

特微量次元と時系列予測モデルが日常動作識別精度に与える影響の評価 An Evaluation of the Influence of Dimensionality of Features and Time-series Prediction Models in Human Activity Recognition

張 凱峰[†] 梅澤 猛[‡] 大澤 範高[‡]
Kaifeng Zhang Takeshi Umezawa Noritaka Osawa

1. はじめに

スマートフォンやスマートウォッチを身につけて行動することが一般化したことで、健康医療、スマートホームなどの分野において、これらのウェアラブルデバイスから得られるデータを使って機械学習を行うことで動作を識別する需要が高まっている。さらに、人間の細かい動作を検出することができれば、企業や個人にとって有用な活用が期待できる。したがって、日常動作を自動で正確に認識することが重要となる。

現在、人間活動認識 (HAR) の研究分野では、人体の転倒検知、スポーツにおけるの行動認識、歩行状態の識別などを含んだ体全体の動きの認識が注目されている。Berchtold らは、ポケットに入れたスマートフォンの加速度センサを用いて、15 種類の動作を分類する実験を行い、「バスの中に座っている」と「踊っている」の活動の認識精度は 71%~73% の範囲であり、全体的な認識精度は 71%~97% であった[1]。

Berchtold らの研究は単一のセンサを利用しているが、日常生活の動作の多くは手を使うために腕と手の動きを含んでいる。動作認識を日常生活に活用するためには、これらの動きを精度良く認識できる手法が必要である。Li らは両手を使った動作の認識率を評価するために、両手首に装着した加速度センサを用いて、SVM および RF を使用して 4 つの日常動作の識別を行い、91% の精度を得た[2]。

本研究では、Li らの研究に加えて、センサを追加して新しい特微量を増やし、より長期の履歴に基づく時系列予測を可能とする Long Short-Term Memory(LSTM) ネットワーク [3] を用いた判別モデルを用いて HAR の評価実験を行った。本研究では、特微量次元数と時系列予測モデルが HAR 識別精度に与える影響の評価を行った。

2. 提案手法

日常動作の多くは手を使うため、腕と手の動きを含んでおり、それぞれの手の役割は非対称である[4]。そこで、日常動作の識別精度向上のため、先行研究の両手首に加えて胸の加速度と角速度の大きさの時系列データから LSTM ネットワークを使って動作を分類する。

3. 実験

3.1 学習モデル

Li らの研究に基づき、重力加速度の向きによる影響を受けないように直線加速度と角速度の大きさの特微量として使用した。右手首、左手首、上半身のそれぞれの直線加

[†] 千葉大学大学院融合理工学府 Graduate School of Science and Engineering, Chiba University

[‡] 千葉大学大学院工学研究院 Graduate School of Engineering, Chiba University

速度の大きさ A と角加速度の大きさ ω を特微量とした。

3.2 対象動作

表 1 に示す 6 種類の日常活動の判別を対象とした。

表 1 定義した動作

番号	動作名称	説明
1	Walking	歩く
2	Walking Phone	歩きながら携帯電話を使う
3	Reading	雑誌を読む
4	Typing	キーボードで入力する
5	Talking	座って他の人と会話する
6	Sitting	座る (特に動作をしない)

3.3 データ収集

データ収集には、両手首に装着した WearOS スマートウォッチ (TicWatch E) 2 台と胸に固定したタブレット (ASUS Zenpad) を使用し、それらから 3 軸直線加速度 (x, y, z) と 3 軸角加速度 (u, v, w) データを Bluetooth で送信し、データを収集した。

6 種類の動作各 5 分間のデータをサンプリング周波数 100 Hz で加速度と角速度を収集した。また、テストデータは異なる時間帯で同じ被験者の 6 種類の動作を各 1 分間収集したデータセットである。

表 2 定義した動作

データセット	データ数
トレーニングデータ	180,000
テストデータ	36,000

4. 学習モデルの比較

4.1 SVM 学習モデル

Li らの研究では両手首に装着した 6 軸加速度センサからのデータを収集した連続する 6 つの時点 ($t, t+p, t+2p, t+3p, t+4p, t+5p$) から一定時間 w 内 ($w=2.56, p=0.64s$) の直線加速度と角加速度の大きさの最大、最小、平均値を組み合わせた合計 36 次元のベクトルを特徴とし、学習モデルに Gaussian カーネルを利用した SVM を使用している。本研究でも同じ特微量とモデルを利用した。GridSearch を利用し、SVM の最適なハイパーパラメータを探索した結果、表 3 の値を使用した。

表3 SVMのハイパーパラメータ

パラメータ	値
Gamma	0.001
C	10

4.2 LSTM ネットワーク

LSTM で使用したハイパーパラメータを表4に示す。

表4 SVMのハイパーパラメータ

パラメータ	説明	値
HiddenUnit	ユニット数	128
InitialLearnRate	学習率	0.01
numClasses	クラス数	6
featureDimension	入力データの次元数	6

トレーニングデータセットでモデルを構築し、テストデータセットで評価した結果を図1に示す。

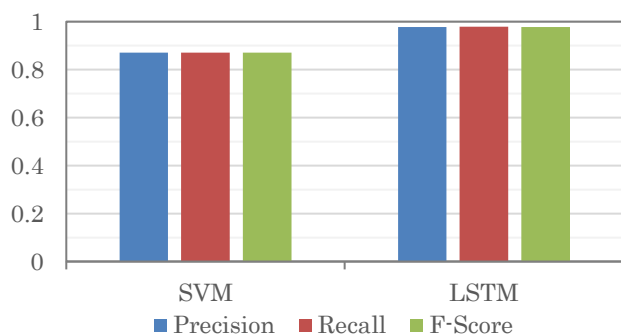


図1 実験結果 (モデル)

図1の結果から、LSTM ネットワークを使い、両手と胸のセンサから得た時系列データを使用することによって6種類の類似する日常動作を高精度に識別できる(0.97)ことが分かった。そして識別精度はSVM(0.87)よりF尺度で0.1以上良かった。

4.3 特徴量次元数の影響評価

特徴量次元数による識別精度の比較を行った。特徴量の組み合わせは表5に示す7種類である。

表5 特徴量の選択方法

特徴量	センサ数	次元数
L 左手首	1	2
R 右手首	1	2
C 上半身(胸)	1	2
LR 両手首	2	4
LC 左手首+上半身(胸)	2	4
RC 右手首+上半身(胸)	2	4
LRC 両手首+上半身(胸)	3	6

LSTM ネットワークを利用した評価結果を図2に示す。

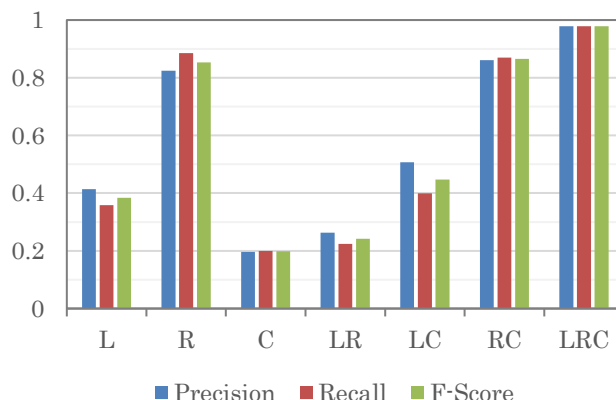


図2 実験結果 (次元数)

結果から、胸のみの情報(C)では本研究に使われている日常動作を十分判別することが困難である。また、本研究の被験者は右利きである。このため左手の動きは少ないので、左手のみの場合(L、LC)から得た識別率は0.6以下である。右手を使用する場合(R)識別率は0.8以上で、胸と組み合わせる(RC)0.87は左手の組み合わせ(LC)0.45よりF値が大幅に上回った。さらに、全ての特徴量を使うとF値は0.978となった。

したがって、体の中心(C)と左手首(L)の情報から、両手の非対称動作における基準系を定める非利き手の動作がわかり、体の中心(C)と右手首(R)の情報から利き手の動作がわかる6次元の特徴量LRCを利用することで、6種類の実験動作の識別精度を高められることが示唆された。今後は、他の多数の被験者による検証が必要である。

5. おわりに

本研究では日常動作を正確に識別するために、使用する時系列予測モデルによる識別精度を調べ、LSTM ネットワークを利用したモデルの識別精度がSVMより良いことを示した。

また、計測に利用する身体部位が識別結果に与える影響を調べた。両手首およびそれらの身体に対する相対的な動きを知るために胸の部分のセンサを使うことで、それらを単独で用いた場合に比べて、認識精度を向上できることを示した。

参考文献

- [1] Berchtold, Martin et al., "An extensible modular recognition concept that makes activity recognition practical." 33rd Annual German Conference on AI (2010).
- [2] Li, Junyan et al., "Daily Activity Recognition Based on Acceleration of Both Wrists." International Conference on Human-Computer Interaction (2018).
- [3] Chen, Yuwen et al. "LSTM networks for mobile human activity recognition." 2016 International Conference on Artificial Intelligence: Technologies and Applications (2016).
- [4] Guiard, Yves, "Asymmetric division of labor in human skilled bimanual action: The kinematic chain as a model." Journal of motor behavior, Vol.19, Issue 4, pp.486-517 (1987).