

非線形運動方程式にもとづく転倒モデルの構築および、
粒子フィルタによる転倒シミュレーション精度の評価

Construction of Fall Model based on Non-linear Equation of Motion,
and Accuracy Evaluation for Fall Simulation by Particle Filter

小林 知輝†

栗原 陽介†

Tomoki Kobayashi

Yosuke Kurihara

1. はじめに

近年、65 歳以上の人口は世界的に増加しつつあり、2030 年にはその数は 14 億人に到達するといわれている[1]。この世界的な高齢化の進展に伴って、高齢者による転倒事故の発生件数も増加すると考えられている。それ故に、高齢社会が転倒事故を増加させる大きな要因と見なすことができる。高齢者は転倒した後に自分の力だけでは起き上がることができないこともあるため、転倒事故による怪我だけではなく、脱水症状や低体温症などを招きかねない[2]-[3]。また介護者等がない場合、事故の発見が極端に遅れてしまうことが考えられ、命を落とす危険性を孕んでいる。したがって、転倒事故の早期発見は特に独居高齢者にとって重要であるといえる。

それを実現する方法の一つとして挙げられるのが、介護者による見守りである。しかし、介護者が常に目を離さずに高齢者を見守ることは現実的ではなく、人件費もかかってしまう。そこで、センシングデバイスによって転倒を検知し、遠くにいる介護者に自動で知らせるシステムを用いるという手法が提案されている。この手法で用いられるデバイスは大きく 2 種類に分類することができる。一つは、直接高齢者の体に取り付けて検知するウェアラブル型のデバイス、もう一つが天井や壁など住宅の一部に取り付けて検知する環境設置型のデバイスである。ウェアラブル型のデバイスの例としては、加速度センサ[4]やポータブルカメラ[5]などがある。それらのデバイスの特徴として、屋外での計測ができる反面、定期的に充電をする必要がある。

一方で、カメラ[6]やマイクロフォン[7]、マイクロ波ドップラーセンサ[8]などの環境設置型のデバイスを用いて転倒を検知する手法が提案されている。カメラを用いた先行研究では、得られたデータにたいして画像処理技術を適用することで動作判別を行っていた。しかし、センシングデバイスとしてカメラを用いるとプライバシーの問題を考慮しきれないため、特に浴室や脱衣所などに導入することが困難であるという課題がある。マイクロフォンを用いた先行研究では、生活で発生する様々な音がノイズとなり、検知に影響を及ぼしてしまうという課題がある。これらの問題を解決するために、マイクロ波ドップラーセンサを用いて転倒を検知する手法が提案されている。その多くはセンサから得られる周波数分布によって動作の判別を行っている。しかし、マイクロ波の照射方向に速い速度を持った動作を誤って転倒と判別してしまいやすい問題がある。その

ため、本研究では得られた周波数分布にたいして粒子フィルタを適用することで、転倒時の体幹の傾き角度と角速度を推定し転倒検知を行う。粒子フィルタにおける状態推空間として、状態方程式は転倒モデルから求める。また、観測方程式は転倒モデルにおける角度、角速度とマイクロ波ドップラーセンサのドップラーシフトした周波数の関係式から求める。本稿では、提案した観測方程式、状態方程式のモデルの妥当性をシミュレーションにより評価する。

2. 提案手法

2.1 全体の処理の流れ

本研究で提案するシステムの概要を図 1 に示す。

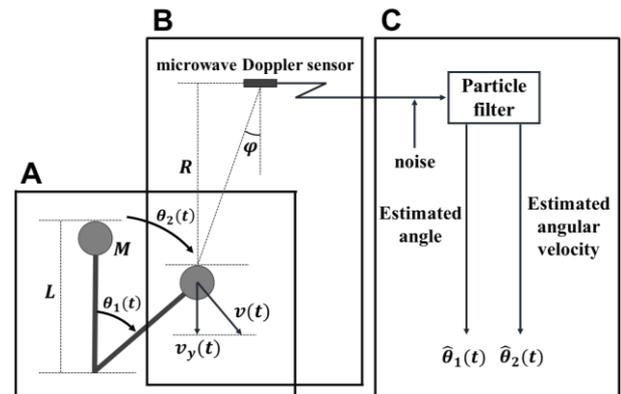


図 1 システム概要

このシステムは、A, B, C の 3 つのパートに分けることができる。A パートでは、倒立振り子による転倒モデルを用いて、特徴ベクトルとして転倒時の角度と角速度を抽出する。B パートでは、本研究で扱うマイクロ波ドップラーセンサによって、実際に人間が転倒する際のデータを獲得する。C パートでは、状態推定法として粒子フィルタを適用し、転倒時の体幹の角度と角速度を推定する。

2.2 転倒モデルにおける状態方程式

図 1 の A パートに示すように、転倒のモデルとして扱う倒立振り子の質量を $M[\text{kg}]$ 、長さを $L[\text{m}]$ 、慣性モーメントを $I[\text{kg}\cdot\text{m}^2]$ 、重力加速度を $g[\text{m}/\text{s}^2]$ とする。また、倒立振り子が傾きだした時、倒立振り子とその均衡点の角度を $\theta_1(t)[\text{rad}]$ 、

† 青山学院大学 Aoyama Gakuin University

傾く際に伴う角速度を $\theta_2(t)$ [rad/s]と定義する. このとき倒立振子の運動エネルギー $K(t)$ [J]は,

$$K(t) = \frac{1}{2}I \left\{ \frac{d\theta(t)}{dt} \right\}^2 = \frac{1}{2}ML^2 \left\{ \frac{d\theta(t)}{dt} \right\}^2 \quad (1)$$

となる. また, このときの位置エネルギー $U(t)$ [J]は,

$$U(t) = MgL \cos \theta(t) \quad (2)$$

となる. そのためラグランジアン $Q(t)$ [J]は,

$$Q(t) = \frac{1}{2}ML^2 \left\{ \frac{d\theta(t)}{dt} \right\}^2 - MgL \cos \theta(t) \quad (3)$$

となる. これにより, ラグランジュの方程式は,

$$\frac{d^2\theta(t)}{dt^2} = \frac{g}{L} \sin \theta(t) \quad (4)$$

ここで, $\theta_1(t) = \theta(t)$, $\theta_2(t) = d\theta(t)/dt$ とすると, 状態方程式として以下の非線形微分方程式を得る.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \theta_1(t) \\ \theta_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_2(t) \\ \frac{g}{L} \sin \theta_1(t) \end{bmatrix} \quad (5)$$

2.3 マイクロ波ドップラーセンサにおける観測方程式

本研究では, 転倒を検知するためにマイクロ波ドップラーセンサを用いる. 図1のBパートで示したように, マイクロ波ドップラーセンサは転倒する対象者から上方に距離 R [m]離れたところに取り付けると想定する. 重力加速度方向とマイクロ波の照射方向との角度を φ [rad]とし, マイクロ波ドップラーセンサから得られるドップラーシフトした周波数を $f_d(t)$ [Hz]とする. 転倒時の対象者の身体の手を $v(t)$ とすると, その重力加速度方向の速度は $v_y(t)$ と表すことができる. また, $f_d(t)$ の波長を λ [m], 光速を c [m/s], マイクロ波ドップラーセンサの中心周波数帯域を f_m [Hz]とする.

マイクロ波ドップラーセンサは, 取り付け方向に対して垂直の速度 $v_y(t)$ を検知することができる. また, $f_d(t)$ と $v_y(t)$ には以下の(6)式の関係が成り立っている.

$$f_d(t) = \frac{2v_y(t)}{\lambda} \cos \varphi = \frac{2f_m v_y(t)}{c} \cos \varphi \quad (6)$$

ここで, $R \gg L$ のとき $\varphi = 0$ と近似することができる. このとき, 力学的エネルギー保存より,

$$MgL = \frac{1}{2}Mv(t)^2 + MgL \cos \theta_1(t) \quad (7)$$

となる. また, 倒立振子の速度 $v_y(t)$ は,

$$v(t) = \sqrt{2gL\{1 - \cos \theta_1(t)\}} \quad (8)$$

となる. したがって, 倒立振子の重力加速度方向の速度 $v_y(t)$ は,

$$v_y(t) = \sin \theta(t) \sqrt{2gL\{1 - \cos \theta_1(t)\}} \quad (9)$$

となる. (6)式から(9)式より, マイクロ波ドップラーセンサにおける観測方程式は, (10)式となる.

$$f_d(t) = \frac{2f_m}{c} \sin \theta(t) \sqrt{2gL\{1 - \cos \theta_1(t)\}} \quad (10)$$

2.4 状態空間表現と状態推定のための粒子フィルタ

2.2, 2.3では, 状態空間表現のための状態方程式(5)と観測方程式(10)を得た. ここで, 角度 $\theta_1(t)$, 角速度 $\theta_2(t)$ におけるシステムノイズをそれぞれ $e_1(t)$, $e_2(t)$ とする. また, 観測ノイズを $e_3(t)$ とする. システムノイズ $e_1(t)$ は集中度 σ_1^2 のフォン・ミーゼス分布に従うものとする. 一方で, システムノイズ $e_2(t)$, 観測ノイズ $e_3(t)$ はそれぞれ分散 σ_2^2 , σ_3^2 のガウス分布に従うものとする.

図1のCパートで示したように, 粒子フィルタによる状態推定のために, 連続時間 t を離散時間 k に変換する. 転倒時の角度 $\theta_1(k)$, 角速度 $\theta_2(k)$ は(5)式の微分方程式に4次のルンゲクッタ法を適用することで求める. ドップラーシフトした周波数 $f_d(k)$ は(10)式を離散化することで求める.

本研究で扱うモデルが非線形であること, システムノイズ $e_1(t)$ が正規分布に従わないことより, 粒子フィルタ[9]を用いたフィルタリングを行う. この粒子フィルタを適用することによって, 転倒時の体幹の傾き角度 $\hat{\theta}_1(k)$, 角速度 $\hat{\theta}_2(k)$ を推定することができる.

3. シミュレーションデータを用いた検証実験

3.1 シナリオと実験設定

提案するアルゴリズムの有用性を検証するため, シミュレーションデータに基づく検証実験を実施した. サンプル周波数は400Hz, データの獲得時間は, 実際に人間が転倒したときに要する時間として2秒間とする. 表1にシミュレーションパラメータの設定を示す.

表1 実験設定

シミュレーションパラメータ	設定値
M : Mass of inverted pendulum	65 kg
L : Length of inverted pendulum	1.7 m
g : Gravitational of acceleration	9.8 m/s ²
c : Speed of light	3.0 × 10 ⁸ m/s
f_m : Central frequency of microwave Doppler sensor	24.125 GHz

本研究では, いくつかの異なるノイズを与えたときに粒子フィルタが推定する値に変化が見られるか検証する. ノイズの設定値を表2に示す.

表 2 粒子フィルタにおけるノイズの設定

ノイズの分散パラメータ	値
σ_1^2 : Concentration of von Mises distribution	1000, 100, 10, 1
σ_2^2 : Variance of Angular velocity	$\pi/18000, \pi/1800, \pi/180,$ $\pi/18$
σ_3^2 : Variance of observation noise	0.001, 0.01, 0.1, 1

図 2 から図 4 に倒立振子のシミュレーションによって得られた角度 $\theta_1(k)$, 角速度 $\theta_2(k)$, ドップラーシフトした周波数 $f_d(k)$ を示す. 実際にマイクロ波ドップラーセンサによって獲得されるデータを再現するために, 対数正規分布に従う分散 0.1 の観測ノイズを加えた周波数 $f_d^*(k)$ を図 5 に示す.

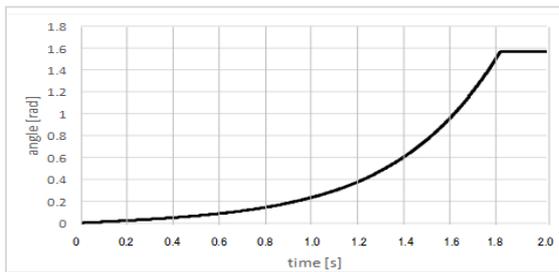


図 2 シミュレーションによる理想値: 角度 $\theta_1(k)$

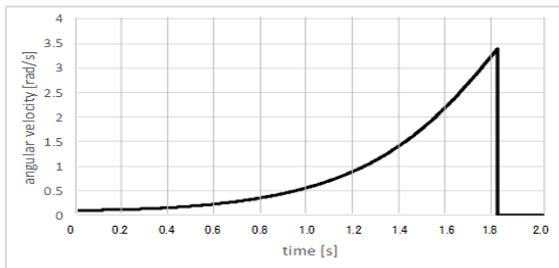


図 3 シミュレーションによる理想値: 角速度 $\theta_2(k)$

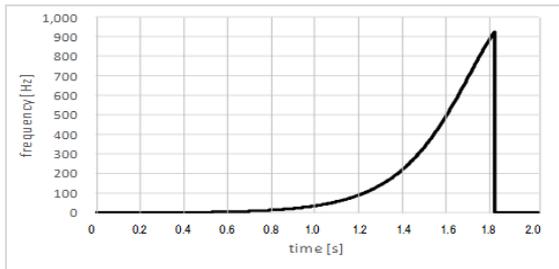


図 4 シミュレーションによる理想値: 周波数 $f_d(k)$

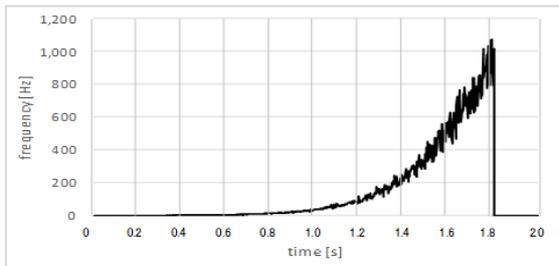


図 5 シミュレーションによる理想値: 観測ノイズを付加した周波数 $f_d^*(k)$

3.2 評価方法

本研究では, シミュレーションデータの値と粒子フィルタによる推定値との二乗平均平方根誤差(RMSE)を求めることで評価を行う. 粒子フィルタへ図 5 の $f_d^*(k)$ を入力し, 推定値として得た角度 $\hat{\theta}_1(k)$, 角速度 $\hat{\theta}_2(k)$ と図 2 の角度 $\theta_1(k)$, 図 3 の角速度 $\theta_2(k)$ とのそれぞれの RMSE を算出する. RMSE はそれぞれ角度における評価値を $RMSE_1$, 角速度における評価値を $RMSE_2$ と定義する.

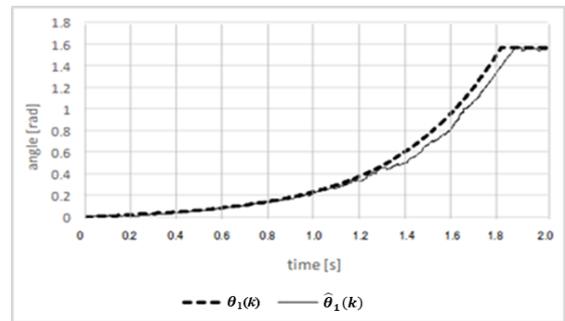
$$RMSE_1 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\theta_1(k) - \hat{\theta}_1(k))^2} \quad (11)$$

$$RMSE_2 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\theta_2(k) - \hat{\theta}_2(k))^2} \quad (12)$$

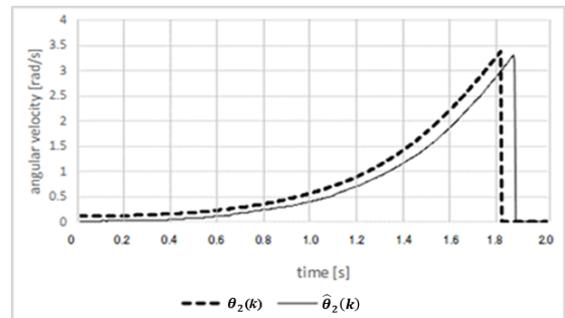
(11)式, (12)式における N は 800 点とする.

4. 実験結果

図 6 に $RMSE_1$, $RMSE_2$ がともに最小値となったときの実験結果として, 倒立振子のシミュレーションによって得られた角度 $\theta_1(k)$, 角速度 $\theta_2(k)$ と, 本研究で提案する粒子フィルタによって推定した角度 $\hat{\theta}_1(k)$, 角速度 $\hat{\theta}_2(k)$ の軌跡それぞれを示す. $\theta_1(k)$, $\theta_2(k)$ は破線, $\hat{\theta}_1(k)$, $\hat{\theta}_2(k)$ は実線で示している. このときの実験設定としては, $\sigma_1^2 = 1000$, $\sigma_2^2 = \pi/1800$, $\sigma_3^2 = 1$ である. 角度, 角速度それぞれの RMSE は, $RMSE_1 = 0.029$, $RMSE_2 = 0.344$ となった.



(a)角度の理想値 $\theta_1(k)$ と推定値 $\hat{\theta}_1(k)$



(b)角速度の理想値 $\theta_2(k)$ と推定値 $\hat{\theta}_2(k)$

図 6 シミュレーション結果

本研究で提案する粒子フィルタのアルゴリズムが分散に依存する度合いを評価するため、ここでは $RMSE_1$ に着目する。図7は、 σ_1^2 の値を1000, 100, 10, 1のそれぞれに設定したとき、 σ_1^2 , σ_2^2 の値のすべての組み合わせで求まる $RMSE_1$ の最大値, 最小値, 平均値を示している。図8は、 σ_2^2 の値を $\pi/18000$, $\pi/1800$, $\pi/180$ の, $\pi/18$ のそれぞれに設定したとき、 σ_1^2 , σ_3^2 の値のすべての組み合わせで求まる $RMSE_1$ の最大値, 最小値, 平均値を示している。図9は、 σ_3^2 の値を0.001, 0.01, 0.1, 1のそれぞれに設定したとき、 σ_1^2 , σ_2^2 の値のすべての組み合わせで求まる $RMSE_1$ の最大値, 最小値, 平均値を示している。

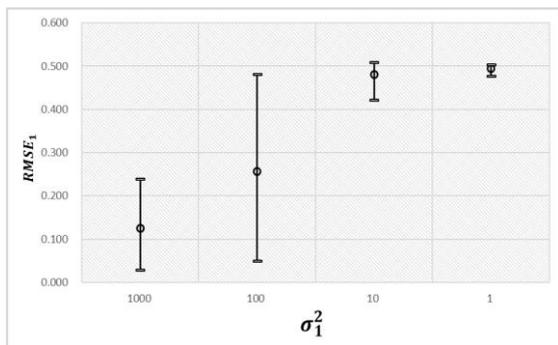


図7 $RMSE_1$ と σ_1^2 の関係性

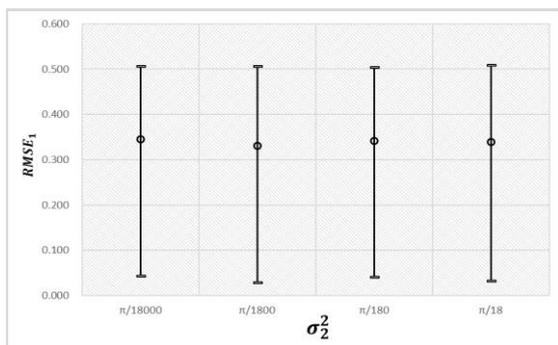


図8 $RMSE_1$ と σ_2^2 の関係性

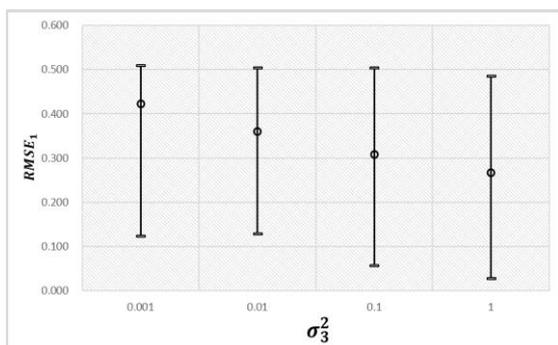


図9 $RMSE_1$ と σ_3^2 の関係性

図7より、角度のシステムノイズの集中度 σ_1^2 の値を大きくするほど $RMSE_1$ は小さくなる傾向があるといえる。さらに、図9より、観測ノイズの分散 σ_3^2 は大きくするほど $RMSE_1$ は小さくなる傾向があるといえる。しかし、図8より、角速度のシステムノイズの分散 σ_2^2 と $RMSE_1$ の間に強い関係性は

見られなかった。したがって、 $RMSE_1$ は σ_2^2 の値に大きく依存することはないということが明らかとなった。

5. 考察

実験結果より、 σ_2^2 を除いた σ_1^2 , σ_3^2 の設定が提案手法に影響を与えるということが明らかとなった。本研究の提案手法より、特に角度のシステムノイズの集中度 σ_1^2 は重要な要素であるといえる。なぜなら、(10)式で表される観測方程式より、 $f_d(t)$ は角度 $\theta_1(t)$ のみによって決定するからである。

6. 結論

本研究では、倒立振子による転倒モデルを構築し状態空間表現のために状態方程式と観測方程式を求めた。検証実験を通して、粒子フィルタの複数のノイズ設定が提案手法による推定結果に影響を及ぼすことが確認できた。このモデルを実際にマイクロ波ドップラーセンサによって獲得したデータに適用することが今後の課題である。

参考文献

- [1] United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2015)
- [2] D. Wild, U. S. Nayak, and B. Isaacs, "How Dangerous Are Falls in Old People at Home?" British Medical J. (Clinical Research Ed.), vol. 282, no. 6260, pp. 266–268 (1982)
- [3] R. J. Gurley, N. Lum, M. Sande, B. Lo, and M. H. Katz, "Persons found in their homes helpless or dead," N. Eng. J. Med., vol. 334, no. 26, pp.1710–1716, (1996)
- [4] C. F. Lai, S. Y. Chang, H. C. Chao, and Y. M. Huang, "Detection of Cognitive Injured Body Region Using Multiple Triaxial Accelerometers for Elderly Falling," IEEE Sensors Journal, pp. 763–770, vol.11, no.3 (2011)
- [5] K. Ozcan, A. K. Mahabalagiri, M. Casares, and S. Velipasalar, "Automatic Fall Detection and Activity Classification by a Wearable Embedded Smart Camera," IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, vol.3, no.2, pp.125–136 (2013)
- [6] Z. P. Bian, J. Hou, L. P. Chau, and N. M. Thalmann, "Fall Detection Based on Body Part Tracking Using a Depth Camera," IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol.19, no.2, pp.430 - 439 (2015)
- [7] M. Cheffena, "Fall Detection Using Smartphone Audio Features," IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol.20, no.4, pp.1073-1080 (2016)
- [8] C. Garripoli, M. Mercuri, P. Karsmakers, P. J. Soh, G. Crupi, G. A. E. Vandenbosch, C. Pace, P. Leroux, and D. Schreurs, "Embedded DSP-Based Telehealth Radar System for Remote In-Door Fall Detection," IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol.19, no.1, pp.92-101 (2015)
- [9] De Freitas, N., A. Doucet, and N. Gordon. "An introduction to sequential Monte Carlo methods." *SMC Practice*. Springer Verlag (2001)