5ZD-03

非線形転倒ダイナミックモデルを用いた転倒判別モデル

小林　知輝†　　鏑木　崇史†　　栗原　陽介†
†青山学院大学　理工学部　経営システム工学科

1. はじめに

近年，医療技術の進歩などによる平均寿命の伸びによって高齢化が進展している．それに起因して不慮の事故の発生件数は年々増加している[1]．その中でも転倒事故は全体の 8 割以上を占める[2]．従来研究において，転倒を検知するために使用されるデバイスは，大きく二つの種類に分けることができる．一つがウェアラブル型デバイス，もう一つが環境設置型デバイスである．ウェアラブル型デバイスとしては，おもに加速度センサ[3]や電子コンパス[4]を用いた研究が行われている．これらのデバイスは動作中の物理量を直接的に観測することに優れており，高精度で転倒を判別することができるというのが大きな特徴である．しかし，直接対象者の身体に取り付ける必要がある．一方で環境設置型デバイスとしては，おもにマイクロフォン[5]やカメラ[6]，マイクロ波ドップラセンサ[7]などを用いた研究が行われている．これらのデバイスは直接対象者の身体に取り付ける必要はないが，動作中の物理量を間接的にしか観測できない．

本研究では無拘束計測が可能なマイクロ波ドップラセンサを使用する．本来，直接観測することができない転倒時の角度と角速度を推定するために，倒立振子を用いた非線形の転倒ダイナミックモデルを構築する．

2. 提案手法

倒立振子によって構築した転倒モデルより求まる状態方程式を式(1)，観測方程式を式(2)に示す．

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix}\theta_1(t)\\ \theta_2(t)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\theta_2(t)\\ \frac{g}{L}\sin\theta_1(t)\end{bmatrix} \quad (1)$$

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

$\theta_1(t)$，$\theta_2(t)$はそれぞれ角度，角速度を表す．倒立振子の長さを L，センサの中心周波数をf_mで表し，c を光速，g を重力加速度とする．

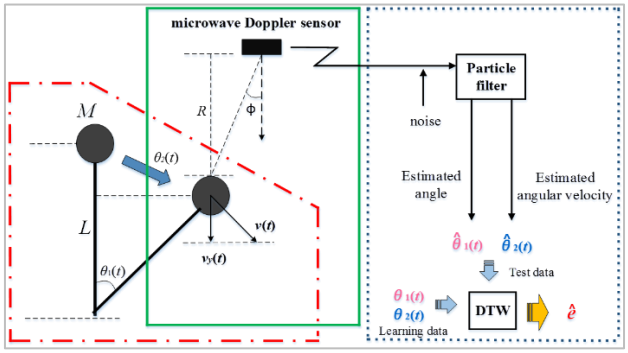


図 1　提案システム概要

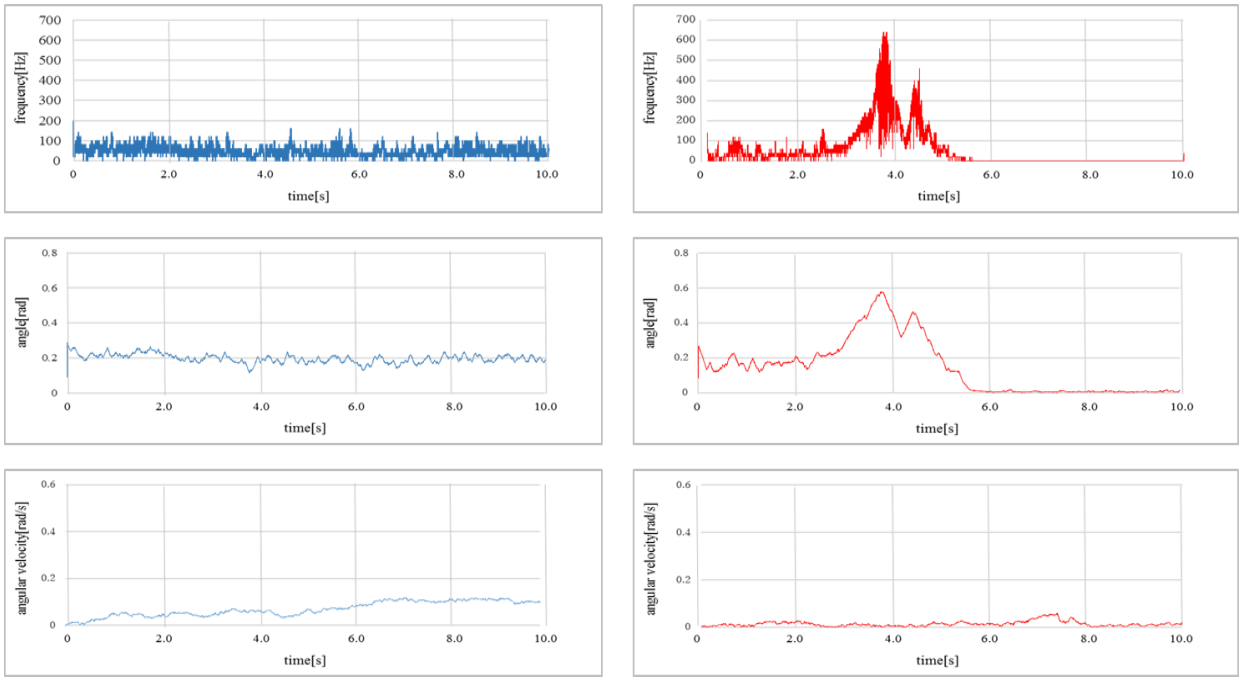
図 1 に本研究で提案するシステムの概要を示す．まず左の倒立振子で転倒モデルを構築し，転倒時における状態空間表現を導出する．次に中央のマイクロ波ドップラセンサで実際に観測を行う．最後に右の粒子フィルタ(PF)で角度と角速度を推定し，推定された角度$\widehat{\theta_1}(k)$，角速度$\widehat{\theta_2}(k)$を学習データとテストデータに分けて動的時間伸縮法(DTW)を適用する． その結果，観測した事象におけるラベル$\hat{e}$が推定され転倒したかが判別される．

3. 実験方法

本実験にはマイクロ波ドップラセンサ(INNOCENT)を用いた．センサから得られた信号は A/D コンバータによって A/D 変換をする．このときサンプリング周波数を 4000Hz，データ点数を 40000 とした．デジタルに変換した時系列データはウェーブレット変換(WT)した後，PF を適用して状態推定を行う．被験者は 20 代男性 10 名で指定された範囲内で各動作をしてもらう．非転倒動作が Bending，Sitting，Standing の 4 種類，転倒動作が tripping，Slipping，fainting の 3 種類である．計測時間は各動作 10 秒間とし，計測回数は転倒動作が各 4 回，非転倒動作が各 3 回とした．

Fall Detection System using a Non-linear Dynamical Modeling of Fall Movement
† Tomoki Kobayashi・Takashi Kaburagi・Yosuke Kurihara・Aoyama Gakuin University. Dpt. Of Industrial and Systems Engineering, College of Science and Engineering

Copyright ©2018 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.



(a)非転倒　　(b)転倒

図 2　左が非転倒時，右が転倒時の結果である．それぞれ上から周波数分布，角度推定，角速度推定の結果を示す．

4.　結果

本研究の実験結果を図 2 に示す．左が非転倒データ(walking)，右側が転倒データ(tripping)を推定したものの一例である．それぞれ上から順に周波数分布の時系列データ，推定された角度の時系列データ，推定された角速度の時系列データとなっている．周波数分布に着目すると非転倒時では終始 200Hz 以下を推移しているが，転倒データでは 4.0s 付近で 600Hz を超えている．次に推定された角度と角速度に着目すると，非転倒データにおける角度の推定値は 0.2rad 付近を推移しているが，転倒データでは 0.6rad 近くまで増加している．一方で角速度の推定値は転倒データよりも非転倒データの方が高い値で推移する結果となった．

転倒判別は獲得した推定値を学習データとテストデータに分けて DTW を適用することによって行った．10 名の推定データのうち 9 名分のデータを学習データとし，残りの 1 名分のデータをテストデータとして交差検定(CV)を行う．CV の結果，正答率は 88.8%となった．

5.　考察

本研究では WT によって獲得した時系列データにたいして PF を適用することによって角度と角速度の状態推定を行い，観測した事象が転倒であるか判別を行った．その結果，高い精度で転倒判別をすることができた．しかし角速度推定においては転倒時よりも非転倒時の方が高くなる結果となり課題が残った．今後は人間の転倒時の運動により近づけた転倒モデルを構築することで，さらに高精度な転倒判別を目指す．

参考文献

[1] Ministry of Health Labour and welfare: 平成 21 年度「不慮の事故死亡統計」の概要, 人口動態統計特殊報告, (2009).

[2] Tokyo fire department, (2015).

[3] L. Tong, Q. Song, Y. Ge, and M. Liu, IEEE Sensors J., vol.13, no.5, pp.1849-1856, (2013).

[4] L. J. Kau, and C. S. Chen, IEEE J. of Biomedical and Health Informatics, vol.19, no.1, pp.44-56, (2015).

[5] M. Cheffena, IEEE J. of Biomedical and Health Informatics, vol.20, no.4, pp.1073-1080, (2016).

[6] E. E. Stone, and M. Skubic, IEEE J. of Biomedical and Health Informatics, vol.19, no.1, pp.290-301, (2015).

[7] E. E. Stone, and M. Skubic, IEEE J. of Biomedical and Health Informatics, vol.19, no.1, pp.290-301, (2015).

Copyright ©2018 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.