

# 機械学習を用いた歩行動作における 意図しない行動の検出に関する研究

加川宗嗣<sup>†</sup>  
福井大学大学院<sup>†</sup>

長谷川達人<sup>‡</sup>  
福井大学大学院<sup>‡</sup>

## 1 はじめに

スマートフォンの普及に伴い加速度センサを用いた行動認識が行われている。応用事例として、利用者の運動によってアプリ内で報酬が得られるサービスが増えてきている。一方で運動を行わずにスマートフォンを振ることで不正な運動記録をつけることが可能であり、実際に行われることがある。本研究では歩行、走行、静止などの歩行に関連する動作を正常行動、スマートフォンを振るなどをして運動をしているように偽る行動を異常行動と定義とし、これを深層学習を用いて検出する手法を開発する。

Lai ら [1] などの一般的な異常検出手法では、訓練データに含まれる正常行動以外を全て異常行動と見なす傾向があるため、トレッドミル上を歩くと行った、訓練データに含まれないが正常行動に分類したい行動が異常行動とみなされてしまう。本研究では既存手法が明らかな異常行動とトレッドミル上を歩行するなどの訓練データに含まれない正常に近い行動をどのように分類するのかを考察する。

## 2 検出手法

今回、検出手法として機械学習手法から Isolation Forest(IF)[2], One Class Support Vector Machine(OC-SVM), 深層学習から基本

のモデル構造を VGG16 を基にした Auto Encoder(AE), AE に追加で Robust Subspace Recovery layer(RSR layer) を加えたモデル(RSRAE)を用いた。

One Class Support Vector Machine は SchÖlkopf ら [3] が提案した手法で、学習用の正常データから未知の異常データを分離するような境界を学習する手法である。

RSR Layer は Lai ら [1] が提案した手法で、任意の Auto Encoder に対して Encoder の出力に線形変換を行う層を追加することで正常データの非線形である重要な特徴を抽出できるようにした異常検知手法である。

## 3 実験方法

実験において正常行動に使用したデータセットは HASC データセット [4] である。HASC データセットは「止まる」、「歩く」、「走る」、「スキップ」、「階段上り」「階段下り」の6つの基本行動について、スマートフォンから得られる加速度センサデータを含む行動認識用のデータセットである。既存のデータセットは行動認識を対象にしており異常歩行のデータがないため、異常歩行のデータセットについて計測実験を行い自作した。今回、トレッドミル上での歩行（正常行動）、スマートフォンスインガー(SW)を用いて機械的にスマートフォンを振る動作（異常行動）、手でスマートフォンを振る動作（異常行動）を計測した。

HASC データセットに含まれる動作全てを正常行動とし、サンプリング周波数が 100Hz であるものを使用した。また、実験で計測した

A Study on the Detection of Unintended Behavior in Walking Motion Using Machine Learning

<sup>†</sup> Kagawa Munetsugu, Graduate School of Engineering, University of Fukui

<sup>‡</sup> Hasegawa Tatsuhito, Graduate School of Engineering, University of Fukui

データはダウンサンプリングを行い、周波数を100Hzとした。

モデルの訓練に際して HASC データセットから得られた151人のデータを重複がないように学習用データ106人と検証用45人に分割した。また、計測実験で得られたデータは各計測実験1試行を1単位として、4試行分のデータを訓練用、残りの1試行分を検証用とした。本研究では実環境を想定し、訓練用に分割したデータのうちHASCのみを用いて学習し異常行動に対する検出の検証実験を行う。実験は各手法に対してそれぞれ10回行った。

#### 4 結果・考察

表1から4に各手法の混同行列を示す。横軸はモデルの予測を表し、縦軸は各行動を表す。表内の数字は各行動に対する割合(%)を表し、各実験の平均値を示す。上からトレッドミルまでの7行動は正常と判断されてほしい行動であり、残り3行動は異常と判断されてほしい行動である。また、表の最下段は異常に対するf値を示す。この値が高いほど誤検出や検出漏れが少なく優れていることを表す。

表1から4において、どの手法においても正常と判断されてほしいトレッドミルが異常として判断されてしまっている。これは、元々異常検知というタスクが未知の正常データを考慮していないため、今回用いた手法は未知の正常データには対応できなかったと考えられる。したがって、正常行動のみを用いて既存の異常検知手法により異常行動を検出する場合、未知の行動は全て異常行動と認識されてしまう傾向が明らかとなった。

#### 5 まとめ

今回は、歩行動作における意図しない行動の検出の基礎検証として、歩行動作に関連する動作を行っているか否かの検出を行った。既存の異常検知手法では未知の正常データを誤検出し

表1 IFにおける混同行列

行動/予測	異常	正常
静止	0.01	99.98
歩行	0.00	99.99
走行	3.11	96.88
スキップ	2.88	97.11
階段上り	0	100
階段下り	0.02	99.97
トレッドミル	100	0
SW-A	100	0
SW-B	100	0
手動	100	0
f 値	0.56	

表3 AEにおける混同行列

行動/予測	異常	正常
静止	0.04	99.95
歩行	0.43	99.56
走行	15.82	84.17
スキップ	21.91	78.08
階段上り	0.82	99.17
階段下り	1.25	98.74
トレッドミル	98.18	1.81
SW-A	100	0
SW-B	100	0
手動	100	0
f 値	0.19	

表2 OC-SVMにおける混同行列

行動/予測	異常	正常
静止	0.02	99.97
歩行	0	100
走行	5.25	94.74
スキップ	3.86	96.13
階段上り	0	100
階段下り	0.07	99.92
トレッドミル	100	0
SW-A	100	0
SW-B	100	0
手動	100	0
f 値	0.48	

表4 RSRAEにおける混同行列

行動/予測	異常	正常
静止	0.03	99.96
歩行	0.03	99.96
走行	13.07	86.92
スキップ	10.04	89.95
階段上り	0.01	99.98
階段下り	0.30	99.69
トレッドミル	100	0
SW-A	100	0
SW-B	100	0
手動	100	0
f 値	0.29	

てしまうことが分かった。今後は、正常データに近い未知のデータを正常と判断できる手法の開発を行う予定である。

#### 参考文献

- [1] Lai Chieh-Hsin, et al. Robust subspace recovery layer for unsupervised anomaly detection. In *Proc. of ICLR*, 2020.
- [2] Fei Tony Liu, et al. Isolation forest. In *Proc. of IEEE ICDM*, pp. 413–422, 2008.
- [3] Bernhard Schölkopf, et al. Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural computation*, Vol. 13, No. 7, pp. 1443–1471, 2001.
- [4] Nobuo Kawaguchi, et al. Hasc challenge: gathering large scale human activity corpus for the real-world activity understandings. In *Proc. of the AH*, pp. 1–5, 2011.