

Particle Filter を用いたタンブリング衛星の姿勢とタグの配置の推定

Estimation of Attitude-Motion of Tumbling Satellites and the Position of Tags Using Particle Filter

中条 俊大*¹ 堀 浩一*¹ 赤石 美奈*²
Toshihiro CHUJO Koichi HORI Mina AKAISHI

東京大学大学院工学系研究科*¹ 法政大学情報科学部*²
School of Engineering, The University of Tokyo Faculty of Computer and Information Sciences, Hosei University

In this paper, we estimate the attitude-motion of tumbling satellites using RFID, taking gaps of position of the tags into account. For the estimation, we suggest the following method. First, we define some models which have small differences from each other. Second, we estimate the attitude-motion of each model at the same time and decide the most likely model by calculating the likelihood. Furthermore, by repeating the simulation and analyzing the tendency of mistakes of estimation, we improve the precision of estimation.

1. 背景と目的

本研究の背景には、最近よく研究されているスペースデブリの除去による宇宙環境の保護がある。この問題解決に向けて近年デブリ除去に関する様々な研究がなされており、その中の1つとして、ターゲットを捕獲するプロセスを実現するために、ターゲットに接近した後にその姿勢を正しく推定することが非常に重要な課題となっている。本研究はこの姿勢推定について深く検討する。

軌道上のタンブリング衛星の姿勢推定に関しては、これまでにいくつかの手法が研究されてきたが、その中でも「対象衛星の表面に配置されたマーカを読み取る」ことによるアプローチは近年最もよく研究されている。マーカを読み取り姿勢を観測する方法としては主に、カメラによる撮影をもとにした画像処理による方法、RFIDによる方法、が挙げられる。

文献 [Tanaka 2007],[白坂 2006] の従来研究では RFID タグを用いた姿勢推定が非常に有効であることが示されているが、実際の場面では対象衛星に取り付けられた RFID タグが正確に想定位置にあるとは限らないと考えられる。そこで本研究では従来研究で行われた RFID を用いた姿勢推定に加え、さらに対象衛星の RFID タグが想定位置からずれていることも考慮し、その位置推定も同時に行う。本研究で提案する手法は次の考え方を基本とする。

- タグが少しずれたモデルを複数用意し、Particle Filter を用いて同時に推定する
- 状態量を推定しながら、それぞれのモデルの尤度に基づいて最尤モデルを判断することでタグの位置推定とする
- シミュレーションを重ね、データをもとに推定器が判断を誤る傾向を分析しアルゴリズムを改良することで、モデル推定の精度を高める

2. 運動方程式と観測

本研究では観測者と対象衛星の相対的な並進運動はないと仮定し、ここでは剛体の回転運動と姿勢表現について述べる。

2.1 回転運動

対象衛星の機体軸に関する回転の運動方程式は、機体固定座標系 (b-frame) で書き直すと

$$\mathbf{M}_c^b = \frac{d\mathbf{H}_c^b}{dt} = \frac{\delta\mathbf{H}_c^b}{\delta t} + \mathbf{w}^b \times \mathbf{H}_c^b \quad (1)$$

と表される。ただし \mathbf{M}_c は重心まわりのモーメント、 \mathbf{H}_c は重心まわりの角運動量、 \mathbf{w} は角速度であり、 $\frac{\delta}{\delta t}$ は b-frame での微分演算子である。また、添字の b は b-frame での記述であることを表す。慣性テンソルを

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} I_{xx} & 0 & 0 \\ 0 & I_{yy} & 0 \\ 0 & 0 & I_{zz} \end{bmatrix} \quad (2)$$

として上式を成分で表すと、次のようになる。

$$\begin{bmatrix} \dot{w}_x^b \\ \dot{w}_y^b \\ \dot{w}_z^b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{M_x}{I_{xx}} - \frac{I_{yy} - I_{zz}}{I_{xx}} w_y^b w_z^b \\ \frac{M_y}{I_{yy}} - \frac{I_{zz} - I_{xx}}{I_{yy}} w_z^b w_x^b \\ \frac{M_z}{I_{zz}} - \frac{I_{xx} - I_{yy}}{I_{zz}} w_x^b w_y^b \end{bmatrix} \quad (3)$$

2.2 姿勢表現

本研究では姿勢表現に quaternion を用いる。quaternion は、b-frame を i-frame におけるある単位ベクトル $\mathbf{e}^T = [l \ m \ n]^T$ まわりに角度 θ だけ回転させると i-frame に一致するとき、以下のように定義される。

連絡先: 中条 俊大

東京大学大学院工学系研究科航空宇宙工学専攻
〒113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1
2104104638@mail.ecc.u-tokyo.ac.jp

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \frac{\theta}{2} \\ l \sin \frac{\theta}{2} \\ m \sin \frac{\theta}{2} \\ n \sin \frac{\theta}{2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

また、quaternion のキネマティック方程式は次のように表される。

$$\dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -q_1 & -q_2 & -q_3 \\ q_0 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & q_0 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & q_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_x^b \\ w_y^b \\ w_z^b \end{bmatrix} \quad (5)$$

本研究では quaternion と角速度を並べたものを状態量ベクトルと定める。

2.3 観測

本研究では、対象衛星の姿勢観測は衛星表面に取り付けられた各 RFID タグと観測側の各リーダーが通信できるかできないかによってなされる。本節の以下の観測についての式の定義は、田中秀幸らの文献 [Tanaka 2007] に基づいている。

さて、 l 番目のタグを m 番目のリーダーが観測するとき、信号の強さを

$$P_{l,m} = \begin{cases} k \frac{\cos \theta_{l,m}}{r_{l,m}^2} & (0 \leq |\theta_{l,m}| \leq \frac{\pi}{2}) \\ 0 & (\frac{\pi}{2} \leq |\theta_{l,m}| \leq \pi) \end{cases} \quad (6)$$

と定める。 k は定数、 $\theta_{l,m}$ は l 個目のタグと m 個目のリーダーの法線ベクトルがなす角度であり、 $r_{l,m}$ はタグとリーダーの距離である。 $P_{l,m}$ がある一定値 P_{th} 以上になると観測できるとする。つまり観測値は次式となる。

$$z_{l,m} = \begin{cases} 1 & (P_{l,m} \geq P_{th}) \\ 0 & (P_{l,m} < P_{th}) \end{cases} \quad (7)$$

2.4 Particle Filter

本推定は強い非線形性、非ガウシアン性を含むため、ここでは Particle Filter(PF) を用いる。PF は、それぞれに状態量を持たせた有限個のパーティクルを用意し、それぞれを状態遷移させた後その状態量分布に観測情報をもとにした尤度による重み付けをして推定するというものであり、あらゆるモデルに用いることができるため近年よく使われる手法である。以下に具体的な説明を示す。詳細については文献 [Thrum 2007] を参照されたい。

A) Prediction

時刻 t における i 番目のパーティクルの状態量 \mathbf{x}_t^i が、時刻 $t-1$ における状態量 \mathbf{x}_{t-1}^i と入力 \mathbf{u}_t から求められる。これが $i=1$ から $i=n_p$ (パーティクルの総数) について同時に計算される。

B) Update

各パーティクル \mathbf{x}_t^i に対し、観測 \mathbf{z}_t をもとに重要度係数 w_t^i が計算される。これはパーティクル \mathbf{x}_t^i から観測 \mathbf{z}_t を得る条

件付き確率 $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^i)$ で与えられる重みである。重要度係数は $\sum_i w_t^i = 1$ と正規化される。

C) Resampling

状態遷移後の n_p 個のパーティクルから新たに重複を許して n_p 個のパーティクルを選び直す。重みに比例して選ばれる確率が大きくなるとするので、重みが小さなパーティクルは消滅することもある。リサンプリング後の各パーティクルの重みはまた等しく定め直し、各状態量の平均値 $\mathbf{E}(\mathbf{x}_t)$ を推定値とする。

リサンプリングには様々な手法が考えられているが、本研究では等間隔サンプリングと呼ばれる以下の手法を用いる。

まず変数 $X (0 \leq X < 1)$ を用意し、区間 $[0, w_t^1)$ を 1 目目のパーティクルの領域、区間 $[w_t^1, w_t^2)$ を 2 目目のパーティクルの領域、といったように n_p 番目のパーティクルの領域 $[w_t^{n_p}, 1)$ までをそれぞれ定める。次に 0 から $1/n_p$ までの間の値をとりうる乱数 r を定め、新たなパーティクルの 1 目目は r が含まれる領域に対応するパーティクルを、2 目目は $r + 1/n_p$ 、3 目目は $r + 2/n_p$ が含まれる領域に対応するパーティクルを、といったようにリサンプリングしていく。この手法はリサンプリングの誤差低減に有効である。

D) Roughening

PF では、時間が経つとほとんどのパーティクルが消滅してしまい、最終的に 1 つのパーティクルだけが残ってしまう恐れがある。これを回避するために、リサンプリング後の各パーティクルの状態量に微小な擾乱を与えるようにする。

3. ターゲットモデル

簡単のため、本シミュレーションではターゲットを $50\text{cm} \times 60\text{cm} \times 40\text{cm}$ の直方体とする。基本モデルは直方体の各頂点と各面の中心に RFID タグが取り付けられており、その面はそれぞれ直方体の中心 (対角線の交点) からそれぞれのタグに向かう方向が法線ベクトルとなるようにしているものとする。

本研究では基本となるモデルの他に新たに 5 つのモデルを定める。それぞれ想定位置からのタグのずれを表現するため、基本モデルのタグ配置からやや直方体の稜線方向にずれた配置とする。各モデルについては表 1、図 1 の通りである。

番号	
1	基本モデル
2	各頂点のタグを x 軸方向に稜線の 1/4 ずつ移動
3	各頂点のタグを y 軸方向に稜線の 1/4 ずつ移動
4	各頂点のタグを z 軸方向に稜線の 1/4 ずつ移動
5	各側面の中心のタグを z 軸まわり右ねじの方向にそれぞれ初めの稜線にあたるまで回転
6	各頂点のタグを z 軸まわり右ねじの方向にそれぞれ初めの稜線の中心まで回転

表 1: モデル

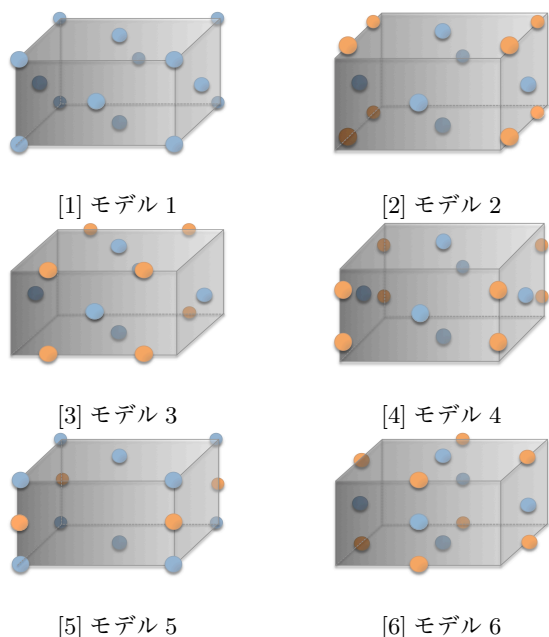


図 1: モデル

4. 実験と評価

4.1 尤度関数

本シミュレーションでは、 l 個目のタグに対する m 個目のリーダーの観測値は 0 または 1 であるため、サンプルの貧困化に陥る恐れがある。そこでここでロジスティック関数を用いて、信号の強さが $P_{l,m}$ であったときの観測値を以下のように連続関数として近似する。

$$p_{l,m} = \frac{B}{1 + \exp\{A(P_{th} - P_{l,m}^i)\}} + C \quad (8)$$

ここでは $A = 400/k$, $B = 0.98$, $C = 0.01$ とした。また、 $P_{th} = 0.01k$ とする。これを用いて尤度関数は以下のように定義する。

$$p(z_t | x_t^i) = \prod_{i=0, z_{l,m}=1}^{n_p} p_{l,m} \quad (9)$$

尤度関数は $z_{l,m} = 1$ となる l, m に対する $p_{l,m}$ を全て掛け合わせてものである。実際の場面ではタグの読み落としが起こり得るが、その際読み落としなのか本当に読み取れていないのかの区別がつかない。そこで $z_{l,m} = 0$ となる $p_{l,m}$ を無視することでロバスト性を高めている。

4.2 モデル推定アルゴリズム

ここでは任意のモデルの運動を、どのモデルなのか未知の状態を観測、姿勢推定をしながら、同時に正しいモデルをも推定する。

A) 全てのモデルを想定して推定

シミュレーション開始から 6 つのモデル全てを想定し、各想定下でそれぞれの推定値を毎ステップ同時に計算する。さらにその推定値についての尤度も計算する。

B) ポイント割り当て

毎ステップ求められたそれぞれの尤度をを比較し、それに応じてモデルにポイント进行割り当てることとする。

C) 最尤推定モデルの決定

シミュレーション開始 60.0 秒以降、ある基準となるポイント以上のポイントを得た推定モデルがあるとき、そのモデルを正しいモデルと判断させ、決定できない場合は引き続き A と B を繰り返し、開始 120.0 秒以降にもう一度判断させる。それでも決定できない場合は、180.0 秒以降、240.0 秒以降、300.0 秒以降と同様に機会を与える。なお、本シミュレーションは 400.0 秒までとし、各ステップを 0.2 秒間隔とする。

4.3 実験

以下の実験では表 2 に示す推定条件下で行う。

表 2: 推定条件

慣性テンソル	$I = \text{diag} \left[\begin{matrix} 1.0 & 1.5 & 1.2 \end{matrix} \right] [\text{kg} \cdot \text{m}^2]$
最大外乱トルク	$1.0 \times 10^{-4} [\text{N} \cdot \text{m}]$
計算時間	400 s
観測ステップ間隔	$dt = 0.2 \text{ s}$
タグの数	$n_p = 14$
リーダーの数	$n_r = 3$
パーティクルの数	2500

なお、パーティクルの初期状態はランダムに分布させた。

初めに、各ステップで尤度が最大のモデルに 3.0 ポイントを与え、開始 60.0 秒以降にポイントがステップ数以上の場合にそのモデルを推定モデルと決定させることとし、シミュレーションを行った (実験 1)。表 3 は、真のモデルを 1~6 としたときに、10 回ずつ行ったシミュレーションでそれぞれ判断されたモデル番号を示してある。特にタグの配置が中間的なモデル 1 の判断が難しいことなどが分かる。

	1	2	3	4	5	6
No.1	2	2	6	4	5	6
No.2	2	2	6	2	5	6
No.3	6	2	3	2	5	6
No.4	6	2	3	4	5	6
No.5	2	2	3	4	5	6
No.6	2	2	6	4	5	6
No.7	2	6	3	4	5	6
No.8	2	2	3	4	5	6
No.9	2	2	6	5	5	6
No.10	2	6	4	4	4	6

表 3: 実験 1 の結果

そこで、正しい判断に導けるように各ステップでのポイントの与え方を工夫する。基本的な考え方は、他のモデルと勘違いされやすいモデルには多くポイントを与え、同時に勘違いされる他のモデルのポイントを減らす、ということである。以下に本研究で用いた具体的な手法を説明する。

A) データの正規化

シミュレーションにより得られたポイントの内訳を、各モデルのポイントの和が一定となるように正規化する。

B) 平均を計算

各試行結果の正規化後の平均値を求める。

C) 最尤モデルに与えるポイントを決定

基準となるポイントより大きいある定数 α を定め、真のモデルに対しそのモデルが与えられたポイントが A 以下の場合、それが α となるように、各ステップでそのモデルに与えるポイントを定数倍する。

D) その他のモデルから減らすポイントを決定

ある定数 β を定め、真のモデルに対しそれ以外のモデルに与えられたポイントが β 以上の場合、それが β となるように、各ステップで最尤モデルに対しその他のモデルから減らすポイントを決定する。

実験2では正規化におけるポイントの和を 900.0 とし、 $\alpha = 600.0$, $\beta = 180.0$ とした。それにより定め直したポイントの割り当て方を表4に示す。

	1	2	3	4	5	6
最尤1	+14.6	-7.5	0.0	0.0	0.0	-0.1
最尤2	-1.7	+4.2	0.0	0.0	0.0	0.0
最尤3	-1.7	0.0	+5.2	0.0	0.0	-1.2
最尤4	-0.5	0.0	0.0	+4.6	0.0	0.0
最尤5	-0.1	0.0	0.0	0.0	+3.1	0.0
最尤6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	+3.0

表4: ポイントの割り当て

これをもとに実験1と同様にシミュレーションを行った(実験2)結果を表5に示す。推定精度が向上していることが分かる。

	1	2	3	4	5	6
No.1	1	2	3	4	5	6
No.2	1	6	3	2	5	6
No.3	2	2	3	4	5	6
No.4	2	2	3	4	5	6
No.5	4	1	3	4	5	6
No.6	2	2	3	4	5	6
No.7	1	1	3	4	5	6
No.8	1	2	3	4	5	3
No.9	1	2	3	4	5	6
No.10	1	2	3	4	5	6

表5: 実験2の結果

5. 結論と今後の課題

本研究ではRFIDを用いたタンブリング衛星の姿勢推定と同時にタグのずれ方をも推定できるかを検証した。それにあたって、少しずつタグがずれたモデルを用意し、真のモデルがどれであるのかを推定する手法を提案し、その実験を行った。さらに、シミュレーションを重ねて判断の傾向を分析し、推定時に用いるポイントに重みを与えてやることで精度を向上させることにも成功した。

今後の課題としては、より実践的な場面を想定して様々なタグのずれのパターンをもとに多くのモデルを用意すること、推定精度の向上のためにシミュレーション回数を多くすること、ポイントの割り当てにより統計的な手法を用いるなどして更に工夫をすること、が挙げられる。以上の課題の解決が今後目指すべき目標である。

参考文献

- [Tanaka 2007] Hideyuki Tanaka, Takehisa Yairi, and Kazuo Machida: Attitude-motion estimation of tumbling objects using radio frequency identification, JOURNAL OF GUIDANCE, CONTROL, AND DYNAMICS, Vol. 30, No. 5, September-October (2007).
- [Thrum 2007] Sebastian Thrum, Wolfram Burgard, Dieter Fox: Probabilistic robotics (2007), (邦訳: 確率ロボティクス, 上田隆一 訳 (2007)).
- [白坂 2006] 白坂洋平, 田中秀幸, 矢入健久, 町田和雄: RFIDによるタンブリング物体の姿勢運動推定, 日本航空宇宙学会論文集, Vol. 54, No. 632, pp. 375-383, (2006).