

## B104

### センサ行動認識のための機械学習を用いた加速度データシミュレーション

○武田紳吾<sup>†</sup> Paula Lago<sup>†</sup> 大北剛<sup>†</sup> 井上創造<sup>†</sup>  
<sup>†</sup>九州工業大学

#### Simulation of Accelerometer Using Machine Learning for Sensor-based Activity Recognition

Shingo Takeda, Paula Lago, Tsuyoshi Okita, and Sozo Inoue  
Kyushu Institute of Technology

**Abstract:** In this paper, we simulate accelerometer from motion capture data for sensor-based activity recognition. We propose to use machine learning to add noises caused by shaking of sensors. Experiments with public dataset showed that F-Score estimated by our method is 2% closer to that obtained with the real accelerometer data than that estimated by the conventional method that not considered shaking of sensors.

#### 1. はじめに

センサ行動認識とは、センサデータから人間の行動を認識する技術である。一般的に、行動認識手法は教師あり機械学習を用いるので、データ収集を必要とする。認識精度はセンサ条件(位置, 数, サンプルングレート)によって影響を受けるが、データ収集後にセンサ条件を変更できないことが課題である。そこで本研究では、機械学習を用いて、モーションキャプチャ(MoCap)データから加速度センサデータ(以下、**加速度データ**)をシミュレーション、つまり擬似データ生成する手法を提案する。これにより、任意のセンサ条件における行動の認識精度を推定することができる。本稿では、提案手法でシミュレーションしたデータで行動認識を行った場合と実際のセンサデータで行動認識を行った場合の **F** 値を比較した結果、センサ自体の揺れによるノイズを考慮していなかった従来手法[2]によるシミュレーション結果より **F** 値の二乗平均誤差が2%減少したため、シミュレーション精度が向上したと言える。

#### 2. 関連研究

Philip Asare らは、MoCap データを使用して加速度データをシミュレーションする提案を行っている[1]。この研究は、シミュレーションしたデータが行動認識に及ぼす影響を評価していない。また、センサのサンプルングレートが考慮されていない。我々の文献[2]では任意のセンサ条件での加速度データをシミュレーションするシステムが提案されているが、これはセンサ自体の揺れによるノイズが考慮されていない。1章で述べたように、行動認識精度はセンサ条件で大きく変化するため、これらを考慮する必要がある。

#### 3. シミュレーションの流れ

図1にシミュレーションの流れを示す。

##### 3.1 選択した位置のデータを取得

MoCap データから選択した位置における一つの光学マーカーの3次元の時系列位置座標データを

取得する。

##### 3.2 ダウンサンプリング

サンプルングレートの高い MoCap のデータ数を減らすことで任意のサンプルングレートでのデータの取得を可能とする。MoCap とシミュレーション対象のセンサのサンプルングレートをそれぞれ  $r_m$ ,  $r_a$  とすると、 $r_m/r_a$  サンプルずつのデータから中央値を取り出す。

##### 3.3 加速度計算

3.2 で得たデータを式(1), (2)を用いて加速度データに変換する。ここで  $x_n$  は時刻  $t_n$  における  $x$  座標である。ただし、 $n$  は自然数とする。

$$v_{xn} = \frac{x_n - x_{n-1}}{t_n - t_{n-1}} \dots (1), \quad a_{xn} = \frac{v_{xn} - v_{x(n-1)}}{t_n - t_{n-1}} \dots (2)$$

これを **Y**, **Z** 軸に対しても同様に行う。なお、本研究ではセンサの向きは考慮しないため、式(3)のように合成加速度  $a_n$  を算出し、これを使用した。

$$a_n = \sqrt{a_{xn}^2 + a_{yn}^2 + a_{zn}^2} \dots (3)$$

##### 3.4 ノイズ付加

実際に行動認識するにはセンサ自体の揺れによるノイズが含まれることが想定されるが、3.3 で得た加速度データには含まれていない。ノイズを考慮するために教師あり機械学習を用いて、3.3 で得た加速度データから、実際の加速度データに近い値に変換する式を学習させる。3.3 で得た加速度データ  $a_n$  を説明変数  $X$ , 実際の加速度センサから得た加速度データを目的変数  $Y$  とした時に、

$$Y = M(X) = kX + b \quad (k, b \text{ は定数})$$

となる線形回帰モデル  $M$  を学習させた。

#### 4. 評価実験

提案手法を評価するために、シミュレーションした仮想の加速度データ(以下、**仮想データ**)を用いて行動認識を行う。これが加速度センサから取得された実際の加速度データ(以下、**実データ**)で行動認識をした時と同様な結果が得られれば、任意のセンサ条

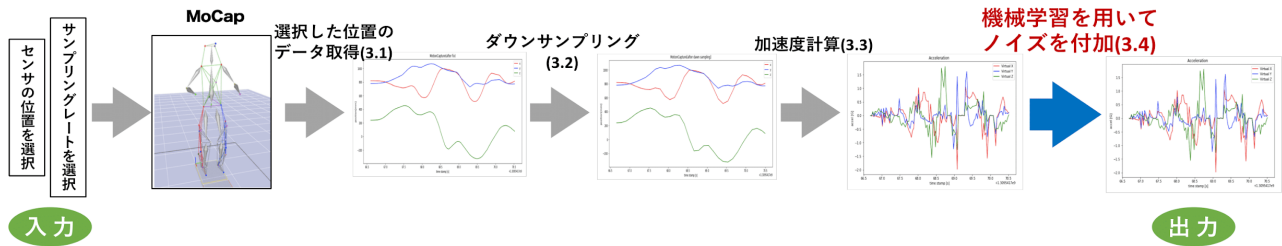


図1. センサ行動認識のための加速度データシミュレーションの流れ. センサの位置, サンプルレートを入力とし, 加速度データを出力とする.

件でシミュレーションが可能であることが示される. 以下にデータおよび結果を示す.

#### 4.1 データ

データセットとしては, 単純な動作における加速度データと MoCap データが同時に記録されている BerkleyMHAD[3]を用いた. モデル $M$ の学習データとして被験者 12 名中 6 名のデータを, テストデータとして残り 6 名のデータを使用した. このテストデータに対して行動認識を行った. ランダムフォレストを用いて, 3-分割交差検証法を行い, 評価指標として  $F$  値を使用した. なお, 本研究では左腰の位置にあるセンサの加速度データをシミュレーションした.

#### 4.2 結果

図 2 に従来手法, 図 3 に提案手法による行動推定結果を示す. 仮想データ, 実データの  $F$  値の二乗平均誤差は従来手法では 19%なのに対し, 提案手法では 17%となり, 2%減少した. よって, センサのノイズを考慮することで, シミュレーション精度が向上した.

#### 5. 考察

図 2, 3 を比較すると行動 9, 行動 11 は誤差が大きく減少している. 行動 9, 11 は椅子に座る・椅子から立つ動作で, 腰にセンサがあった場合, センサの揺れによるノイズが大きく見込まれる位置であるため提案手法により誤差が減少したと考えられる. ただ, 特に行動 5(両手を振る)のようなセンサの揺れが見込めない行動にもノイズを付加しているため, 誤差が増加している. これが従来手法より誤差が小さくなったが, 大きな改善は得られなかった要因だと考えられる.

#### 6. まとめ

本稿では機械学習を用いて, 任意のセンサ条件における加速度センサデータを MoCap データからシミュレーションする手法を提案し, 評価した結果, 従来手法より  $F$  値の二乗平均誤差が 2%減少した. 今後の課題として, センサの向きを考慮することが挙げられる.

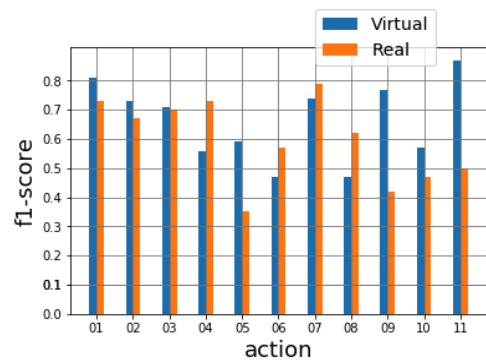


図2. 従来手法の結果. 横軸は行動の種類, 縦軸は各行動における  $F$  値である. 左が仮想データ, 右が実データの推定結果を示している.

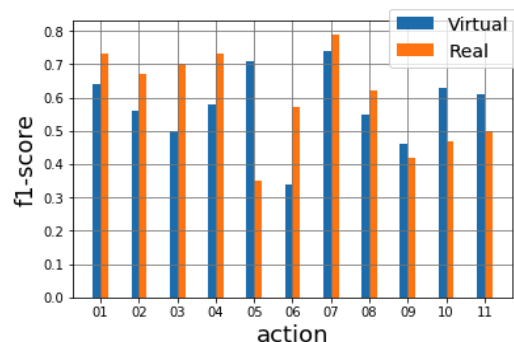


図3.提案手法の結果. 機械学習を用いてセンサの揺れによるノイズを考慮した.

#### 参考文献

- [1] Philip Asare, Robert F. Dickerson, and et al, "BodySim: a multi-domain modeling and simulation framework for body sensor networks research and design", In Proc.of SenSys, 1-2, 2013.
- [2] 武田紳吾, Paula Lago, 大北剛, 井上創造, "MEASURed: A Multi-Sensor Setting Activity Recognition Simulation Tool", Ubicomp Workshop on Human Activity Sensing Corpus and Applications (HASCA), pp.5 pages, 2018/10/12, Singapore.
- [3] Ferda Ofli, Rizwan Chaudhry, and et al, "Berkeley MHAD: A Comprehensive Multimodal Human Action Database", In: Applications of Computer Vision (WACV), 2013 IEEE Workshop on. IEEE, 2013. p. 53-60.