} 1 & \Delta \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (17)$$

であり，等速直線運動を仮定すると，

$$U_k = 0 \quad (18)$$

である．また，デッドレコニングからは速度の情報が得られ，全方位画像からは位置の情報が得られるとすると，デッドレコニングに対しては，

$$\left. \begin{aligned} C &= (0 \ 1)^T \\ Y_k &= (0 \ \dot{x}_{k,wheel})^T \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

であり，全方位画像に対しては，

$$\left. \begin{aligned} C &= (1 \ 0)^T \\ Y_k &= (x_{k,image} \ 0)^T \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

となる．

よって本システムにカルマンフィルタを適用すると，

1. 適当な観測ノイズ Σ_w ，初期位置誤差 Σ_X を決める．
2. デッドレコニングの場合には式 (19) を，全方位画像の時には式 (20) を設定する．
3. $P = (\Sigma_{X_k}^{-1} + C^T \Sigma_w C)^{-1}$ で， P を計算する．
4. $X_{k+1}^- = AX_k$ を計算する．
5. $X_{k+1} = X_{k+1}^- + PC^T \Sigma_w^{-1} (Y_{k+1} - CX_{k+1}^-)$ で， X_{k+1} を計算する．
6. $\Sigma_{X_{k+1}} = APA^T + B\Sigma_U B^T$ を求める．
7. 2 から 6 を繰り返す．

となる．ただし，画像から得られる位置の誤差が大きい時には， $\Sigma_w = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$ のうち， σ_x^2 を大きくすればよい．

5. サッカーロボットを用いた位置同定実験

Fig.2 に示すロボカップ 2002 中型機部門のフィールドとランドマーク ($L_0 \sim L_7$) に対して，提案したアルゴリズムの性能評価実験を行った．使用したロボットは，九州大学で製作したロボカップ用サッカーロボット (Fig.3) である．

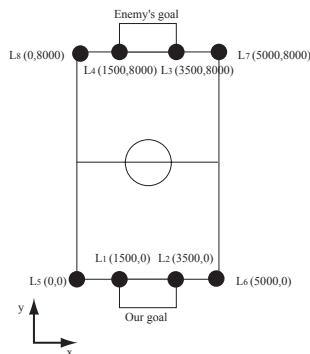


Fig.2 Field and landmark arrangement for middle-size robot league at RoboCup 2002



Fig.3 Soccer robot for middle-size robot league

5.1 メディアンフィルタと非線形最尤推定法を用いた位置同定

まず提案したメディアンフィルタと非線形最尤推定法により，正確な位置同定が可能か検証した．

観測され，対応付けの決定したランドマークを Table 1 に示す．まずこの 7 つのランドマークから，Table

Table 1 Direction of landmarks

No.	Landmark	x [mm]	y [mm]	direction [deg]
O_1	L_1	1500	0	52.2
O_2	L_2	3500	0	72.0
O_3	L_3	3500	8000	-66.6
O_4	L_4	1500	8000	-59.4
	L_5	1500	8000	N/A
O_5	L_6	1500	8000	93.6
O_6	L_7	5000	8000	-88.1
	L_8	1500	8000	N/A

Table 2 20 candidate points

N.	x [mm]	y [mm]	θ [deg]	Landmarks	Near/Far
P_1	5001.6	4345.1	178.9	L_1, L_2, L_3	N
P_2	4013.3	5312.4	-167.5	L_1, L_2, L_4	F
P_3	5328.6	3622.7	171.2	L_1, L_2, L_6	N
P_4	5022.5	4311.3	178.6	L_1, L_2, L_7	N
P_5	-4384.2	4117.6	-87.2	L_1, L_3, L_4	F
P_6	4973.1	3993.4	176.8	L_1, L_3, L_6	N
P_7	4993.7	4209.0	178.1	L_1, L_3, L_7	N
P_8	4194.0	4457.1	-173.3	L_1, L_4, L_6	N
P_9	3169.7	1185.1	163.2	L_1, L_4, L_7	F
P_{10}	4937.2	4023.6	177.3	L_1, L_6, L_7	Med.
P_{11}	-5476.5	-108.2	-71.3	L_2, L_3, L_4	F
P_{12}	5007.7	3785.5	176.3	L_2, L_3, L_6	N
P_{13}	5007.7	4214.5	178.3	L_2, L_3, L_7	N
P_{14}	4410.6	3925.3	-175.1	L_2, L_4, L_6	N
P_{15}	4160.8	1300.2	171.1	L_2, L_4, L_7	F
P_{16}	4937.3	3812.2	177.3	L_2, L_6, L_7	N
P_{17}	440.9	-7624.4	145.5	L_3, L_4, L_6	F
P_{18}	5898.5	7303.0	-129.6	L_3, L_4, L_7	F
P_{19}	4937.3	4187.8	177.3	L_3, L_6, L_7	N
P_{20}	4959.6	1611.6	177.8	L_4, L_6, L_7	F

2 に示す合計 20 個の候補点を計算する．これら候補点の単純平均値，中間値候補点，及び最尤推定位置を Fig.4, Table 4 に示す．ただし，Fig.4 中の円は中間値候補点から半径 1000[mm] の位置を示している．これに含まれる候補点は，Table 2 の右端の”N”で示された 12 点であり，これらの候補点を算出するのに用いられたランドマークの参照回数を Table 3 に示す．これより，4 回 ($=\alpha \times \frac{3}{n} {}_n C_3, n=6, \alpha=0.4$) 以上参照されたランドマークは L_1, L_2, L_3, L_6, L_7 の 5 個であるから，これら 5 個のランドマークの観測情報を用いて，最尤推定法

を用いた繰り返し計算により最終位置を計算した．実際には4回の繰り返し計算で誤差が0.01mm以下に収束した．

Table 3 Referenced number of each landmarks

Landmark	L_1	L_2	L_3	L_4	L_5	L_6	L_7	L_8
No. [times]	7	7	6	2	0	8	6	0

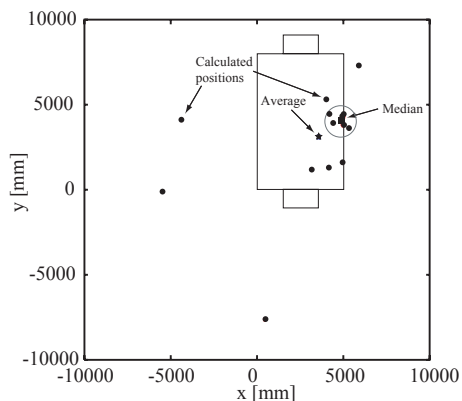


Fig.4 Candidate points and average, median, and optimum positions

Table 4 10 Candidates

	x [mm]	y [mm]	orientation [deg]
Average	3576.7	3099.2	189.2
Median	4937.2	4023.6	177.3
Converged	4895.9	4074.0	178.5
(Measured)	5000	4000	180

これらの結果から，Fig.4より単純な平均を用いた場合には，観測に失敗したランドマーク L_4 の影響で実際とは大きく異なる位置に同定されているが，提案した手法では，この計測に失敗したランドマークは自動的に除外され，より正確な位置に同定されていることがわかる．

5.2 カルマンフィルタによる位置情報の融合

次に全方位画像からの位置情報とデッドレコニング情報をカルマンフィルタによって融合した結果を示す．

Figs.5,6に，デッドレコニングによる位置同定結果，全方位画像による自己位置，及びそれらをカルマンフィルタにより融合した結果を示す．ただし実験では，位置，速度の誤差分散 $\sigma_x^2 = \sigma_y^2 = 1.0$ ，姿勢，角速度の誤差分散 $\sigma_\theta^2 = \sigma_{\dot{\theta}}^2 = 0.1$ とした．実験の結果，デッドレコニングだけを用いた場合には，ロボットがフィールド内にいるにも関わらず，自己位置がフィールドの外へ出てしまう場合があったが，ほぼ100msごとに更新される全方位画像からの自己位置情報を用いることで，より正確な自己位置同定が実現できることが確かめられた．

6. おわりに

本報告ではロボカップ用のサッカーロボットに対して，全方位画像と車輪からのデッドレコニング情報を

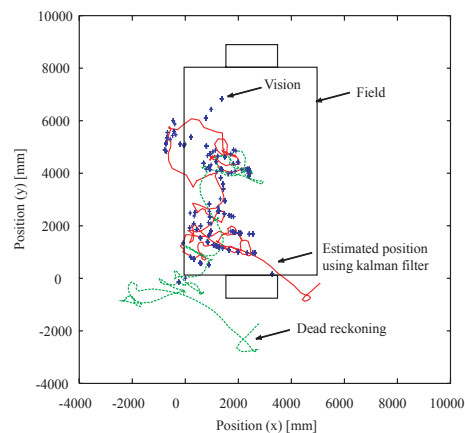


Fig.5 Calculated positions (X-Y coordinates)

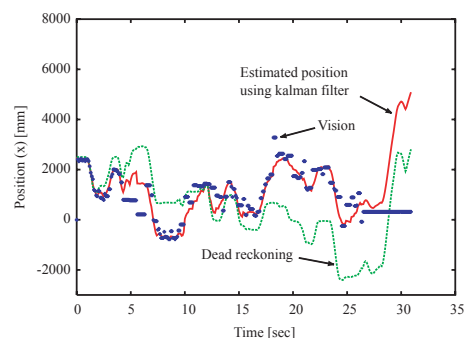


Fig.6 Calculated positions (X coordinates)

元に，正確な自己位置同定を行う手法を示した．本手法は，1) メディアンフィルタによる誤観測情報の除去，2) 観測誤差を考慮した非線形最尤推定法による全方位画像からの最適自己位置同定，3) デッドレコニング情報とのカルマンフィルタを用いた融合からなる．また提案した手法を，ロボカップ中型機部門のサッカーロボットに実装し，位置同定実験を行った結果，提案した手法の有効性が確認された．

提案した手法は，ロボカップ用ロボットだけでなく，清掃ロボットや探査ロボットなど他の多くの移動ロボットにも適用可能である．

参考文献

- 倉爪，長谷川，”全方位カメラとデッドレコニング機能を有するサッカーロボットのロバストな自己位置同定手法-LMedS法を用いたランドマークの対応付け-”，第20回日本ロボット学会学術講演会講演予稿集，2002
- R. Kurazume and S. Hirose, ”Study on Cooperative Positioning System - Optimum Moving Strategies for CPS-III -”, Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Vol. 4, pp. 2896-2903, 1998.
- 倉爪，広瀬，岩崎，長田，指田, ”協調ポジショニングシステムの研究 -CPS-IIIを用いた自動清掃ロボットシステムの開発-”, 日本ロボット学会誌, Vol.16, No.7, pp.934-941, 1998.