動加速度環境下における姿勢推定アルゴリズムの研究

鈴木 智^{*1} 田原 誠^{*2} 中澤 大輔^{*3} 野波 健蔵^{*3}

Research on Attitude Estimation Algorithm under Dynamic Acceleration

Satoshi Suzuki^{*1}, Makoto Tawara^{*2}, Daisuke Nakazawa^{*3} and Kenzo Nonami^{*3}

In this paper, we propose the attitude estimation algorithm under the dynamic acceleration environment. Generally, an attitude sensor has biaxial or triaxial accelerometer in order to measure the direction of gravity. In this configuration, the attitude sensor has serious error under the dynamic acceleration environment, because of the measurement error of gravity that is caused by the dynamic acceleration. When we put the attitude sensor on a movable body like an UAV (Unmanned Aerial Vehicle), this kind of error is fatal for the sensor. So, we apply the extended kalman filter algorithm to reduce the estimation error. Firstly, we derive the process model for the kalman filter which is based on quaternion kinematics. Secondly, we design the extended kalman filter by using the process model. Lastly, we show the simulation and experiment result of the estimation algorithm.

Key Words: UAV, MAV, Extended Kalman Filter, Quaternion, Fully Autonomous Control

1. はじめに

近年、空撮や農薬散布、リモートセンシングといった様々な場面において、それまで用いられてきた有人航空機に代わり無人航空機が活用されることが多くなっており注目を集めている。これらの無人航空機は総称して UAV (Unmanned Aerial Vehicle) や MAV (Micro Air Vehicle) と呼ばれ、有人航空機に比べてコストや安全性、利便性に優れているということから、将来的には監視、点検、輸送といった様々なミッションへの応用が期待されている。UAV/MAV 運用の早期実現のために乗り越えるべきいくつかの技術的課題があるが、その中でも最も大きなものとして自律制御技術の確立がある。もし、自律制御技術が確立されていなければ、運用はオペレータの無線操縦に頼るしかなく、オペレータの負担も軽微ではないためである。以上のような理由から、UAV/MAV の自律制御に関する研究が世界中で行われてきた [1] [2]。本研究グループでは、1999 年より小型 UAV の一つである小型無人ヘリコプタの自律制御に関する研究を行っており、ヘリコプタのダイナミクスを表現した線形モデルを同定的に求め、得られたモデルに対して最適制御理論やロバスト制御などの各種モデルベース設計法により制御器を

設計するという独自のアプローチによって、我が国では初となる重量が約 10 [kg] 程度の小型無人ヘリコプタの自律制御に成功を収めている [3]~[5]。そして現在では、さらに小型な機体の自律制御を目指している。

UAV/MAV に限らず、一般的な航空機の制御は航法・誘導・(姿勢) 制御という三つのフェーズから成り立っているが、小型機体の自律制御を考える際、この中でも航法が特に重要となる。小型機体の場合、搭載重量の制限から高精度で重いセンサは搭載できないため、複数の低精度で軽いセンサを搭載し、補正航法演算を実装することで高精度の航法データを得ることが必要となるためである。そのような中、先行研究では軽量で低精度のセンサデータから機体の姿勢・方位を推定するための MARG (Magnetic, Angular Rate and Gravity) センサを開発し [6]、このセンサを用いて約 5 [kg] 程度の機体のホバリング制御に成功している [7]。しかし、この MARG センサには加速度環境下で大きな姿勢誤差を生じてしまうという問題があることが明らかになっている。今回は、そのような姿勢誤差の低減化を目指し、クォータニオンと拡張カルマンフィルタを用いた姿勢推定アルゴリズムを提案する。クォータニオンと拡張カルマンフィルタを用いた姿勢推定アルゴリズムに関しては、過去にも研究 [8] [9] があり、また、加速度環境下で姿勢誤差を生じにくい市販のセンサ [10] がある。しかし、センサ [10] に関しては、そのアルゴリズムの詳細な報告がない上に、センサ重量が重いため小型無人ヘリコプタ等への適用は難しい。文献 [8] に関しては、特に加速度環境下での使用に関する言及はなく、移動体への適用の可否については明らかとなっていない。文献 [9] では、加速度環境下および磁気外乱下での姿勢推定の高精度化の方法について述

原稿受付 2007 年 12 月 14 日

^{*1}千葉大学大学院自然科学研究科

^{*2}ヒロボ (株)

^{*3}千葉大学大学院工学研究科

^{*1}Graduate School of Science and Technology, Chiba University

^{*2}Hirobo.Co.Ltd

^{*3}Graduate School of Engineering, Chiba University

■ 本論文は有用性で評価されました。

Table 1 Target specification of MARG sensor

Items	Specifications
Weight	< 50 [g]
Power	< 3 [W]
Accuracy of roll, pitch (Static)	< 2 [deg]
Accuracy of roll, pitch (Under acceleration)	< 5 [deg]
Accuracy of heading	< 5 [deg]
Update rate	> 50 [Hz]

べられており、実証試験によってその有効性を示している。しかし、一方で、ジャイロセンサのバイアス誤差に関しては一定値と仮定しているため、温度等によってリアルタイムに変化するバイアス誤差を有する軽量・低精度のジャイロセンサを姿勢推定に用いることは難しいと思われ、この点で文献[9]は十分ではないと考えられる。また、文献[8][9]は共に、高性能のコンピュータを用いて実証試験を行っていると考えられ、提案手法が小型マイコンで計算可能であるかは明らかではない。これに対し、本研究では、ジャイロバイアス誤差を導入したアルゴリズムを提案し、加速度環境下における高精度の姿勢・方位推定の実現を目指す。また、小型マイコンでの実証試験を行うことで装置の小型化の可能性を示す。以上が本研究の最も特徴的な点である。

本稿で目標とする MARG センサの仕様を Table 1 に示す。Table 1 に示されるような比較的低精度ではあるが、非常に軽量で小型無人ヘリコプタにも十分搭載可能なハードウェアに対して提案アルゴリズムを実装し、検証を行う。このような小型軽量のセンサが実現されれば、重量の上では小型無人ヘリコプタに限らず一般的な航空機や移動ロボット等への応用も期待できる。以下、第 2 章では、本稿で用いる座標系およびクォータニオンについて説明を行う。第 3 章では、Table 1 の仕様を元に製作した MARG センサのハードウェア諸元と従来アルゴリズムの問題点について述べる。第 4 章では、今回提案するアルゴリズムの詳細を説明し、第 5 章においてシミュレーション結果および実際に製作したハードウェアに実装しての実証試験の結果について報告を行う。最後に第 6 章にまとめを示す。

2. 座標系およびクォータニオン

2.1 座標系

まず、今回用いる座標系および各座標系上で表されるベクトルの表記方法についての定義を行う。今回用いる座標系を Fig. 1 に示す。ここで、図中の $r-frame$ は Reference frame といい、地上の任意の点を原点として、磁北を X_r 軸、重力方向を Z_r 軸、 X_rZ_r 平面の垂直方向を Y_r 軸にとった座標系である。続いて、 $b-frame$ は Body frame といい、機体の重心を原点として、機体前方を X_b 軸、機体右方向を Y_b 軸、機体下方を Z_b 軸にとった座標系である。ここで、三次元空間中の任意の幾何ベクトルを $\mathbf{r}$ としたとき、 $\mathbf{r}$ を各座標系上の代数ベクトルとして表したものをそれぞれ $\mathbf{r}_r$, $\mathbf{r}_b$ と定義する。また、 $r-frame$ に対する $b-frame$ の姿勢を機体姿勢として定義する。

2.2 クォータニオン

ここでは、本研究において機体姿勢の表現方法として採用し

Fig. 1 Coordinate system

たクォータニオンの概要を説明する。クォータニオンとは、1843 年にイギリスの物理・数学者 William Rowan Hamilton によって考案された複素数を三次元に拡張した数であり、次式で示すようにクォータニオン $\mathbf{q}$ は一つの実数部と三つの虚数部から構成されている。

$$\mathbf{q} = q_0 + q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k} \quad (1)$$

ただしここで、式中の $\mathbf{i}$, $\mathbf{j}$, $\mathbf{k}$ は虚数単位であり、それぞれ次式のような関係を満たしている。

$$\mathbf{i}^2 = \mathbf{j}^2 = \mathbf{k}^2 = -1 \quad (2)$$

$$\mathbf{i}\mathbf{j} = \mathbf{k}, \quad \mathbf{j}\mathbf{k} = \mathbf{i}, \quad \mathbf{k}\mathbf{i} = \mathbf{j} \quad (3)$$

日本において、クォータニオンは四元数、またはオイラーパラメータ [11] などと呼ばれることもあり、工学的には、物体の回転姿勢の表現方法として用いられることが多い。回転姿勢を表現するクォータニオンは Simple Rotation [11] を用いて定義することができる。いま、オイラーの定理によれば、Fig. 1 中の $b-frame$ が $r-frame$ に対してどのような回転姿勢をとっている場合でも、回転軸を表す単位ベクトル λ_r^b とその軸周りの回転角度 ϕ_r^b を用いてその回転姿勢を表現することが可能である。 λ_r^b と ϕ_r^b の組を用いた回転姿勢の表現法を Simple Rotation と呼ぶ。ただしここで、 λ_r^b は式 (4) のように成分で表すことができ、そのノルムは 1 となる。

$$\lambda_r^b = [l \ m \ n]^T \quad (4)$$

$$\sqrt{l^2 + m^2 + n^2} = 1 \quad (5)$$

以上のような Simple Rotation を用いて、 $r-frame$ に対する $b-frame$ の回転姿勢を表現するクォータニオン $\mathbf{q}_r^b$ は次式のように定義される。

$$\mathbf{q}_r^b = \begin{bmatrix} \cos(\frac{\phi_r^b}{2}) \\ l\sin(\frac{\phi_r^b}{2}) \\ m\sin(\frac{\phi_r^b}{2}) \\ n\sin(\frac{\phi_r^b}{2}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

ここで、 $\mathbf{q}_r^b$ のノルムは式 (5) より常に 1 となる。

クォータニオンは、 $\mathbf{q} = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ というように虚数単位を省いたベクトル表記で表されることも多く、この表記

法によってクォータニオンの和, 差, 積は次式のように定義される.

$$\mathbf{q} + \mathbf{p} = [q_0 + p_0 \quad q_1 + p_1 \quad q_2 + p_2 \quad q_3 + p_3]^T \quad (7)$$

$$\mathbf{q} - \mathbf{p} = [q_0 - p_0 \quad q_1 - p_1 \quad q_2 - p_2 \quad q_3 - p_3]^T \quad (8)$$

$$\mathbf{qp} = \begin{bmatrix} q_0 & -q_1 & -q_2 & -q_3 \\ q_1 & q_0 & -q_3 & q_2 \\ q_2 & q_3 & q_0 & -q_1 \\ q_3 & -q_2 & q_1 & q_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \\ p_3 \end{bmatrix} \quad (9)$$

また, $\mathbf{q}$ に共役なクォータニオン $\mathbf{q}^*$ は次式のように定義される.

$$\mathbf{q}^* = [q_0 \quad -q_1 \quad -q_2 \quad -q_3]^T \quad (10)$$

今, r -frame 上の代数ベクトル $\mathbf{r}_r$ から b -frame 上の代数ベクトル $\mathbf{r}_b$ への座標変換は次式で表すことができる.

$$(\mathbf{r}_b)_q = \mathbf{q}_r^{b*} (\mathbf{r}_r)_q \mathbf{q}_r^b \quad (11)$$

ただしここで, 式中の $(\mathbf{r}_b)_q$ および $(\mathbf{r}_r)_q$ は三次元ベクトルをクォータニオン表記したものであり, それぞれ次式のように定義される.

$$(\mathbf{r}_b)_q = [0 \quad \mathbf{r}_b^T]^T, \quad (\mathbf{r}_r)_q = [0 \quad \mathbf{r}_r^T]^T \quad (12)$$

3. MARG センサ

ここでは, 先行研究で開発された MARG センサのハードウェアの諸元と従来の機体姿勢推定アルゴリズムの概要およびその問題点について述べる.

3.1 諸元

MARG センサの全体像を Fig. 2 に, 諸元を Table 2 に示す. このセンサは, 3 軸の加速度センサ, ジャイロセンサ, 地磁気センサの出力を用いて現在の姿勢を表すクォータニオンを推定するアルゴリズムを実装した姿勢センサの一種である. 姿勢推定アルゴリズムの詳細に関しては後述する.

Fig. 2 Overview of MARG sensor

Table 2 Specification of MARG sensor

Weight	46 [g]
L × W × H	90 [mm] × 60 [mm] × 20 [mm]
Angle rate sensor	±300 [deg/sec]
Accelerometer	±3 [G]
Magnetometer	2[gauss]
32-bit micro-computer	50 [MHz], 10 bits A/D converter

3.2 従来のアルゴリズムとその問題点

本節では, 従来, MARG センサに実装されていた姿勢推定アルゴリズムの概要について述べる. まず, r -frame 上での重力ベクトルを $\mathbf{g}_r = [0 \quad 0 \quad g]^T$, 地磁気ベクトルを $\mathbf{m}_r = [m_n \quad 0 \quad m_d]^T$ とする. ただし, g は重力加速度, m_n は水平地磁気, m_d は垂直地磁気をそれぞれ表している. ここで, 現在の姿勢を表すクォータニオンの推定値を $\hat{\mathbf{q}}_r^b$ とすると, b -frame 上での重力ベクトルおよび地磁気ベクトル推定値は次式となる.

$$(\hat{\mathbf{g}}_b)_q = \hat{\mathbf{q}}_r^{b*} (\mathbf{g}_r)_q \hat{\mathbf{q}}_r^b \quad (13)$$

$$(\hat{\mathbf{m}}_b)_q = \hat{\mathbf{q}}_r^{b*} (\mathbf{m}_r)_q \hat{\mathbf{q}}_r^b \quad (14)$$

続いて, 機体に搭載された加速度センサおよび磁気センサの出力をそれぞれ $\mathbf{a}_{\text{measure}} = [a_x \quad a_y \quad a_z]^T$, $\mathbf{m}_{\text{measure}} = [m_x \quad m_y \quad m_z]^T$ とすると, これらと上述した b -frame 上での重力ベクトルおよび地磁気ベクトル推定値との誤差ベクトルは次式となる.

$$\boldsymbol{\epsilon}(\hat{\mathbf{q}}_r^b) = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{\text{measure}} \\ \mathbf{m}_{\text{measure}} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{g}}_b \\ \hat{\mathbf{m}}_b \end{bmatrix} \quad (15)$$

いま, 各センサの誤差がないと仮定すれば, 最も確からしいクォータニオン推定値は式 (15) において $\boldsymbol{\epsilon}(\hat{\mathbf{q}}_r^b) = 0$ とした同次連立方程式を解くことで得られることが分かる. しかし, 式 (15) は 4 個の未知変数に対して式が 6 個ある過剰条件の連立方程式であるため一般には解くことができない. よって, 最小二乗法を用いて誤差の二乗和を最小とするような近似解を求める. Gauss-Newton 反復法を用いれば, あるステップにおいて誤差の二乗和を最小に近づけるような修正ベクトルは次式となる.

$$\Delta \mathbf{q} = [\mathbf{X}^T \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\epsilon}(\hat{\mathbf{q}}_r^b) \quad (16)$$

ただし, ここで $\mathbf{X}$ は以下に示すようなヤコビアンである.

$$\mathbf{X}_{ij} = \frac{\partial (\mathbf{y}_b)_i}{\partial (\hat{\mathbf{q}}_r^b)_j}, \quad i = 1, 2, \dots, 6, \quad j = 1, 2, \dots, 4 \quad (17)$$

$$\mathbf{y}_b = [\hat{\mathbf{g}}_b^T, \hat{\mathbf{m}}_b^T]^T \quad (18)$$

一方, 現在の姿勢を表す真のクォータニオンを $\mathbf{q}_r^b$ としたとき, その時間微分と機体角速度 $\boldsymbol{\omega}_b$ は以下の関係であることが知られている.

$$\dot{\mathbf{q}}_r^b = \frac{1}{2} \mathbf{q}_r^b (\boldsymbol{\omega}_b)_q \quad (19)$$

これより, $\dot{\mathbf{q}}_r^b$ の時間微分に関しても同様に次式のような関係が成り立つことが分かる.

$$\dot{\dot{\mathbf{q}}}_r^b = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}_r^b (\boldsymbol{\omega}_b)_q \quad (20)$$

式 (16) と式 (20) を次式のように組み合わせることによって, クォータニオン推定値を得るというのが従来のアルゴリズムである. ただしここで, k はスカラゲインである

$$\dot{\mathbf{q}}_r^b = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}_r^b (\boldsymbol{\omega}_b)_q + k \Delta \mathbf{q} \quad (21)$$

以上のアルゴリズムを信号線図で表したものを **Fig. 3** に示す。このアルゴリズムは単純なフィルタアルゴリズムであり、角速度から計算されたクォータニオンの時間微分を加速度、地磁気のデータを用いて補正し、それを積分した後正規化して単位クォータニオンの推定値を求めるというものである。基本的に、低周波数の姿勢変動は加速度、地磁気のデータから、高周波数の姿勢変動はジャイロを用いて推定するという構成となっている。しかし、このアルゴリズムには以下のような問題点がある。式 (15) において、 $a_{measure}$ には重力を b -frame 上に座標変換した成分だけではなく、センサが動くことで発生する動的加速度の成分も含まれている。このため、動的加速度が印加されることで姿勢データが大きな誤差を持つてしまうのである。実際にセンサを水平に保った状態で大きな加速度を与えた際の姿勢データを **Fig. 4** に示す。ただし、Fig. 4 に示されているのは推定されたクォータニオンを変換して得られたオイラー角である。Fig. 4 より、加速度を加えることで最大で 20 [deg] 程度の

Fig. 3 Algorithm of attitude estimation

Fig. 4 Attitude error

姿勢誤差が生じていることが分かる。このような動的加速度による誤差は移動体に搭載するためのセンサとしては致命的であり、なんとしても低減化する必要がある。ここで、動的加速度が姿勢センサシステムの観測ノイズに相当しているということに着目すると、ノイズを含む観測信号よりシステムの真の状態を推定することに適したカルマンフィルタを用いて姿勢推定アルゴリズムを構成することで誤差を低減化できると考えられる。

4. 姿勢・方位推定アルゴリズム

4.1 プロセスモデルの構築

カルマンフィルタを構成するためには、システムのプロセスモデルが必要となる。以下では、本研究で対象とするシステムの離散時間プロセスモデルを導出する。まず、状態方程式を求める。式 (19) の右辺において ω_b はジャイロセンサから得ることができるが、ジャイロセンサや加速度センサといった慣性センサには様々な要因による誤差があることが知られている。より精度の高い推定を行うためにはこのような誤差も推定することが望ましいためジャイロセンサ誤差を状態量として導入する。今、ジャイロセンサより得られた角速度を $\omega_{measure} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 、ジャイロセンサの誤差を $\Delta\omega_b = [\delta\omega_x \ \delta\omega_y \ \delta\omega_z]^T$ とすると、これらと ω_b は以下のような関係となる。

$$\omega_{measure} = \omega_b + \Delta\omega_b \quad (22)$$

この式を式 (19) に代入することで次式が得られる。

$$\dot{q}_r^b = \frac{1}{2} q_r^b ((\omega_{measure})_q - (\Delta\omega_b)_q) \quad (23)$$

一般的に、ジャイロセンサ誤差の要因としてはバイアス誤差、スケールファクタ誤差、ミスアライメント誤差、ノイズ等が考えられ、これを式で表すと次式のようにになる。

$$\Delta\omega_b = \omega_{bias} + \begin{bmatrix} sf_x & 0 & 0 \\ 0 & sf_y & 0 \\ 0 & 0 & sf_z \end{bmatrix} \omega_b + \begin{bmatrix} 0 & ma_{xy} & ma_{xz} \\ ma_{yx} & 0 & ma_{yz} \\ ma_{zx} & ma_{zy} & 0 \end{bmatrix} \omega_b + \eta \quad (24)$$

上式において、右辺第1項目がバイアス誤差、第2項目がスケールファクタ誤差、第3項目がミスアライメント誤差、第4項目がノイズをそれぞれ表している。この中で、スケールファクタ誤差およびミスアライメント誤差に関してはあらかじめ計測試験を行ったデータを下に補正することが可能であるため、リアルタイムに推定する必要があるのはバイアス誤差とノイズのみとなる。また、ノイズをリアルタイムに推定するのは不可能であるため、今回は $\Delta\omega_b \simeq \omega_{bias}$ として、バイアス誤差の推定のみを行う。

文献 [12] によれば、ジャイロセンサのバイアス誤差は経験的に次のようなダイナミクスを持つことが知られている。

$$\dot{\omega}_{bias} = \begin{bmatrix} -\beta_x & 0 & 0 \\ 0 & -\beta_y & 0 \\ 0 & 0 & -\beta_z \end{bmatrix} \omega_{bias} + w \quad (25)$$

Table 3 Parameter of gyro sensor

β_x	0.0033
β_y	0.0032
β_z	0.0036

ただしここで, $\mathbf{w} = [w_x \ w_y \ w_z]^T$ はホワイトノイズである. また, $\beta_x, \beta_y, \beta_z$ はパラメータであり, これらの値およびホワイトノイズ $\mathbf{w}$ の分散は, 静置試験のデータおよび式 (25) の出力データのアラン分散 [13] が一致するように調整し, 決定した. Table 3 に各パラメータの値を示す. 以上より, $\mathbf{x} = [\mathbf{q}_r^{bT}, \ \boldsymbol{\omega}_{bias}^T]^T$ を状態量としたときの状態方程式は次式となる.

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{G}\mathbf{w} \quad (26)$$

ただし, ここで各行列は次式のようにになっている.

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\mathbf{q}_r^b(\boldsymbol{\omega}_{measure})_q - \frac{1}{2}\mathbf{q}_r^b(\boldsymbol{\omega}_{bias})_q \\ \boldsymbol{\beta}\boldsymbol{\omega}_{bias} \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{4 \times 3} \\ \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} -\beta_x & 0 & 0 \\ 0 & -\beta_y & 0 \\ 0 & 0 & -\beta_z \end{bmatrix} \quad (29)$$

式 (26) を離散化すると式 (30) のようになる. ただし, $\mathbf{x}_t$ は t ステップ目の状態量であり, Δt はサンプリングタイムである. 今回, サンプリング周波数は 50 [Hz] であるため, $\Delta t = 0.02$ [s] となっている.

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{x}_t + \mathbf{f}(\mathbf{x}_t)\Delta t + \mathbf{G}\Delta t\mathbf{w} \quad (30)$$

ここで, 改めて $\mathbf{f}_t(\mathbf{x}_t) = \mathbf{x}_t + \mathbf{f}(\mathbf{x}_t)\Delta t$, $\mathbf{G}_t = \mathbf{G}\Delta t$ とおくと, 離散時間の状態方程式は次式となる.

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{f}_t(\mathbf{x}_t) + \mathbf{G}_t\mathbf{w} \quad (31)$$

続いて, 観測方程式を求める. 機体に印加される動加速度を含む加速度誤差 $\Delta \mathbf{a} = [\delta a_x \ \delta a_y \ \delta a_z]^T$ および地磁気誤差 $\Delta \mathbf{m} = [\delta m_x \ \delta m_y \ \delta m_z]^T$ を考えると加速度センサ出力および地磁気センサ出力は次式のように書くことができる.

$$(\mathbf{a}_{measure})_q = \mathbf{q}_r^{b*}(\mathbf{g}_r)_q\mathbf{q}_r^b + (\Delta \mathbf{a})_q \quad (32)$$

$$(\mathbf{m}_{measure})_q = \mathbf{q}_r^{b*}(\mathbf{m}_r)_q\mathbf{q}_r^b + (\Delta \mathbf{m})_q \quad (33)$$

ここで, $\mathbf{y}_t = [(\mathbf{a}_{measure})_q^T \ (\mathbf{m}_{measure})_q^T]^T$, $\mathbf{v}_t = [(\Delta \mathbf{a})_q^T \ (\Delta \mathbf{m})_q^T]^T$ とすると, $\mathbf{y}_t$ を出力とする観測方程式は次式となる.

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{h}_t(\mathbf{x}_t) + \mathbf{v}_t \quad (34)$$

ただし, ここで $\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_t)$ は次式のようにになっている.

$$\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_t) = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_r^{b*}(\mathbf{g}_r)_q\mathbf{q}_r^b \\ \mathbf{q}_r^{b*}(\mathbf{m}_r)_q\mathbf{q}_r^b \end{bmatrix} \quad (35)$$

4.2 拡張カルマンフィルタアルゴリズム

前節において, 式 (31), (34) のような離散時間のプロセスモデルを得ることができた. しかし, 両式はともに非線形方程式となっているため, 線形カルマンフィルタアルゴリズムをそのまま適用することができない. このような場合, 式 (31), (34) を真値に対する推定誤差に関して線形化し, 推定誤差を改めて状態量に選び, 線形カルマンフィルタを適用して誤差推定カルマンフィルタを構成する方法と, 非線形システムに線形カルマンフィルタを適用するための近似手法である拡張カルマンフィルタを構成するという二つの方法がある [14] が, 今回は後者を選択した. 以下では, 拡張カルマンフィルタアルゴリズムについて説明を行う. 今, 式 (31), (34) のシステムに関して, t ステップ目における $\mathbf{x}_t$ の濾波推定値を $\hat{\mathbf{x}}_{t/t}$, 予測推定値を $\hat{\mathbf{x}}_{t/t-1}$ としたとき, 行列 $\mathbf{F}_t$ および $\mathbf{H}_t$ を次式のように定義する.

$$\mathbf{F}_t = \left(\frac{\partial \mathbf{f}_t}{\partial \mathbf{x}_t} \right)_{\mathbf{x}_t = \hat{\mathbf{x}}_{t/t}} \quad \mathbf{H}_t = \left(\frac{\partial \mathbf{h}_t}{\partial \mathbf{x}_t} \right)_{\mathbf{x}_t = \hat{\mathbf{x}}_{t/t-1}} \quad (36)$$

以上のように定義された行列を用いた拡張カルマンフィルタアルゴリズムは以下に示す式で与えられる.

$$\mathbf{K}_t = \mathbf{P}_{t/t-1}\mathbf{H}_t^T[\mathbf{H}_t\mathbf{P}_{t/t-1}\mathbf{H}_t^T + \mathbf{R}_t]^{-1} \quad (37)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{t/t} = \hat{\mathbf{x}}_{t/t-1} + \mathbf{K}_t[\mathbf{y}_t - \mathbf{h}_t(\hat{\mathbf{x}}_{t/t-1})] \quad (38)$$

$$\mathbf{P}_{t/t} = \mathbf{P}_{t/t-1} - \mathbf{K}_t\mathbf{H}_t\mathbf{P}_{t/t-1} \quad (39)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{t+1/t} = \mathbf{f}_t(\hat{\mathbf{x}}_{t/t}) \quad (40)$$

$$\mathbf{P}_{t+1/t} = \mathbf{F}_t\mathbf{P}_{t/t}\mathbf{F}_t^T + \mathbf{G}_t\mathbf{Q}_t\mathbf{G}_t^T \quad (41)$$

ただしここで, 式中の $\mathbf{K}_t$ はカルマンゲイン, $\mathbf{P}_{t/t}$ および $\mathbf{P}_{t/t-1}$ は推定誤差の共分散行列, $\mathbf{Q}_t$ はシステムノイズの共分散行列, $\mathbf{R}_t$ は観測ノイズの共分散行列をそれぞれ表している. 上記の式 (37)~(41) のアルゴリズムは, 得られた観測値を用いて推定値を濾波する部分と, 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, それぞれ式 (37)~(39) が前者に, 式 (40), (41) が後者に当たる. また, 前者を観測更新, 後者を時間更新と呼ぶこともある. 以上のように与えられた式を順に計算することで, t ステップ目における $\mathbf{x}_t$ の最も確からしい濾波推定値 $\hat{\mathbf{x}}_{t/t}$ を得ることができる.

5. シミュレーションおよび実験

5.1 シミュレーション

今回の主目的である動的加速度環境下における姿勢誤差の低減化を実現するためには, 観測ノイズの共分散行列 $\mathbf{R}_t$ の決め方が重要になる. ここでは, $\mathbf{R}_t$ の値をシミュレーションにより決定する. まず, 動的加速度による誤差が少なくなるように $\mathbf{R}_t$ の値を決定した. このときの値を $\mathbf{R}_1$ とする. Fig. 5 に $\mathbf{R}_1$ によるシミュレーション結果を示す. Fig. 5 (a) が姿勢を変動させたとき, Fig. 5 (b) がセンサを水平に保った状態で, Fig. 1 の b -frame 上 X_b 軸方向, すなわちピッチ角度に大きな誤差が生じやすい方向に正弦波状の動的加速度を印加したときのシミュレーション結果である. また, それぞれ破線が従来のアル

(a) In the rotation

(b) In the linear acceleration

Fig. 5 Simulation result of R_1

(a) In the rotation

(b) In the linear acceleration

Fig. 7 Simulation result of eq. (39), (40)

(a) In the rotation

(b) In the linear acceleration

Fig. 6 Simulation result of R_2

ゴリズムによる結果、実線が拡張カルマンフィルタによる結果、点線がその際の真の姿勢値である。Fig. 5 より、 R_1 を用いると動的加速度による誤差は低減化するが、姿勢の追従が極端に遅くなってしまうことが分かる。一方、姿勢の追従を十分に速くなるような R_t の値を R_2 として、 R_2 による結果を Fig. 6 に

Fig. 8 Simulation result of roll angle

示す。Fig. 6 より R_2 を用いると姿勢の追従は良くなるが、動的加速度誤差が低減化できないことが分かる。そこで、上述の R_1 , R_2 を用いて R_t を次式のような関数とした。ただし、 K_R は適当なゲインである。また、 T に関してはシミュレーションを繰り返すことによって適当な値を決定した。今回、 T の値は 11 [s] となっている。

$$R_t = R_2 + K_R(R_1 - R_2)t \quad 0 \leq t < T \quad (42)$$

$$R_t = R_1 \quad t \geq T \quad (43)$$

このときのシミュレーション結果を Fig. 7 に示す。以上のような R_t を用いることで、姿勢の追従が速く、動的加速度による誤差は低減化できるような結果を得ることができた。続いて Fig. 8~10 に線形誤差推定カルマンフィルタ (KF) と今回用

Fig. 9 Simulation result of pitch angle

Fig. 11 Experiment result of roll angle

Fig. 10 Simulation result of yaw angle

Fig. 12 Experiment result of pitch angle

Fig. 13 Experiment result of yaw angle

いた拡張カルマンフィルタ (EKF) の比較を示す。KF の結果は EKF と比べて振動的になってしまっていることが分かる。これは、式 (34) の観測方程式に含まれる座標変換の非線形性を KF では十分に考慮できていないためであると考えられる。

5.2 実験

従来のアルゴリズムおよび拡張カルマンフィルタアルゴリズムをマイクロコンピュータ上に実装し、リアルタイムで姿勢・方位推定を行った結果を Fig. 11~14 に示す。比較対象として、Crossbow 社製の高精度姿勢センサ AHRS400 を選択した。この AHRS400 は移動体に搭載することを目的とした姿勢センサであり、動的加速度を印加しても姿勢誤差が生じにくいという特徴を持っている。しかし、その重量は約 700 [g] であり MARG センサの 10 倍以上となっている。AHRS400 の全体像を Fig. 15 に示す。本来であれば AHRS400 と MARG センサをともに小型無人ヘリコプタ上のマウントに搭載し、飛行しつつ姿勢データの比較を行うことが望ましいが、AHRS400 の重量の関係上それは難しいため、今回は両センサを同一マウント上に搭載した状態で、そのマウントを地上で動かすという試験方法をとった。ちなみに、比較を行いやすくするために、得られたクォータニオン推定値をオイラー角に変換した後にプロットしている。Fig. 11 がロール角度、Fig. 12 がピッチ角度、Fig. 13

がヨー角度のデータをそれぞれ示している。また、Fig. 14 にはセンサを水平に保った状態で、シミュレーションと同様に Fig. 1 の b -frame 上 X_b 軸方向に正弦波状の動的加速度を印加したときのピッチ角度のデータを示している。このとき、小型無人ヘリコプタに搭載することを想定し、Fig. 11~13 に関しては小

Fig. 14 Experiment in the linear acceleration

Fig. 15 Overview of AHRS400 [10]

Table 4 RMS value of acceleration

Condition	RMS of acceleration [m/s ²]
Hover	0.5479
Circular flight	1.0511
Experiment	2.5823

型無人ヘリコプタの運動の際に発生する角速度を大きく上回るように最大 250 [deg/s] の角速度環境下において試験を行っており、Fig. 14 に関しては、小型無人ヘリコプタの飛行中に加わる加速度と比較して十分大きな加速度を印加している。Table 4 に小型無人ヘリコプタの各飛行状態および今回の試験における加速度の RMS 値を示している。それぞれ、「Hover」がホバリング飛行中、「Circular flight」が比較的大きな加速度が印加される旋回飛行中、「Experiment」が Fig. 14 に示す試験中の値である。Fig. 11～13 より、おおむね AHRS400 と MARG センサのデータは一致しており、正確な推定が行えているということが分かる。しかし、Fig. 13 の 6～16 秒付近において AHRS400 と比較して提案手法および従来手法のデータが誤差を持っていることが分かる。これは磁気外乱の影響であると考えられ、小型無人ヘリコプタの飛行する屋外では特に大きな問題ではないが、今後、このような磁気外乱の影響も低減化するように改良

する必要があると考えられる。また、AHRS400 のデータが一定値となっている箇所がいくつかあるが、これは AHRS400 は角速度が 200 [deg/s] 以下でしか姿勢の推定を行えず、200 [deg/s] 以上の角速度を与えると姿勢の推定が停止してしまうためである。これに対して、MARG センサでは 200 [deg/s] 以上の角速度を与えた際も推定を行うことができており、一方、動的加速度を印加した際のデータに着目すると、提案手法を用いた場合、加速度を印加しても姿勢誤差を十分に低減化できており、仕様を十分に満たしているということが分かる。

6. おわりに

本稿では、先行研究において開発された MARG センサの問題点である動的加速度環境下での姿勢誤差を低減化するために、慣性センサのバイアス推定を含む拡張カルマンフィルタを姿勢推定アルゴリズムとして適用し、加速度環境下での精度の高い姿勢・方位推定を実現した。今後は、現在平行して開発中の MARG センサと安価 GPS を用いた複合航法アルゴリズムと組み合わせることによって、小型・軽量・安価の航法ユニットを開発することを目指す。また、MARG センサから出力されるクォータニオンを直接用いた小型ヘリコプタの姿勢制御系の構築を行う予定である。

参考文献

- [1] D.H. Shim, et al.: "A Flight Control system for Aerial Robots: Algorithms and Experiments," Control Engineering Practice vol.11, Issue 12, pp.1389-1400, 2003.
- [2] H. Stone and K.C. Wong: "Preliminary Design of a Tandem-Wing Tail-Sitter UAV Using Multi-Disciplinary Design Optimisation," International Aerospace Congress, Sydney, pp.707-720, February 1997.
- [3] 辛振王, 藤原大悟, 羽沢健作, 野波健蔵: "ラジコンヘリコプタの姿勢制御・ホバリング制御", 日本機械学会論文集, vol.68, no.675, C 編, pp.3284-3291, 2002.
- [4] 藤原大悟, 辛振王, 羽沢健作, 野波健蔵: "自律小形無人ヘリコプタの H 〇ホバリング制御および誘導制御", 日本機械学会論文集, vol.70, no.694, C 編, pp.1708-1714, 2004.
- [5] 羽沢健作, 辛振王, 藤原大悟, 五十嵐一弘, D. Fernando, 野波健蔵: "ホビー用小形無人ヘリコプタの自律制御 (実験的同定に基づくモデリングと自律制御実験)", 日本機械学会論文集, vol.70, no.691, C 編, pp.720-727, 2004.
- [6] J. Shin: "Autonomous Control and Compact Sensor Development of Small-Scale Helicopter," Ph.D Thesis of Chiba University, 2005.
- [7] 鈴木智, 辛振王, 田原誠, 小出義郎, 中澤大輔, 野波健蔵: "ホビークラス約 5 kg 無人ヘリコプタの解析的モデリングと自律ホバリング制御", 日本機械学会論文集, vol.73, no.726, C 編, pp.562-569, 2007.
- [8] J.L. Marins, et al.: "An Extended Kalman Filter for Quaternion-Based Orientation Estimation Using MARG Sensors," Proc. of IROS 2001, pp.2003-2011, 2001.
- [9] A.M. Sabatini: "Quaternion-Based Extended Kalman Filter for Determining Orientation by Inertial and Magnetic Sensing," IEEE Trans. A.M.Biomedical Engineering, vol.53, Issue7, pp.1346-1356, July, 2006.
- [10] <http://www.xbow.jp/>
- [11] 田島洋: マルチボディダイナミクス—3 次元運動方程式の立て方. 東京電機大学出版局, 2006.
- [12] R.M. Rogers: Applied Mathematics in Integrated Navigation System. Second Edition, AIAA Education Series, 2003.
- [13] D.W. Allan: "Time and Frequency (Time-Domain) Characteri-

zation, Estimation, and Prediction of Precision Clocks and Oscillators," IEEE Trans. UFFC, vol.UFFC-34, no.6, pp.647-654,

1987.

[14] 片山徹：新版応用カルマンフィルタ。朝倉書店，1999.

鈴木 智 (Satoshi Suzuki)

2006 年千葉大学大学院自然科学研究科博士前期課程修了。2008 年同大学大学院自然科学研究科博士後期課程修了。同年 4 月より日本学術振興会特別研究員，現在に至る。小型無人ヘリコプタの自律制御および小型姿勢センサに関する研究に従事（工学博士）。（日本ロボット学会正会員）

中澤大輔 (Daisuke Nakazawa)

2005 年千葉大学工学部卒業。2007 年同大学大学院自然科学研究科博士前期課程修了。同年 4 月に同大学大学院工学研究科人工システム科学専攻博士後期課程に入学し，現在に至る。小型無人ヘリコプタの自律制御に関する研究に従事。

田原 誠 (Makoto Tawara)

2004 年大阪府立大学工学部卒業。同年 4 月ヒロボー株式会社入社，現在に至る。小型無人ヘリコプタの自律制御および小型姿勢センサに関する研究に従事。

野波健蔵 (Kenzo Nonami)

1979 年東京都立大学大学院博士課程修了。工学博士。千葉大学工学部助手，同助教授を経て 1994 年同教授，現在に至る。この間，1985 年から 1986，1988 年に米航空宇宙局（NASA）研究員。UAV・MAV の自律制御，地雷探知ロボットの運動制御，マニピュレータ・ハンドの制御，磁気軸受けフライホイールの制御，制御応用などの研究に従事。日本機械学会，計測自動制御学会，システム制御情報学会，日本フルードパワーシステム学会，IEEE，ASME，AHS 等の会員。（日本ロボット学会正会員）