

非 GNSS 環境下におけるドローンの自己位置推定アルゴリズムに関する研究

M2022SC006 紀藤 新太

指導教員：中島 明

1 はじめに

近年、橋梁やトンネルなどの点検や災害直後の被災状況の確認のように人の立ち入ることの難しい場所での撮影・調査など様々な用途にドローンが使用され始めている [1] が、実用之际には、飛行の安定性を確保することが必須となっている。ドローンでは GPS などの衛星測位システム (GNSS) を使用して自己の位置を推定している場合が多くある。しかし建物の中など、衛星測位システムからの信号を受信しにくく、自己の位置を推定しにくい環境となることもある。またこのような環境下では、地磁気の値も正常に取得できず、姿勢角の推定精度も落ちてしまうことがある。このような環境下であっても、高い精度で自己の位置や姿勢角を推定することは必要不可欠である。本研究では、カルマンフィルタを用い、衛星測位システムからの信号が取得しにくい環境や、地磁気が正常に取得できないような環境下を考慮し、加速度センサやジャイロセンサを用いて自己の位置や姿勢角を推定し、これを制御に用いることでドローン飛行の安定性を向上させることを目的としている。本研究は、南山大学大学院 理工学研究科 機械電子制御工学専攻の小嶋正英氏と共同で研究を行なったものであり、本論では小嶋正英氏の論文 [7] を一部参考とする。

2 ドローンのモデリング

2.1 座標系とパラメータの定義

位置と姿勢角を用いて、3次元空間上にドローンを表現するが、これらを表現するための基準として、図1のように、慣性座標系 (Σ_w) と機体座標系 (Σ_b) という、次の二つの直交座標系の定義を行う。座標系は、慣性座標系と機体座標系どちらも右手座標系となっており、使用される文字の左上の添え字 w , b はそれぞれ、基準となる座標系を示している。

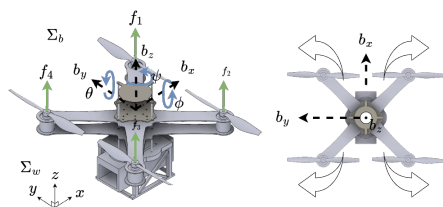


図1 ドローンの座標系

2.2 座標軸周りの回転行列

座標系において、 x 軸 y 軸 z 軸それぞれの単軸周りの回転行列 $R_Z(\psi)$, $R_Y(\theta)$, $R_X(\phi)$ は次のように表すことが

できる。

$$R_Z(\psi) = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$R_Y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$R_X(\phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \quad (3)$$

これらの回転行列を使用して、(3-2-1) オイラー角表現を用いた機体座標系から慣性座標系への回転行列 wR_b は次のようになる。

$${}^wR_b = R_Z(\psi)R_Y(\theta)R_X(\phi) \quad (4)$$

慣性座標系から機体座標系への変換を行う際には、回転行列は正規直交性があるため wR_b の転置をかけることで求めることができる。

2.3 運動方程式

本研究ではニュートン・オイラー法を用いてドローンの運動方程式の導出を行う。図2のような流れで、ドローンの角速度や慣性座標系の速度を導出し、これらの値を積分することで機体の姿勢角や位置を求める。

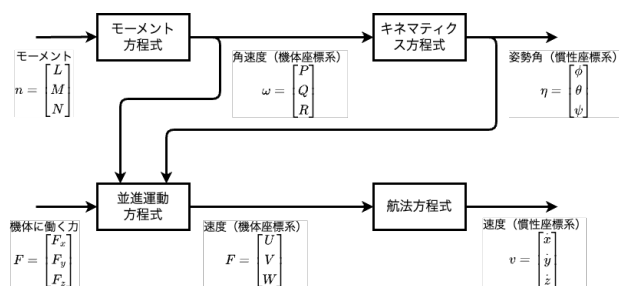


図2 運動方程式の流れ

3 カルマンフィルタを用いた自己位置推定

ドローンの安定飛行を行うために、拡張カルマンフィルタを使用して自己位置の推定を行う。使用するパラメータは表1に示す。位置推定の流れは図3のようになり、初めに加速度センサから得られた機体座標系の加速度 ${}^b\alpha$ を積分することで、機体座標系の速度 ${}^b\mathbf{v}$ を得る。次に加速度センサ、ジャイロセンサなどを使用したカルマンフィル

タにて姿勢角の推定を行い、この推定した姿勢角を用い、式 (4) の回転行列にて、機体座標系の加速度 ${}^b\alpha$ と機体座標系の速度 ${}^b\mathbf{v}$ をそれぞれ慣性座標系の加速度 ${}^w\alpha$ 、慣性座標系の速度 ${}^w\mathbf{v}$ に変換する。これらの慣性座標系の加速度 ${}^w\alpha$ 、速度 ${}^w\mathbf{v}$ 、姿勢角を用いたカルマンフィルタにてドローンの自己位置などを推定する。

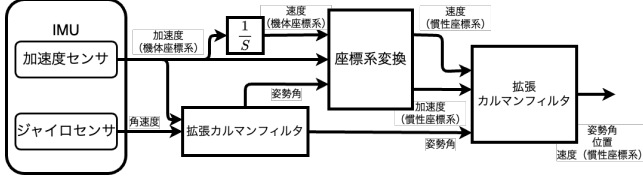


図3 カルマンフィルタを用いた位置推定の流れ

表1 カルマンフィルタに関するパラメータ
記号 名称

P	x 軸まわりの角速度（機体座標系）
Q	y 軸まわりの角速度（機体座標系）
R	z 軸まわりの角速度（機体座標系）
α_x	x 軸の加速度（機体座標系）
α_y	y 軸の加速度（機体座標系）
α_z	z 軸の加速度（機体座標系）
$\mathbf{y}$	観測データ
$\hat{\mathbf{x}}$	推定値
$\mathbf{K}$	カルマンゲイン
$\mathbf{P}$	推定誤差共分散行列
$\mathbf{W}_t$	プロセスノイズ
$\mathbf{V}_t$	観測ノイズ
$\mathbf{Q}_t$	プロセスノイズ共分散
$\mathbf{R}_t$	観測ノイズ共分散

3.1 姿勢角の方程式の導出

機体座標系で表した角速度を

$${}^b\boldsymbol{\omega} = \begin{bmatrix} P & Q & R \end{bmatrix}^\top \quad (5)$$

とすると、次のように書ける。

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} a_s \\ a_{v1} \\ a_{v2} \\ a_{v3} \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -P & -Q & -R \\ P & 0 & R & -Q \\ Q & -R & 0 & P \\ R & Q & -P & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_s \\ a_{v1} \\ a_{v2} \\ a_{v3} \end{bmatrix} \quad (6)$$

この式 (6) を $\frac{dy}{dt} \simeq \frac{y_{k+1} - y_k}{\Delta t}$ を用いて離散化すると式 (7) のようになる。

$$\begin{bmatrix} a_s \\ a_{v1} \\ a_{v2} \\ a_{v3} \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} a_s + \frac{\Delta t}{2} (-Pa_{v1} - Qa_{v2} - Ra_{v3}) \\ a_{v1} + \frac{\Delta t}{2} (Pa_s + Ra_{v2} - Qa_{v3}) \\ a_{v2} + \frac{\Delta t}{2} (Qa_s - Ra_{v1} + Pa_{v3}) \\ a_{v3} + \frac{\Delta t}{2} (Ra_s + Qa_{v1} - Pa_{v2}) \end{bmatrix}_t \quad (7)$$

3.2 位置の方程式の導出

慣性座標系で表現された速度 ${}^w\mathbf{v}$ は慣性座標系の加速度 ${}^w\alpha$ 、サンプリングタイム $\Delta t = T_t - T_{t-1}$ を使用して次のように表すことができる。

$${}^w\mathbf{v}_t = {}^w\mathbf{v}_{t-1} + \int_{T_{t-1}}^{T_t} {}^w\alpha_t dt = {}^w\mathbf{v}_{t-1} + {}^w\alpha_t \Delta t \quad (8)$$

また慣性座標系で表現された位置 ${}^w\mathbf{p}$ は速度 ${}^w\mathbf{v}$ を使用して次のように表せる。

$${}^w\mathbf{p}_t = {}^w\mathbf{p}_{t-1} + {}^w\mathbf{v}_t \Delta t + \frac{1}{2} {}^w\alpha_t \Delta t^2 \quad (9)$$

慣性座標系の加速度 ${}^w\alpha$ にはバイアス誤差 b が含まれていることを考慮すると、(8)、式 (9) より状態方程式は次のようになる。

$$\begin{bmatrix} {}^w\mathbf{p} \\ {}^w\mathbf{v} \\ b \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & -\Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^w\mathbf{p} \\ {}^w\mathbf{v} \\ b \end{bmatrix}_t + \begin{bmatrix} \frac{1}{2} (\Delta t)^2 \\ \Delta t \\ 0 \end{bmatrix} {}^w\alpha_t + \mathbf{G}_t \mathbf{W}_t \quad (10)$$

ジャイロセンサに含まれるバイアス誤差を $\mathbf{b}_\omega = [b_P \ b_Q \ b_R]^\top$ 、加速度に含まれるバイアス誤差を $\mathbf{b}_\alpha = [b_{\alpha_x} \ b_{\alpha_y} \ b_{\alpha_z}]^\top$ とし、使用するジャイロセンサ、加速度センサに固有のパラメータ行列を $\beta_\omega, \beta_\alpha$ とすると、式 (7)、式 (10) よりセンサにバイアス誤差が含まれていることを考慮した状態方程式は、

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{f}_t(\mathbf{x}(t)) + \mathbf{B}_t \mathbf{u}(t) + \mathbf{G}_t \mathbf{W}_t \quad (11)$$

$$\begin{bmatrix} a_s \\ a_{v1} \\ a_{v2} \\ a_{v3} \\ {}^w\mathbf{p} \\ {}^w\mathbf{v} \\ \mathbf{b}_\omega \\ \mathbf{b}_\alpha \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} a_s + \frac{\Delta t}{2} (- (P - b_P) a_{v1} - (Q - b_Q) a_{v2} - (R - b_R) a_{v3}) \\ a_{v1} + \frac{\Delta t}{2} ((P - b_P) a_s + (R - b_R) a_{v2} - (Q - b_Q) a_{v3}) \\ a_{v2} + \frac{\Delta t}{2} ((Q - b_Q) a_s - (R - b_R) a_{v1} + (P - b_P) a_{v3}) \\ a_{v3} + \frac{\Delta t}{2} ((R - b_R) a_s + (Q - b_Q) a_{v1} - (P - b_P) a_{v2}) \\ {}^w\mathbf{p} + \Delta t {}^w\mathbf{v} \\ {}^w\mathbf{v} - \Delta t \mathbf{b}_\alpha \\ \beta_\omega \mathbf{b}_\omega \\ \beta_\alpha \mathbf{b}_\alpha \end{bmatrix}_t + \begin{bmatrix} \mathbf{O}_{4,3} \\ \frac{1}{2} (\Delta t)^2 \mathbb{I}_3 \\ \Delta t \mathbb{I}_3 \\ \mathbf{O}_{6,3} \end{bmatrix} {}^w\alpha_t + \begin{bmatrix} \mathbf{O}_{4,3} & \mathbf{O}_{4,6} \\ \mathbb{I}_3 & \mathbf{O}_{3,6} \\ \mathbf{O}_{3,3} & \mathbf{O}_{3,6} \\ \mathbf{O}_{6,3} & \mathbb{I}_6 \end{bmatrix} \mathbf{W}_t \quad (12)$$

($\mathbf{O}$: 零行列, $\mathbb{I}$: 単位行列)

となる。この式 (12) の $\mathbf{f}_t(\mathbf{x}(t))$ を変微分すると次の式を得られる。

$$\mathbf{A}_t = \frac{\partial \mathbf{f}_t}{\partial \mathbf{x}} (\hat{\mathbf{x}}(t|t)) \quad (13)$$

またこのカルマンフィルタでは、クォータニオンの姿勢角 $\mathbf{a} = [a_s \ a_{v1} \ a_{v2} \ a_{v3}]^T$ ，慣性座標系の速度 ${}^w\mathbf{v}$ を使用する為次のように表す。

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}_t \mathbf{x}(t) + \mathbf{V}_t \quad (14)$$

$$= \begin{bmatrix} \mathbb{I}_4 & \mathbf{O}_{4,3} & \mathbf{O}_{4,3} & \mathbf{O}_{4,3} & \mathbf{O}_{4,3} \\ \mathbf{O}_{3,4} & \mathbf{O}_{3,3} & \mathbb{I}_3 & \mathbf{O}_{3,3} & \mathbf{O}_{3,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{a} \\ {}^w\mathbf{p} \\ {}^w\mathbf{v} \\ \mathbf{b}_\omega \\ \mathbf{b}^{w_v} \end{bmatrix} \quad (15)$$

3.3 カルマンフィルタ

[4][5] より，カルマンフィルタは表1のパラメータを使用して以下のように書くことができる．これらの式は，式(16)から式(18)の得られた観測値から推定値を計算する部分と，式(19)式(20)の次ステップの推定値を予測する部分の二つから構成されており[5]，これらの繰り返し計算となっている．ここに式(12)～式(15)を代入することで姿勢角，位置，速度などを推定することができる．

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t|t-1) \mathbf{C}_t^T [\mathbf{C}_t \mathbf{P}(t|t-1) \mathbf{C}_t^T + \mathbf{R}_t]^{-1} \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t|t) = \hat{\mathbf{x}}(t|t-1) + \mathbf{K}_t [y(t) - \mathbf{C}_t \hat{\mathbf{x}}(t|t-1)] \quad (17)$$

$$\mathbf{P}(t|t) = \mathbf{P}(t|t-1) - \mathbf{K}(t) \mathbf{C}_t \mathbf{P}(t|t-1) \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t+1|t) = \mathbf{A}_t \hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{B}_t u(t) \quad (19)$$

$$\mathbf{P}(t+1|t) = \mathbf{A}_t \mathbf{P}(t|t) \mathbf{A}_t^T + \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t^T \quad (20)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(0|-1) = \mathbf{m}_0 \quad (21)$$

$$\mathbf{P}(0|-1) = \Sigma_0 \quad (22)$$

4 シミュレータを使用した自己位置推定

第3章で導出したカルマンフィルタを，実機を模擬したリアルタイムシミュレータにて動作させ，カルマンフィルタが適切に動作しているかの確認を行なった．リアルタイムシミュレータにて，カルマンフィルタに使用されるセンサー値には，実際の挙動を模擬する為ホワイトノイズの追加を行っている．

4.1 シミュレーション方法

作成したリアルタイムシミュレータにて，動作開始から5秒後に，Roll角を5度1秒間傾け，その後動作開始から10秒後に，Pitch角を5度1秒間傾ける．使用する加速度センサ値とジャイロセンサ値は，実際のIMUから得られる値を模擬することを目的として，分散0.0006のホワイトノイズを加算している．この時カルマンフィルタを用いて x 軸方向の姿勢角，速度，位置，バイアス誤差の推定を行う．リアルタイムシミュレータにて動作をさせるカルマンフィルタに使用したパラメータは表2，表3に示す．

4.2 シミュレーション結果

カルマンフィルタにて推定した位置，速度はそれぞれ図4，図5のようになった．

表2 シミュレーションに使用した初期値

記号	初期値
$\hat{\mathbf{x}}(0 -1)$	$\begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{O}_{16,1} \end{bmatrix}$
$\mathbf{P}(0 -1)$	$\mathbb{I}_{17} \times 10$

$\mathbf{O}$ ：零行列， $\mathbb{I}$ ：単位行列

表3 シミュレーションに使用した値

記号	値
$\mathbf{R}_t$	$\begin{bmatrix} \mathbb{I}_4 \times 0.5 & \mathbf{O}_{4,3} \\ \mathbf{O}_{3,4} & \mathbb{I}_3 \times 0.008 \end{bmatrix}$
$\mathbf{Q}_t$	$\begin{bmatrix} \mathbb{I}_3 \times 0.8 & \mathbf{O}_{3,6} \\ \mathbf{O}_{6,3} & \mathbb{I}_6 \times 0.01 \end{bmatrix}$

カルマンフィルタにて推定した速度は，動作開始から5秒後Roll角正方向に傾け始めた時点で y 軸負方向へ速度が上昇を初め，1秒後に傾きを戻すと速度の上昇は停止し，その後 y 軸方向の速度はほぼ一定となった．その後動作開始から10秒後Pitch角正方向に傾け始めると x 軸正方向へ速度が上昇を初め，1秒後に傾きを戻すと速度の上昇は停止し，その後 x 軸方向の速度はほぼ一定となった．

カルマンフィルタにて推定した位置は，動作開始から5秒後Roll角正方向に傾け始めた時点で， y 軸負方向に移動を初め，速度が一定になった後の変位はほぼ一定となった．その後動作開始から10秒後Pitch角正方向に傾け始めると， x 軸正方向に移動を初め，速度が一定になった後の変位はほぼ一定となった．

カルマンフィルタにて推定した姿勢角，位置，速度はそれぞれ真値に近い値を得ることができ，動作開始から20秒後の時点の位置の推定値と真値の差は x 軸方向に $-0.06107[\text{m}]$ ， y 軸方向に $0.003243[\text{m}]$ ， z 軸方向に $-0.06655[\text{m}]$ となった．このことから，カルマンフィルタは適切に動作していると言える．

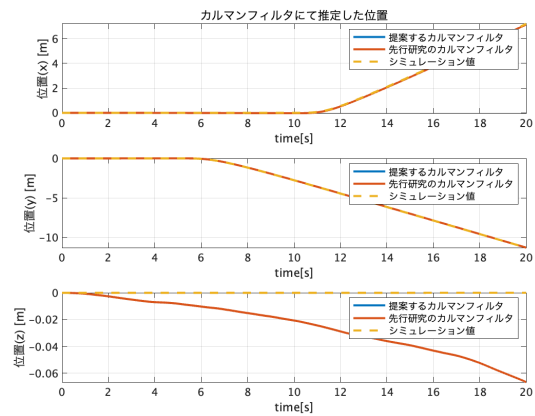


図4 リアルタイムシミュレータで推定した位置

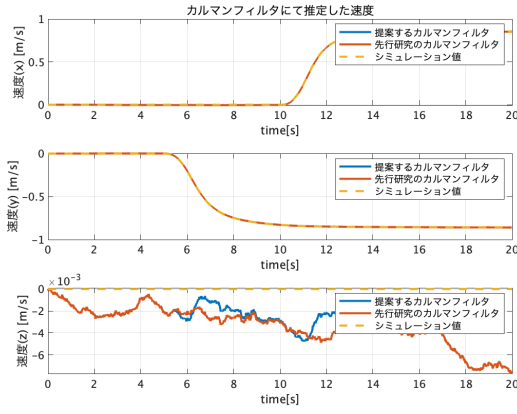


図5 リアルタイムシミュレータで推定した速度

5 先行研究 [5] との比較

先行研究 [5] では、式 (10) のような方程式を使用して位置の推定が行われている。またレーザーセンサを使用し位置が直接観測できる状態としているが、今回は、慣性座標系の速度を観測できるものとして使用した。

$$\dot{y}(t) = C_t x(t) + V_t \quad (23)$$

$$= \begin{bmatrix} O_{3,3} & I_3 & O_{3,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ v \\ b_a \end{bmatrix} \quad (24)$$

5.1 シミュレーション方法

リアルタイムシミュレータにて、4 章と同じく動作開始から 5 秒後に、Roll 角を 5 度 1 秒間傾け、その後動作開始から 10 秒後に、Pitch 角を 5 度 1 秒間傾ける。使用したパラメータは表 4、表 5、ノイズについては分散 0.0006 のホワイトノイズを加算している。この時カルマンフィルタを用いて速度、位置、バイアス誤差の推定を行う。

表 4 シミュレーションに使用した初期値

記号	初期値
$\hat{x}(0 -1)$	$O_{9,1}$
$P(0 -1)$	$I_9 \times 10$
O : 零行列, I : 単位行列	

表 5 シミュレーションに使用した値

記号	値	記号	値
R_t	$I_3 \times 0.008$	Q_t	$\begin{bmatrix} I_3 \times 0.8 & O_{3,3} \\ O_{3,3} & I_3 \times 0.01 \end{bmatrix}$
G_t	$\begin{bmatrix} I_3 & O_{3,3} \\ O_{3,3} & O_{3,3} \\ O_{3,3} & I_3 \end{bmatrix}$		

5.2 シミュレーション結果

先行研究の式を使用したカルマンフィルタにて推定した位置、速度はそれぞれ真値に近い値を得ることができ、動作開始から 20 秒後の時点の位置の推定値と真値の差は x 軸方向に $-0.06106[m]$ 、 y 軸方向に $0.003251[m]$ 、 z 軸方向に $-0.06654[m]$ となった。

本論文の 4 章で提案する姿勢角を考慮するカルマンフィルタとの最終的な位置と比較すると、差は x 軸方向に $0.000009[m]$ 、 y 軸方向に $0.000008[m]$ 、 z 軸方向に $0.000007[m]$ となり、大きく差は生まれなかった。

提案するカルマンフィルタの z 軸方向の速度と比較すると図 5 のよう、動作開始から 6 秒後から 8 秒後や、11 秒後から 14 秒後など、提案するカルマンフィルタの方が真値に近い値を得られている部分もあることがわかる。このため提案するカルマンフィルタは、パラメータの調整によりさらに改善する可能性もあると考えている。

6 おわりに

本研究をでは、加速度センサとジャイロセンサのセンサ値を使用したカルマンフィルタの設計を行い、またシミュレーションや実験にて作成したカルマンフィルタの検証を行った。シミュレーションの結果より、ドローンの加速度を正しく取得することができれば、位置や速度、姿勢角を推定できることがわかった。一方で、単純に加速度センサから得られた加速度を積分しても正しい速度、位置が得られないセンサデータでは正しく推定を行うことができないことから、小さな加速度であっても正しく推定を行う為には、事前にある程度のノイズを除去し、実際のドローンの加速度を得ることができる処理を加えたり、より精度の良い IMU を使用することが必要であり、これは今後の課題としてまだ残っている。

参考文献

- [1] 国土交通省：『国土交通省のドローン活用事例』，<https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/gijyutu/content/001510876.pdf>，2022.
- [2] 米川翔太：『ビジュアルフィードバックを用いたドローンの位置制御におけるリアルタイムシミュレーションと実機検証』，2020 年度修士論文，南山大学院理工学研究科機械電子制御工学専攻坂本・中島研究室，2021.
- [3] 栗山佳樹：『加速度センサを用いたカルマンフィルタによるドローンの位置推定』，2023 年度修士論文，南山大学院理工学研究科機械電子制御工学専攻坂本・中島研究室，2023.
- [4] 坂本登：『カルマンフィルタの基礎とその活用』，2017.
- [5] 野波健蔵：『ドローン工学入門』，コロナ社，2020
- [6] 坂本登：『ビークル系のモデリングと制御』，機械工学研究講義資料，2021.
- [7] 小嶋正英：『よりロバストなドローンの飛行実験に関する研究』，2024 年度修士論文，南山大学院理工学研究科機械電子制御工学専攻 坂本・中島研究室，(2024).