複数の光学マウスセンサを用いた移動ロボットのデッドレコニング

関 森 大 介*・宮 崎 文 夫**

Dead-Reckoning for Mobile Robots Using Multiple Optical Mouse Sensors

Daisuke SEKIMORI* and Fumio MIYAZAKI**

In this paper, in order to realize an accurate localization for mobile robots, we propose a dead-reckoning system based on increments of the robot movements read directly from the floor using optical mouse sensors. The movements of two axes are measurable with an optical mouse sensor. Therefore, in order to calculate a robot's deviation of position and orientation, it is necessary to attach two optical mouse sensors in the robot. However, it is also assumed that a sensor cannot read the movements correctly due to the condition of the floor, the shaking of the robot, etc. To solve this problem, we arrange multiple optical mouse sensors around the robot and compare sensor values. By selecting reliable sensor values, accurate dead-reckoning is realized. Finally, we verify the effectiveness of this algorithm through several experiments with an actual robot.

Key Words: dead-reckoning, mobile robot, optical mouse sensor

1. はじめに

移動ロボットが自律的に行動するためには、自己の位置を推定する機能が必要である。移動ロボットの位置推定方法は、内界センサを利用したものや外界センサを利用したものに大別できる。内界センサを利用した方法は、デッドレコニングと呼ばれ、主に、ロータリエンコーダなどで車輪の回転角を計測し、その値を積算することによって位置を推定する。デッドレコニングは、内界センサのみを用いた簡便な位置推定法であるが、車輪の変形やスリップなどによる誤差が蓄積するため、移動距離が長くなるにつれて推定精度が低下してしまう。一方、外界センサを用いた方法は、視覚センサやレンジセンサを用いて、環境中の基準やランドマークを計測することによって位置を推定する。デッドレコニングのような誤差の蓄積は生じないが、センサの分解能やノイズなどによってある程度の誤差が常に伴う。したがって、2つの推定方法は一長一短であるため、2つの方法が併用されることが多い^{1)~4)}。

デッドレコニングと外界センサを利用した位置推定法を併用する場合、デッドレコニングの精度を高める意義は大きいと考えられる。その理由として、一般に、外界センサは高

価であり、外界センサ値の処理は複雑なものも多い。また、外界センサを利用した位置推定法の多くは、環境中に外部基準やランドマークを設ける必要がある。デッドレコニングの精度を高めて、外界センサを利用した位置推定に依存する部分を軽減すれば、ロボットのハードウェアとソフトウェア両面のコスト低減につながり、また、外部基準を設ける手間も減らすことも可能になる。

筆者らは、車輪の変形やスリップの影響を受けない、精度の良いデッドレコニングを実現するために、光学マウスセンサを用いて、ロボットの移動量を直接走行面から読み取る方法を提案してきた⁵⁾。原理的には、光学マウスセンサ単体で2軸の移動量を計測できるため、ロボットの並進移動量と回転量を計算するには、2個の光学マウスセンサをロボットに取り付けければ良い。しかし、この手法では、2つの光学マウスセンサが正しく移動量を計測できることが前提であり、床面の状態やロボットの揺れなどによってセンサが誤計測する場合には、そのまま適用することができない。筆者らのほかにも2つの光学マウスセンサを用いた移動ロボットの位置推定法^{6)~9)}が提案されているが、いずれも滑らかな床面での移動が前提になっており、センサの誤計測には対応できないものと考えられる。

そこで、本論文では、ロボットに複数の光学マウスセンサを配置し、各センサ値を相互に照合し、最も信頼性の高いセンサ値のみを採用することで、精度の良いデッドレコニングを実現する方法を提案する。以下、2節では光学マウスセンサの概要について説明する。続いて、3節では光学マウスセンサに基づいたデッドレコニングについて述べる。そして、4節では、実機を用いたいくつかの実験を通して、提案する

* 明石工業高等専門学校 明石市魚住町西岡 679-3

** 大阪大学大学院基礎工学研究科 豊中市待兼山町 1-3

* Akashi National College of Technology, 679-3 Nishioka, Uozumi, Akashi

** Graduate School of Engineering Science, Osaka University, 1-3 Machikaneyama, Toyonaka

(Received February 9, 2005)

(Revised June 12, 2005)

Fig. 1 Structure of optical mouse sensor

Table 1 Specifications of the optical mouse sensor (Agilent Technologies, HDNS-2051)

resolution	800 [counts/inch]
max speed	14 [inch/sec]
scanning frequency	2300 [Hz]
power supply	5 [volts]

手法の有効性を確認する。

2. 光学マウスセンサの概要

光学マウスセンサは、パーソナルコンピュータに使用される光学式マウスの中に組み込まれており、非接触でマウスの移動距離を読み取るものである。床面の摩擦の影響を受けないことやメンテナンスフリーなどの特徴をもっている。

光学マウスセンサの原理は、搭載された小型のイメージセンサが、逐次床面の画像情報の変化を読み取ることによって移動距離を求めるというものである。光学マウスセンサの構造を Fig. 1 に示す。光学マウスセンサは、センサ下面にあるイメージセンサで LED で照射された床画像をレンズを介して取り込む。取り込まれた画像の変化はセンサ内の演算部によって処理された後、距離情報に変換されてポートより 2 相式のパルスとして出力される。Table 1 に本研究で使用した光学マウスセンサ (Agilent Technologies, HDNS-2051)¹⁰⁾ の主な仕様を示す。

3. 光学マウスセンサを用いたデッドレコニング

本節では、光学マウスセンサを用いたデッドレコニングの基本式と信頼性を上げるためのセンサ値の照合方法について示す。なお、本手法では、ロボットの移動範囲は、光学マウスセンサが移動量を測定できる床面上のみという前提条件を設ける。なお、光学マウスセンサが計測できる床面の条件については、製造元のデータシート¹⁰⁾を参照されたい。

3.1 基本式

1つの光学マウスセンサで2軸方向の移動量を計測することができるため、2つの光学マウスセンサを利用すれば、平面内を動作するロボットの移動量(並進量と回転量)を計測することが可能になる。

まず、ロボットと2つの光学マウスセンサ m_i, m_j を Fig. 2 のように配置する。床面にワールド座標系 ($O_w - XY$)、ロボット中心にロボット座標系 ($O - xy$) を置き、ロボットに取り付けられた2つの光学マウスセンサ m_i, m_j の中心にセ

Fig. 2 Configuration of robot and optical mouse sensors

ンサ座標系 ($O_i - \xi_i \eta_i$), ($O_j - \xi_j \eta_j$) を置く。ただし、各センサの ξ_i, ξ_j 軸をロボット中心からの放射方向に一致させる(注1)。また、ロボット中心から各センサ座標系中心までの距離 d_i, d_j および ξ_i, ξ_j 軸の方向 ϕ_i, ϕ_j は設計時に決定された既知量である。

ロボット座標系における各センサの位置を $[d_i \cos \phi_i, d_i \sin \phi_i]^T, [d_j \cos \phi_j, d_j \sin \phi_j]^T$ とすると、各センサで計測される移動量 $[\Delta \xi_i, \Delta \eta_i]^T, [\Delta \xi_j, \Delta \eta_j]^T$ とロボットの移動量 $[\Delta x, \Delta y, \Delta \theta]^T$ との関係は次式のように表わされる。

$$\begin{bmatrix} \cos \phi_i & -\sin \phi_i \\ \sin \phi_i & \cos \phi_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \xi_i \\ \Delta \eta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} + \Delta \theta \begin{bmatrix} -d_i \sin \phi_i \\ d_i \cos \phi_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} \cos \phi_j & -\sin \phi_j \\ \sin \phi_j & \cos \phi_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \xi_j \\ \Delta \eta_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} + \Delta \theta \begin{bmatrix} -d_j \sin \phi_j \\ d_j \cos \phi_j \end{bmatrix} \quad (2)$$

さらに、上式を整理すると次式のようにまとめられる。

$$\mathbf{A} \mathbf{u} = \mathbf{a} \quad (3)$$

ただし、行列 $\mathbf{A}$ とベクトル $\mathbf{u}, \mathbf{a}$ はつぎのように表わされる。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -d_i \sin \phi_i \\ 0 & 1 & d_i \cos \phi_i \\ 1 & 0 & -d_j \sin \phi_j \\ 0 & 1 & d_j \cos \phi_j \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta \theta \end{bmatrix},$$

(注1) 本手法で用いるパラメータの数を減らすことが目的であり、各センサの ξ_i, ξ_j 軸をどのような方向に置いても基本式の導出は可能である。

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} \Delta\xi_i \cos \phi_i - \Delta\eta_i \sin \phi_i \\ \Delta\xi_i \sin \phi_i + \Delta\eta_i \cos \phi_i \\ \Delta\xi_j \cos \phi_j - \Delta\eta_j \sin \phi_j \\ \Delta\xi_j \sin \phi_j + \Delta\eta_j \cos \phi_j \end{bmatrix}$$

ここで、行列 $\mathbf{A}$ とベクトル $\mathbf{a}$ の各要素をそれぞれ $A_{pq}, a_p (p = 1, 2, 3, 4; q = 1, 2, 3)$ に置き換え、移動量の誤差の二乗和 E_{ij} を次式で定義する。

$$E_{ij} = \sum_{p=1}^4 (A_{p1}\Delta x + A_{p2}\Delta y + A_{p3}\Delta\theta - a_p)^2 \quad (4)$$

ロボットの移動量 $\mathbf{u} = [\Delta x, \Delta y, \Delta\theta]^T$ は、誤差の二乗和 E_{ij} が最小になるように決定する必要がある。そこで、次式を導入してロボットの移動量 $\mathbf{u}$ を求める。

$$\mathbf{u} = \mathbf{A}^- \mathbf{a} \quad (5)$$

ここで、 $\mathbf{A}^-$ は行列 $\mathbf{A}$ の一般化逆行列を表す。ロボットの移動量 $\mathbf{u}$ が求まれば、(4) 式を用いて誤差の二乗和 E_{ij} を算出することができる。詳細は次節で述べるが、この E_{ij} の値は、単に移動量の誤差の大きさを表すだけでなく、2つのセンサ値の信頼性を表す評価量でもある。

算出されたロボットの移動量 $\mathbf{u}$ と次式を用いてデッドレコニングを行ない、ワールド座標系におけるロボットの位置・姿勢 $[X_t, Y_t, \Theta_t]^T$ を求める。なお、 $[X_{t-1}, Y_{t-1}, \Theta_{t-1}]^T$ は、前計測時点での位置・姿勢を表す。

$$\begin{bmatrix} X_t \\ Y_t \\ \Theta_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{t-1} + \Delta x \cos \Theta_{t-1} - \Delta y \sin \Theta_{t-1} \\ Y_{t-1} + \Delta x \sin \Theta_{t-1} + \Delta y \cos \Theta_{t-1} \\ \Theta_{t-1} + \Delta\theta \end{bmatrix} \quad (6)$$

3.2 光学マウスセンサ値の照合

ロボットの速度、ロボットの揺れ、床面の状況などによって、2つの光学マウスセンサでロボットの移動量を正しく計測できない場合がある。2つの光学マウスセンサ値のうち、一方のみに誤差が生じた場合、(4) 式の誤差の二乗和 E_{ij} が大きくなるため、 E_{ij} の値を監視することで、誤差の発生を検出できる。しかし、2つのマウスセンサ値の両方に同時に誤差が生じた場合、 E_{ij} の値が大きくなる保証はない。つまり、 E_{ij} の値の監視のみで、誤差の発生を完全に検出できない。そこで、本論文では、複数の光学マウスセンサを用いて、各センサ間で計測値を照合し、信頼度の高い計測値のみを選んで、移動量を算出する方法を提案する。

光学マウスセンサの個数を N とすると、まず、すべての光学マウスセンサ値に対して誤差 E_{ij} ($i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, N; (i \neq j)$) を求める。そして、 E_{ij} 値の閾値 E_{th} を設定し、次式で計測値の精度の評価を行なう。

$$r_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \delta_{ij}, \quad \delta_{ij} = \begin{cases} 1 & (E_{ij} \leq E_{th}) \\ 0 & (E_{ij} > E_{th}) \end{cases} \quad (7)$$

ここで、 r_i は光学マウスセンサ m_i の信頼度を表わしている。各光学マウスセンサに対してこの信頼度を求め、閾値

r_{th} より信頼度の高い光学マウスセンサ $m_\alpha, m_\beta, \dots$ を選出する。そして、それらの値を用いて次式を構成する。

$$\mathbf{B}\mathbf{u} = \mathbf{b} \quad (8)$$

ただし、行列 $\mathbf{B}$ とベクトル $\mathbf{b}$ はつぎのように表わされる。

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -d_\alpha \sin \phi_\alpha \\ 0 & 1 & d_\alpha \cos \phi_\alpha \\ 1 & 0 & -d_\beta \sin \phi_\beta \\ 0 & 1 & d_\beta \cos \phi_\beta \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \Delta\xi_\alpha \cos \phi_\alpha - \Delta\eta_\alpha \sin \phi_\alpha \\ \Delta\xi_\alpha \sin \phi_\alpha + \Delta\eta_\alpha \cos \phi_\alpha \\ \Delta\xi_\beta \cos \phi_\beta - \Delta\eta_\beta \sin \phi_\beta \\ \Delta\xi_\beta \sin \phi_\beta + \Delta\eta_\beta \cos \phi_\beta \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix}$$

そして、次式によって、ロボットの移動量 $\mathbf{u}$ を求める。

$$\mathbf{u} = \mathbf{B}^- \mathbf{b} \quad (9)$$

なお、信頼度の高い光学マウスセンサ値が2組以上存在しない場合には、車輪の回転量に基づいてロボットの移動量を算出する。

4. 実験

本手法の有効性を検証するために、本研究で開発した移動ロボットを用いて、光学マウスセンサに基づいたデッドレコニングの実験を行なった。まず、ロボットのシステム構成について説明する。その後、光学マウスセンサに基づいたデッドレコニングによる位置推定結果について示す。最後に、本手法の一例として、視覚に基づいた推定値とデッドレコニング値をカルマンフィルタで統合した結果について報告する。

4.1 システム構成

本研究で開発した移動ロボットの外観を Fig. 3 に、制御の流れ図を Fig. 4 に示す。ロボットは、3つの全方向車輪¹¹⁾で駆動される全方向移動機構を有している。ロボットの周囲には4つの光学マウスセンサが取り付けられている。そして、ロボットの揺れに対して、センサと床面のギャップが一定になるようばねで調整されている。また、ロボットの上部にはCPUボードと制御ボードが搭載されており、これらによってモータが駆動され、光学マウスセンサからのパルスがカウントされる。移動ロボットの主な仕様を Table 2 に示す。

4.2 光学マウスに基づいたデッドレコニング

実験に用いるロボットの移動速度・回転速度は、(a) $v = 300$ [mm/s], $\omega = 1.82$ [rad/s], (b) $v = 500$ [mm/s], $\omega = 3.03$ [rad/s] の2セットとした。移動速度 (a) の条件は光学

(a) Overall view of mobile robot

(b) Bottom view of mobile robot

(c) Sensor unit

Fig. 3 Robot equipped with omni-directional mechanism and optical mouse sensors

マウスセンサの最大計測速度より小さく、移動速度 (b) の条件は最大計測速度より大きい (Table 1 参照)。また、各実験の移動経路は Table 3 に示すものとした。床面には、ロボカップ小型機リーグに使用されているフェルトマットと同じものをを用いた¹²⁾。また、ロボットの実軌道の計測用にカメ

Fig. 4 Control flows of the robot

Table 2 Specifications of the mobile robot

height	120 [mm]
width	262 [mm]
weight	2 [kg]
max speed	1000 [mm/s]

Table 3 Planned path cartesian coordinates

	1	2	3	4	5
X [mm]	0	500	500	500	500
Y [mm]	0	0	0	500	500
Θ [rad]	0	0	$\pi/2$	$\pi/2$	0
	6	7	8	9	10
X [mm]	1000	1000	1000	1000	1500
Y [mm]	500	500	1000	1000	1000
Θ [rad]	0	$\pi/2$	$\pi/2$	0	0

ラを天井に設置している。

移動速度の条件 (a),(b) ごとに、車輪、2つの光学マウスセンサ、4つの光学マウスセンサに基づいたデッドレコニング値と実測値の比較した結果を Fig. 5 に示す。結果より、ロボットの移動速度が (a) の場合において、車輪に基づいたデッドレコニング値は実測値から大きく外れているが、2つの光学マウスセンサ、4つの光学マウスセンサに基づいたデッドレコニング値ともに実測値とほぼ一致している。一方、ロボットの移動速度が (b) の場合において、車輪に基づいたデッドレコニング値は、速度 (a) の場合と同様に、天井カメラの実測値から大きく外れている。また、2つの光学マウスセンサに基づいたデッドレコニング値は途中で誤計測しており、デッドレコニング値に大きな誤差が生じていることが観察できる。一方、4つの光学マウスセンサに基づいたデッドレコニング値では、光学マウスセンサ間の照合が正しく行なわれており、若干の誤差で位置推定できていることがわかる。

また、同条件で 10 回のデッドレコニングを行ない、移動経路中における推定値と実測値の最大誤差の平均値を Table 4 に示す。10 回のデッドレコニングも上記と同様の現象が生じており、本論文で提案した手法の安定性を確認している。

ロボットに使用している光学マウスセンサの最大移動速度は製造元のデータシートによると 14[inch/s](=356[mm/s])、

Fig. 5 Self-localization based on the dead-reckoning

Table 1 参照) であるが、本手法の適用によって 500[mm/s] で移動するロボットの移動量を計測することが可能になった。現システムでは、ロボットの速度が 500[mm/s] を越える場合、安定して移動量を計測することは難しいが、性能の高い光学マウスセンサを使用することやセンサの数を増やすことによって、ロボットの速度が大きい場合においても、高精度な位置推定が可能になるものと考えられる。

4.3 俯瞰カメラ情報とデッドレコニング値を融合した位置推定

光学マウスセンサ値とほかのセンサ値を融合することによって位置精度をさらに向上させることができる。ロングレンジでの位置精度の向上には、カメラやレンジセンサなどの外界センサとの融合が有効である。ここでは、外界センサ値と光学マウスセンサ値の融合の一例として、俯瞰カメラで計測されたロボットの位置情報と光学マウスセンサによるデッドレコニング値をカルマンフィルタで融合した結果について報告する。俯瞰カメラには家電用のハンディカムを用い、これを室内の斜め上方に設置してロボットの移動領域を観察した。Fig. 6 に俯瞰カメラを用いたシステム全体の制御の流れを示す。簡便性を考慮して、俯瞰カメラはロボットの位置情報のみ(姿勢情報は含まない)を計測した。両者の値の統合には拡張カルマンフィルタ¹³⁾を使用し、その詳細を付録 A に示す。実験に用いるロボットの移動速度・回転速度は、 $v=500$ [mm/s], $\omega=3.03$ [rad/s] とした。

Fig. 7 に、(a) ハンディカムによるロボットの計測位置、

Fig. 6 Control flows of the global camera and the robot

(b) 車輪によるデッドレコニング値、(c) (a) と (b) の融合に基づいた推定値、(d) 光学マウスセンサによるデッドレコニング値、(e) (a) と (c) に基づいた推定値、と実測値を比較した結果を示す。

結果より、(c) の場合、位置の推定値はほぼ実軌道と一致しているが、姿勢に関しては大きな推定誤差が生じている。一方、(e) の場合、位置、姿勢ともにほぼ実測値と一致していることが確認できる。本実験では、俯瞰カメラの情報に姿勢を含めていないため、位置の推定値に比べて、姿勢の推定値の精度が低下する傾向にあるが、光学マウスセンサを利用すれば、精度の良いデッドレコニングが実現でき、その結果、位置だけでなく姿勢の推定値も精度良く実現できる。

5. おわりに

本論文では、光学マウスセンサを使用して、ロボットの移

(a) measurement value using the handy-cam

(b) dead-reckoning value using wheel rotation

(c) estimates based on (a) and (b)

(d) dead-reckoning value using optical mouse sensors

(e) estimates based on (a) and (d)

Fig. 7 Self-localization based on Integration of global camera information and dead-reckoning value ($v=500[\text{mm/s}]$, $\omega=3.03[\text{rad/s}]$)

Table 4 Errors in 10 dead-reckonings

(a) $v = 300$ [mm/s], $\omega = 1.82$ [rad/s]

type	average of the maximum error	
	translation [mm]	orientation [deg]
wheels	191.499	14.970
2 mice	44.516	4.918
4 mice	38.011	4.607

(b) $v = 500$ [mm/s], $\omega = 3.03$ [rad/s]

type	average of the maximum error	
	translation [mm]	orientation [deg]
wheels	239.397	19.264
2 mice	627.237	40.638
4 mice	61.593	8.588

動量を直接床面から読み取ることによって、精度の良いデッドレコニングを実現する方法を提案した。そして、床面の状況やロボットの揺れに対してロバストな位置推定を実現するために、複数の光学マウスセンサ値を照合し、信頼性の高い値のみを選定する方法についても説明した。そして、開発した移動ロボットを用いて実験を行ない、本手法のデッドレコニングが、従来手法である車輪の回転量に基づいたものに比べて、精度良く安定的に実現できることを確認した。さらに、簡便な俯瞰カメラ情報のみを用いることで、位置推定の精度を格段に向上できることも示した。

本手法は、車輪のスリップに影響を受けやすいロボットや内界センサで移動量を測定できないロボットに有効である。特に、各駆動輪の同期が取り難く、常に車輪にスリップが伴う全方向型移動ロボット、内界センサ値の精度が低い脚型移動ロボット、内界センサで移動量が計測できない浮遊型移動ロボットなどに有効である。

本論文では、光学マウスセンサを用いて床面の移動量を測定したが、この手法は主に屋内環境に限られる。屋外環境では、システムが大掛かりになるが、CCDカメラなどで走行面を撮影することによって、光学マウスセンサと同様にロボットの移動量を測定することも可能である。このようなCCDカメラを使った場合にも本手法は大きな変更を伴わずに導入できるものと考えている。

今後は、提案したデッドレコニング値と外界センサ値との融合によって、位置推定のさらなる精度向上や目的地へのナビゲーション法の開発を目指したい。

参 考 文 献

- 1) I.J. Cox: Blanche: position estimation for an autonomous robot vehicle, Proceedings of the IEEE/RSJ International workshop on Robots and Systems (IROS '89), 432/439 (1989)
- 2) Y. Watanabe and S. Yuta: Position Estimation of Mobile Robots with Internal and External Sensors Using Uncertainty Evolution Technique, Proceedings of the 1990 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011/2016 (1990)
- 3) F. Chenavier and J.L. Crowley: Position estimation for a mobile robot using vision and odometry, Proceedings of the 1992 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2588/2593 (1992)
- 4) 橋本, 大場, 藤川, 今牧, 西田: レーザ位置計測とデッドレコニングの統合による車輪型移動ロボットの位置推定法, 日本ロボット学会誌, 11-7, 1028/1038 (1993)
- 5) 藤本, 榎本, 関森, 升谷, 宮崎: 光学マウス用センサを利用した移動ロボットのデッドレコニング, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス'02(ROBOMECH02) 講演会講演論文集, Vol.1, No.1, 1A1-G01 (2002)
- 6) 戸部, 淵脇, 青山: 小型自走機械群による超精密生産機械システム (第70報) 光学マウスを利用した搭載型自己位置測定機能, 精密工学会秋季学術講演会論文集, 544 (2002)
- 7) N. Tobe, O. Fuchiwaki, D. Misaki, T. Usuda and H. Aoyama: Precise Navigation for Piezo Based Versatile Miniature Robot with Self-Gauging Detector, Proceedings of the 1st International Conference on Positioning Technology, Act-city, Hamamatsu, Japan (2004)
- 8) S.P.N. Singh and K.J. Waldron: Design and Evaluation of an Integrated Planar Localization Method for Desktop Robotics, Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics & Automation, New Orleans, LA (2004)
- 9) J.A. Cooney, W.L. Xu and G. Bright: Visual Dead-Reckoning for Motion Control of a Mecanum-Wheeled Mobile Robot Mecanum-Wheeled Mobile Robot, Mechatronics, 14-6, 623/637 (2004)
- 10) Agilent Technologies Inc. ADNS-2051 Optical Mouse Sensor Data Sheet, <http://www.agilent.com/semiconductors>
- 11) Acroname Inc. Omni-directional poly roller wheel, <http://www.acroname.com/index.html>
- 12) RoboCup official web site, <http://www.robocup.org/>
- 13) 片山 徹: 応用カルマンフィルタ, 朝倉書店 (1983)

《付 録》

A. カルマンフィルタによる俯瞰カメラ情報とデッドレコニング値の融合

ロボットの移動モデルと観測モデルについて示し、さらに、2つの値を統合するカルマンフィルタについて説明する。

A.1 システムモデル

光学マウスセンサ値から算出されるロボット中心の微小移動量を入力ベクトル $\mathbf{u}_t = [\Delta x_t, \Delta y_t, \Delta \theta_t]^T$, 光学マウスセンサ値に生じる誤差をシステム雑音 $\mathbf{w}_t = [w_{tx}, w_{ty}, w_{t\theta}]^T$, ロボット中心の位置・姿勢を状態ベクトル $\mathbf{x}_t = [X_t, Y_t, \Theta_t]^T$ とする。そして、これらのベクトルを用いた状態方程式によりロボットのシステムモデルを表現すると、状態方程式は以下のように記述できる。

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{f}_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t, \mathbf{w}_t) \quad (\text{A.1})$$

$$\begin{bmatrix} X_{t+1} \\ Y_{t+1} \\ \Theta_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_t + (\Delta x_t + w_{tx}) \cos \theta_t - (\Delta y_t + w_{ty}) \sin \theta_t \\ Y_t + (\Delta x_t + w_{tx}) \sin \theta_t + (\Delta y_t + w_{ty}) \cos \theta_t \\ \Theta_t + \Delta \theta_t + w_{t\theta} \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

また、システム雑音 w_t の共分散行列 Q を以下のように決定する。

$$Q_t = E[w_t w_t^T] = \text{diag}[\sigma_{twx}^2, \sigma_{twy}^2, \sigma_{tw\theta}^2] \quad (\text{A.3})$$

ここで、 $\sigma_{twx}, \sigma_{twy}, \sigma_{tw\theta}$ は光学マウスセンサ値の変化の標準偏差を示す。

A.2 観測モデル

ロボットの中心位置 $z_t = [X_{tc}, Y_{tc}]^T$ に関する観測方程式は以下のように決定できる。

$$z_t = Hx_t + v_t \quad (\text{A.4})$$

$$\begin{bmatrix} X_{tc} \\ Y_{tc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_t \\ Y_t \\ \Theta_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{tx} \\ v_{ty} \end{bmatrix} \quad (\text{A.5})$$

ここで、 v_t は観測雑音であり、画像の量子化誤差やノイズに起因する。さらに、観測雑音 $v_t = [v_{tx}, v_{ty}]^T$ の共分散行列 R_t は、以下のようにモデル化される。

$$R_t = E[v_t v_t^T] = \text{diag}[\sigma_{tvx}^2, \sigma_{tvy}^2] \quad (\text{A.6})$$

ここで、 $\sigma_{tvx}, \sigma_{tvy}$ はロボット中心位置の観測雑音の標準偏差を表わす。

A.3 カルマンフィルタによる統合

(A.1) 式を光学マウスセンサの測定値 u_t 近傍で線形化する。さらに、システム雑音 w_t 、観測雑音 v_t は共に平均値 0、共分散がそれぞれ Q_t, R_t の正規性白色雑音で、互いに無相関と仮定することで、次式のような状態ベクトル x_t の推定値 $\hat{x}_t$ を求めるアルゴリズムが得られる。

$$\hat{x}_{t+1|t} = f_t(\hat{x}_{t|t}, u_t, 0) \quad (\text{A.7})$$

$$P_{t+1|t} = F_t P_{t|t} F_t^T + G_t Q_t G_t^T \quad (\text{A.8})$$

$$K_t = P_{t|t-1} H^T [H P_{t|t-1} H^T + R_t]^{-1} \quad (\text{A.9})$$

$$\hat{x}_{t|t} = \hat{x}_{t|t-1} + K_t [z_t - H \hat{x}_{t|t-1}] \quad (\text{A.10})$$

$$P_{t|t} = P_{t|t-1} - K_t H P_{t|t-1} \quad (\text{A.11})$$

ただし、行列 F_t, G_t は、つぎのとおりとする。

$$F_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta x_t \sin \Theta_t - \Delta y_t \cos \Theta_t \\ 0 & 1 & \Delta x_t \cos \Theta_t - \Delta y_t \sin \Theta_t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$G_t = \begin{bmatrix} \cos \Theta_t & -\sin \Theta_t & 0 \\ \sin \Theta_t & \cos \Theta_t & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

また、 x_t の推定値 $\hat{x}_t$ と共分散行列 P_t については、つぎのように初期化する。

$$\hat{x}_{0|-1} = x_0,$$

$$P_{0|-1} = P_0$$

なお、4.3 節の実験に用いたカルマンフィルタのパラメータを以下に示す。

$$w_t = [2.0[\text{mm}], 2.0[\text{mm}], 1.7 \times 10^{-2}[\text{rad}]]^T$$

$$v_t = [10.0[\text{mm}], 10.0[\text{mm}]]^T$$

$$x_0 = [0.0[\text{mm}], 0.0[\text{mm}], 0.0[\text{rad}]]^T$$

$$P_0 = \text{diag}[4.0[\text{mm}^2], 4.0[\text{mm}^2], 2.9 \times 10^{-4}[\text{rad}^2]]$$

[著者紹介]

関 森 大 介 (正会員)

1993 年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻博士前期課程修了。同年トヨタ自動車入社。96 年徳山工業高等専門学校助手。98 年明石工業高等専門学校講師となり現在に至る。移動ロボットに関する研究に従事。日本ロボット学会などの会員。

宮 崎 文 夫 (正会員)

1979 年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻博士課程中退。同年大阪大学基礎工学部助手。86 年同助教授。91 年同教授となり現在に至る。ロボットの知能化に関する研究に従事。工学博士。日本ロボット学会などの会員。