OUKA
The University of Osaka
Institutional Knowledge Archive

Title	ジャイロセンサ・加速度センサ・エンコーダにおけるカルマンフィルタによるロボットの自己位置推定
Author(s)	川上, 恭平
Citation	平成30年度学部学生による自主研究奨励事業研究成果報告書. 2019
Version Type	VoR
URL	https://hdl.handle.net/11094/71956
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

The University of Osaka

様式６

申請先学部　　工学部　採択番号　No.7

平成３０年度学部学生による自主研究奨励事業研究成果報告書

ふりがな 氏　　名	かわかみ　きょうへい 川上 恭平	学部 学科	工学部 応用理工学科	学年	２年
ふりがな 共　同 研究者氏名	いずぶち　れお 泉渕 礼於	学部 学科	工学部 電気電子情報工学科	学年	２年
	かつせ　たちばな 勝瀬　橘		工学部 電気電子情報工学科		２年
	たけべ　なおと 武部　直人		工学部 応用理工学科		３年
	ささき　こうま 佐々木　航真		工学部 電気電子情報工学科		３年
アドバイザー教員 氏名	石川　将人	所属	工学研究科 機械工学専攻		
研究課題名	ジャイロセンサ・加速度センサ・エンコーダにおけるカルマンフィルタによるロボットの自己位置推定				
研究成果の概要	研究目的、研究計画、研究方法、研究経過、研究成果等について記述すること。必要に応じて用紙を追加してもよい。（先行する研究を引用する場合は、「阪大生のためのアカデミックライティング入門」に従い、盗作剽窃にならないように引用部分を明示し文末に参考文献リストをつけること。）				

1. 研究背景・目的

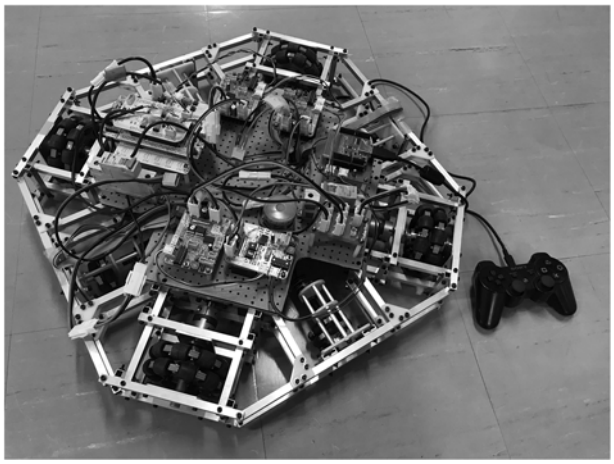
私達はこれまで、移動ロボットを自在に動かすための自動・半自動ナビゲーションシステムの開発を行ってきた。その経験において、エンコーダによる自己位置推定だけでは接地タイヤがスリップしてしまい、高い精度での位置測定を行うのが難しいことが分かった。また、測定結果の比較対象が存在しない場合、位置推定の誤差が一様に定まらないこともわかった。現在、LRF（Laser rangefinder）を用いて地形データを認識する方法も存在するが、読み取り範囲への物体の侵入により地形データが乱され、自己位置の推定が難しい。一方で、ジャイロセンサ・加速度センサを用いるとロボット本体の回転角度・移動距離が分かる。つまり、先述のような場面においてエンコーダ以外による自己位置推定結果として用いることができる。ジャイロ・加速度センサ及び、エンコーダによる自己位置推定結果をカルマンフィルタを用いることによって、より精度高く自己位置の推定を行うことができると考えられる。本研究においては第一にジャイロセンサ・加速度センサより自己位置の推定を行う。その後、エンコーダによる自己位置推定結果とのカルマンフィルタを行い、より精度の高い自己位置推定を行うものとする。更にこれを実際のロボコンに使用されるロボットに実装し、より精度高い自己位置推定結果を得られるようにする。

2. 設計・研究方法

2.1.機構

アルミ角管を用いたフレームに全方位移動可能なオムニホイールを 4 つ配置した。また、駆動輪とは別にエンコーダと結合したオムニホイールを 4 つ取り付け、回転の加速がデータに乗らないように中心にジャイロ、加速度センサを置いた。外観は以下のようである。

図１：機体の外観



作成した機体の諸元を以下に示す。

表１：機体の諸元

全体寸法	540[mm]×540[mm]×102[mm]
重量	約 10[kg]
モータ	MAXON RE40(減速比 4.3:1)
ホイール	HANGFA QL-10(ϕ101.6[mm])
エンコーダ	OMRON E6A2-C(360p/R)

2.2.回路

ロボット制御のためのメインマイコンに Nucleo F767ZI を用いた。これによりエンコーダ、ジャイロセンサの読み取り、各制御式の演算、自己位置推定を行い、CAN 通信でモータドライバに出力電圧を指令した。モータドライバのマイコンには Arduino を用いた。足回りとメインマイコンの動力源はいずれも 12V リチウムポリマーバッテリーを用いた。ジャイロセンサ基板は Nucleo F303K8 を用いてジャイロセンサ ICM-20689 から SPI でパケットを受け取り、CAN 通信でセンサ情報をメインマイコンに送ることができるようにした。しかし、回路は正常だが正しい値が出ていなかった。

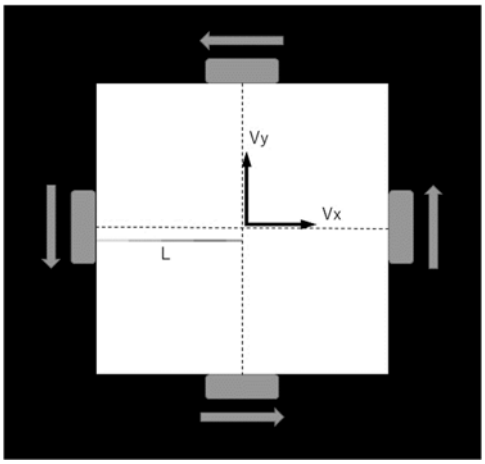
2.3.制御

4 輪オムニホイールとロボットの速度に関する式を基として、制御式とホイールオドメトリの式を導出した。

まず、マイコンの動作周期をΔtとして、ロボットから見た速度と角速度をV_x, V_y, ω、ホイールの回転速度をV_1, V_2, V_3, V_4とする。

これらの関係を図 2 に表す。

図２：４輪オムニロボットのパラメータ



これより、

$$\begin{pmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \\ V_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & L \\ -1 & 0 & L \\ 0 & -1 & L \\ 1 & 0 & L \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_x \\ V_y \\ \omega \end{pmatrix} \quad (1)$$

である。ここでワールド座標でのロボットの位置と姿勢をx, y, θとすると、

$$\begin{pmatrix} V_x \\ V_y \\ \omega \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} cos\theta & sin\theta & 0 \\ -sin\theta & cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{pmatrix} \quad (2)$$

なので(1)式に(2)式を代入すると、

$$\begin{pmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \\ V_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & L \\ -1 & 0 & L \\ 0 & -1 & L \\ 1 & 0 & L \end{pmatrix} \begin{pmatrix} cos\theta & sin\theta & 0 \\ -sin\theta & cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{pmatrix} \quad (3)$$

となる。$\dot{x}, \dot{y}, \dot{\theta}$を入力、左辺をモーターへの出力としてこれを制御式として用いた。
また、(3)式の両辺にΔtかけたものをワールド座標での位置と姿勢に関する式とすることでオドメトリの式を求めることができる。簡単のため(3)式を以下のように表す。

$$V_R = AR_{-\theta}V_W \quad (3)'$$

V_Rはロボット座標、V_Wはワールド座標でのステータスであり、$R_{-\theta}$は$-\theta$回転の回転行列である。ここで行列Aは 4×3 行列であるので逆行列をもたないので Moore-Penrose 疑似逆行列を用いて最小二乗近似解を求める。近似計算が必要であるにも関わらず４輪であるのは、３輪の場合よりもホイールの滑り誤差を分散できると考えたからである。
$A^{\dagger} = (A^T A)^{-1} A^T$を$A$の疑似逆行列として、両辺に右側から$A^{\dagger}$を掛けたのち$(R_{-\theta})^{-1} (= R_{\theta})$を掛けると、

$$V_W = R_{\theta} A^{\dagger} V_R \quad (4)$$

が得られる。

よって、

$$\begin{pmatrix}\dot{x}\Delta t\\ \dot{y}\Delta t\\ \dot{\theta}\Delta t\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}cos\theta & -sin\theta & 0\\ sin\theta & cos\theta & 0\\ 0 & 0 & 1\end{pmatrix}\begin{pmatrix}0 & -\frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2}\\ \frac{1}{2} & 0 & -\frac{1}{2} & 0\\ \frac{1}{4L} & \frac{1}{4L} & \frac{1}{4L} & \frac{1}{4L}\end{pmatrix}\begin{pmatrix}V_1\Delta t\\ V_2\Delta t\\ V_3\Delta t\\ V_4\Delta t\end{pmatrix} \quad (5)$$

が導出できる。

V_Rを各エンコーダの周期あたりのパルス変化として得たのち、エンコーダが 1 回転した時のパルス数とオドメトリに使ったホイールの直径から単位を mm に変換して、この式から機体の変位の差分を求め、これらを累積してx, y, θを求めた。

次に、エンコーダとジャイロ加速度センサの両方を使う場合を示す。これらのセンサから直接得られる値は、速度(厳密には位置の変化量)、加速度、角度、角速度である。センサデータには測定時の物理的エラーはもちろん分解能や計算精度、差分近似による誤差が存在し、それを雑音(ノイズ)という。

線形カルマンフィルタ[1]を用いることで速度と加速度、もしくは角度と角速度を用いて 2 つのセンサを統合することができる。しかし、この手法を用いるにあたりノイズの分布が$N(0, \sigma^2)$の正規分布に近いことが肝要である。経験上エンコーダから求まる機体の角度はホイールの滑りによる誤差が累積し、ノイズが正規分布と近似できるものではない。それ以外のセンサに関しては平均 0 のノイズであるといえるものと考えた。よって、エンコーダの角度とジャイロセンサの角速度は既存の madgwick フィルタ[2]を使って求める。そして線形カルマンフィルタを用いてエンコーダから得た速度と、加速度センサから得た加速度を統合し、速度の真値を求めることを目指した。

カルマンフィルタのアルゴリズムについて今研究で扱ったモデルに沿って説明するとともに、センサ統合の手法を以下に示していく。

エンコーダから得られる位置の変化量($v\Delta t$)についての時系列データ$y(k)$が、線形離散時間状態空間モデル

$$x(k+1) = x(k) + a(k)\Delta t^2 + v(k)$$
$$y(k) = x(k) + w(k)$$

で記述できる。ここで$x(k)$は真の位置の変化量であり、$a(k)$は真の加速度である。あえて位置の変化量を扱うのはセンサの生データをΔtで割り速度を求めるとマイコンの計算量が増え、扱うデータの精度も落ちるためである。そして、$v(k)$は$N(0, \sigma_v^2)$の分布に従う雑音で、

$$\sigma_v^2 = \left(\text{加速度センサの分解能} * \Delta t^2\right)^2 + \left(\text{差分近似の誤差}\right)^2$$

とする。また、$w(k)$は$N(0, \sigma_w^2)$の分布に従う雑音で、

$$\sigma_w^2 = \left(\text{オドメトリの誤差}\right)^2$$

とする。分解能はデータシートからわかる。位置の変化量の差分近似の誤差は$f(t-\Delta t)$のテーラー展開より$O(\Delta t^2)$であることがわかる。また、オドメトリの誤差も各エンコーダでの差分近似によるものであるといえるので、差分近似の誤差の 4 倍とする。

上記のモデルは速度と加速度に関する近似式$\frac{v(k+1)-v(k)}{\Delta t} = a(k)$を変形し、センサデータについて真値とノイズに分解するとわかる。
カルマンフィルタのアルゴリズムは予測ステップとフィルタリングステップの繰り返しで構成される。現時刻をｋとし、k-1 における時系列データは全て与えられているとする。

1)予測ステップ
求めたい$x(k)$の推定値を$\hat{x}(k)$とすると、事前推定量$\hat{x}^-(k)$を

$$\hat{x}^-(k) = \hat{x}(k-1) + a(k)$$

とする。k-1 における推定量にｋにおける加速度センサデータ値を足すことでｋにおける$\hat{x}(k)$。を推定している。
また、事前共分散

$$P^-(k) = E[\{x(k) - \hat{x}^-(k)\}\{x(k) - \hat{x}^-(k)\}^T]$$

を定義する。
ところで無相関な値$h(x)$と$i(y)$について、

$$\mathrm{E}[h(x)i(y)] = 0$$

である。これを直交性の原理という。
これを用いて先の式を各値の期待値に分解すると、直交性の原理より 0 となる項があり、式を整理できる。さらに事後共分散

$$P(k) = E[\{x(k) - \hat{x}(k)\}\{x(k) - \hat{x}(k)\}^T]$$

を定義すると、

$$P^-(k) = P(k-1) + \ \sigma_v^2$$

となる。

2)フィルタリングステップ
観測データと推定データに関して線形予測器

$$\hat{x}(k) = G(k)\hat{x}^-(k) + g(k)y(k)$$

を仮定する。これらのゲインを決定することで推定値$\hat{x}(k)$を得ることができる。
まず直交性の原理を用いて、

$$E[\{x(k) - \hat{x}(k)\}y(i)] = 0 \ \ (i = 1,2 \dots k)$$
$$E[w(k)y(i)] = 0 \ \ (i = 1,2 \dots k-1)$$

より、

$$G(k) = 1 - g(k)$$

が得られ、

$$\hat{x}(k) = \hat{x}^-(k) + g(k)\{y(k) - \hat{x}^-(k)\}$$

となる。この$g(k)$はカルマンゲインと呼ばれる。$y(k)$はエンコーダから得られた速度である。
次にカルマンゲインを決定する。
再び(※)式を用いて式変形すると、

$$g(k) = \frac{P^-(k)}{P^-(k) + \sigma_w^2}$$

が得られる。これによって推定値$\hat{x}(k)$が求められた。

そして、求めた$\hat{x}(k)$により$P(k)$を更新すると、

$$P(k) = \{1 - g(k)\}P^{-}(k)$$

となる。

以上がカルマンフィルタのアルゴリズムである。ただし、初期値$\hat{x}(0) = x_0, P(0) = \gamma$とする。これを$x, y$方向両方に対して行う。

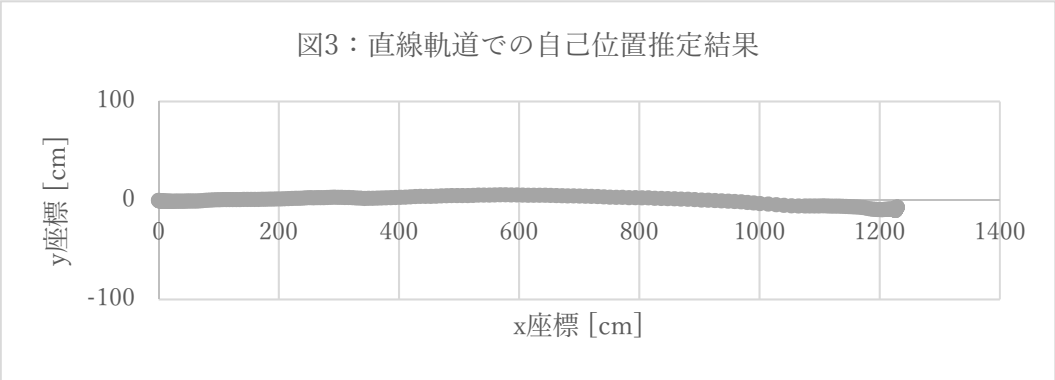
3. 実験内容

3.1.

製作した機体を用いてホイールオドメトリによる自己位置推定を行った。

1) 直進軌道での自己位置推定

X 軸方向に直進させた場合の自己位置推定結果は以下のようになった。

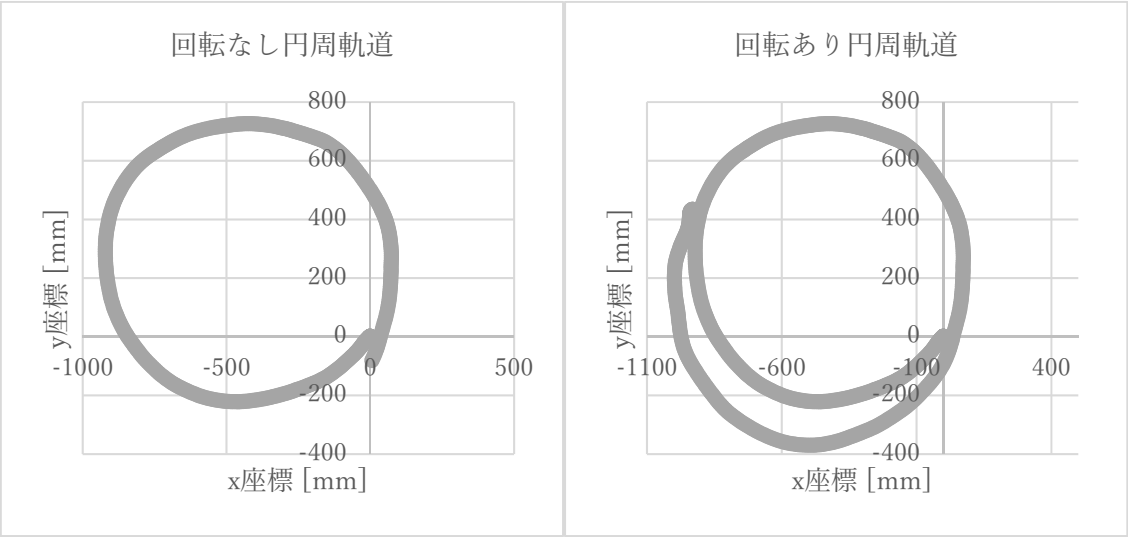


y 座標の誤差はかなり少ない。このように、回転を伴わない動きでは誤差は発生しにくいことがわかる。

2) 円周軌道での自己位置推定

円周軌道を回転なしで通った場合と、1 周あたり機体を 1 回転して通った場合の結果を以下に示す。

図 4：円周軌道での自己位置推定結果



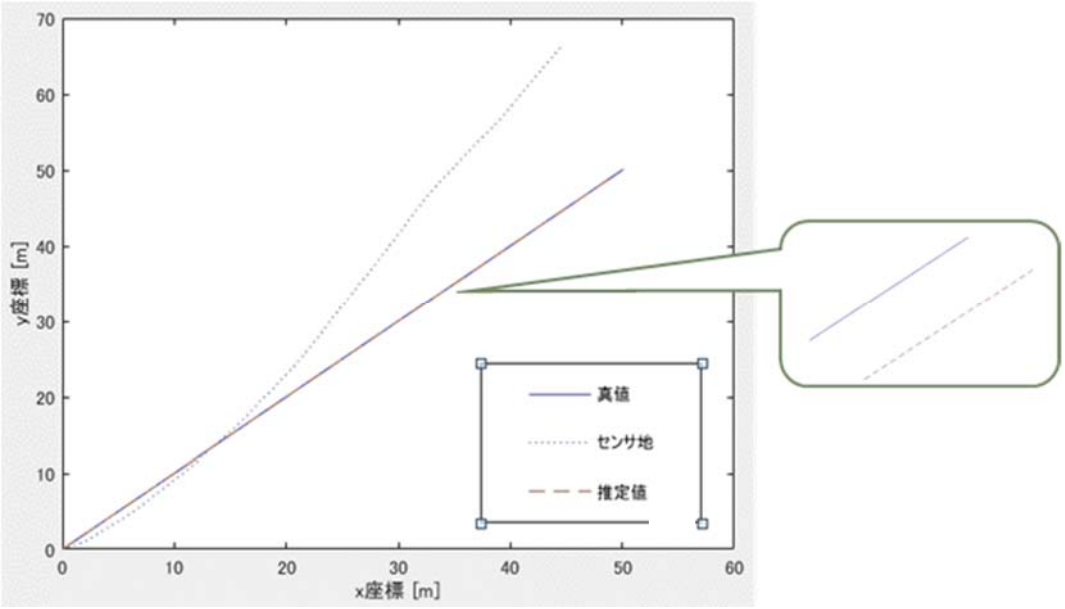
同様の軌道を通ったにも関わらず、回転を伴わない場合に対して、回転した場合の結果はこのようにかなりの誤差が発生する。終了時の機体の回転角は真値が2π[rad]であるのに対し、得られたデータでは 9.324[rad]となっていた。このように角度の誤差が自己位置推定に大きく作用することがわかる。

3.2.

ジャイロセンサが動作しないので、実際にデータを取ることができなかったため、代わりにMATLAB を用いて、センサノイズを理想的な正規分布で設定し、前述のカルマンフィルタのアルゴリズムから求めた速度を累積し、自己位置推定を行った場合についてシミュレーションを行った。ただし、機体の回転は考慮していない。

その結果が図 5 である。

図 5：MATLAB による自己位置推定シミュレーション



誤差は±1%以下で抑えられていた。

理想的なノイズ分布であるほど、ほぼ真値に近い値を推定できることがわかる。

4.　結論

当初使っていたジャイロセンサが故障したため急遽別のジャイロセンサを購入し、基板化したものの正しい値が出力されない原因が不明である。おそらくデータシートに記載されている入出力ピン番号が誤っている。

やはりエンコーダのみの自己位置推定では誤差が多い。特に位置計算にも使う角度データにノイズが累積し、角度だけでなく位置の誤差にもなっている。ジャイロセンサを用いることができれば、madgwick フィルタによって高精度の角度データが得られ、カルマンフィルタによって真値に近い速度を求めることができると予想されるので、より高い精度の自己位置推定が期待できる。

5.　参考文献

[1]：カルマンフィルタの基礎　足立修一・丸田一郎　共著　　東京電機大学出版局

[2]：https://www.samba.org/tridge/UAV/madgwick_internal_report.pdf

An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays

Sebastian O.H. Madgwick　著