

歩容データからの「歩きスマホ」の検出

高松 毅瑠†

三好 駿†

菊池 浩明†

明治大学総合数理学部†

表1 実験データ

被験者	通常歩行	歩きスマホ
人数 [人]	40	40
データ数	200	200

1 はじめに

歩きながらスマートフォンの操作を行う、いわゆる、「歩きスマホ」が近年問題になっている。歩きスマホを行っている人は注意散漫になり、他の歩行者と衝突してしまう恐れがある。歩きスマホ検出の技術はいくつか提案されている。加藤らは Realtime Multi-Person Pose Estimation を用いた姿勢推定によって得られた姿勢情報をもとに、スマホ使用姿勢検出、歩行検出、把持物体認識の3ステップによる歩きスマホ検出手法を提案している [2]、8方向を向いた人物の動画による検証を行い、F1-score にして 0.852 という高い精度での検出が可能であることを確認した。本手法は単眼 RGB 画像を用いた歩きスマホの判別であり、高度な画像処理と姿勢推定に大きなコストがかかっていた。

そこで本研究では、モーションキャプチャーによって外部から歩き方を観測し、歩きスマホを自動検出することを試みる。歩様データから右手と左肘間の距離の統計量などの「歩きスマホ」に固有の関節の組み合わせによる特徴量を調査し、機械学習アルゴリズムにより、汎用性のある歩きスマホの検出方式を提案する。システムを実装し、121名の歩容データを用いた検出精度を報告する。

2 提案手法

2.1 概要

本研究では、モーションキャプチャデバイス kinect v2 による姿勢推定から通常歩行、歩きスマホのそれぞれについてサイクル切り出しを行い、1歩分の歩行データと定める。歩行データに対して特徴量を作成、特徴量のランダムフォレストによる学習を行い、歩きスマホの検出器を作成する。

2.2 特徴量

通常歩行と歩きスマホの判別に使う特徴量を見つけるため、全身 25 個の関節の組み合わせ、関節間の距離を取り、時系列データから、平均、標準偏差、最大値、最小値を用いて、特徴量をそれぞれ 300 個作成する。

図1は関節(1,2)、(3,4)、(4,5)間の距離の時系列データにした時の図であり、この時系列データから統計量を用いて算出した値を特徴量とする。

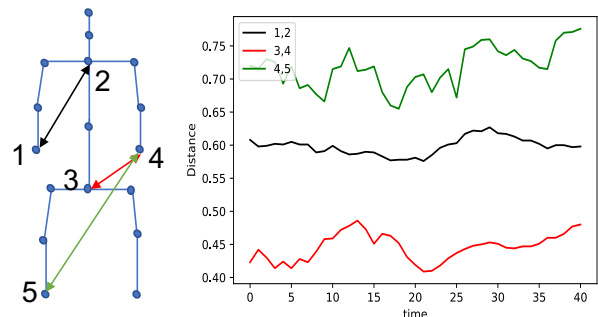


図1 特徴量の例とその変化

2.3 ランダムフォレスト

特徴量を基にランダムフォレストを用いて判別を行う。ランダムフォレストはジニ係数が 0.13 以下になるか、1つのノードに所属するデータの個数が 10 個以下になるまで枝を伸ばす。100 個の決定木を作成し、それらの決定木から判別を行う。平均、標準偏差、最大値、最小値などの統計量、及び、平均と標準偏差、最大値と最小値、の様に複数個の特徴量を組み合わせる。

2.4 クロスバリデーション

モデルの汎化性能の評価のため、本研究では 4 クロスバリデーションを用いて適合率、再現率の計算を行う。クロスバリデーションでは 200 のデータを 50 ずつ 4 つのグループに分割しそれぞれのグループを一度ずつ学習データとし、それ以外のデータをテストデータとして 4 回検証し、適合率と再現率それぞれ平均の値を算出する。

3 実験

3.1 実験目的

1. 歩容を観察し、歩きスマホの検出のために有効な特徴量を明らかにする。
2. 提案手法による歩きスマホの判別精度を明らかにする。

Detecting Smartphone zombie from gait pattern

†Takeru Takamatsu, Shun Miyosi, Hiroaki Kikuchi, Department of Frontier Media Science, School of Interdisciplinary Mathematical Sciences, Meiji University, Kikuchi Laboratory

表2 統計量毎の再現率, 適合率, F 値

	平均値	中央値	標準偏差	最大値	最小値
適合率	<u>0.973</u>	0.971	0.864	0.962	0.945
再現率	<u>0.913</u>	<u>0.913</u>	0.846	0.905	0.900
F 値	<u>0.942</u>	0.941	0.855	0.932	0.926

表3 特徴量を組み合わせた場合の F 値

	平均	中央値	標準偏差	最大値	最小値
平均		0.947	0.949	0.945	0.939
中央値			<u>0.951</u>	0.941	0.940
標準偏差				0.938	0.927
最大値					0.938

3.2 実験環境

Microsoft 社のモーションキャプチャデバイス, Kinect v2 には RGB カメラ, 深度センサ, マイクなどが搭載されており, 体の関節の 3 次元座標を推定し, その変化に基づいて人の動きを認識する. Kinect v2 は体の 25 の関節の 3 次元座標を測定する.

3.3 データ取得

本研究では 2018 年 7 月, 明治大学中野キャンパス多目的室において, 実験協力の同意を取って, 121 名の歩容データを取得した. 床から 0.9m の位置に固定した Kinect v2 から 5.5m の離れた位置を被験者の歩行開始地点とし, 1m の位置を歩行終了地点とする. 歩容の測定は 4.5m 地点から 2m 地点までの区間で行う. 121 名に 5 回歩行してもらい, 測定を行った. 121 名の内, 表 1 に示す 80 名の 400 データを実験に用いる.

3.4 実験結果

ランダムフォレストにより作成した決定木の 1 つを図 2 に示す. ここで, class2 が「歩きスマホ」, 1 が通常歩行である. 統計量毎の適合率, 再現率を表 2 に示す. 最も F 値が高くなった統計量は平均値であり適合率 0.973, 再現率 0.913 である. 各統計量を組み合わせたランダムフォレストによる判別の結果を表 3 に示す. 最も F 値が高くなった統計量の組み合わせは中央値と標準偏差を組み合わせた時で適合率 0.990, 再現率 0.915 である. 中央値と標準偏差を使ったランダムフォレストの作成において最も重要度が高くなった特徴量は右手と左膝の中央値である. 最も重要と判断された右手と左膝の中央値のヒストグラムを図 3 に示す. 図 3 より, 通常歩行 (赤) と歩きスマホ (緑) の分布が明確に分離しているのが明らかである.

3.5 考察

表 2, 3 より, 特徴量単体では適合率, 再現率が低かった標準偏差と中央値を組み合わせることで精度を上げる事ができた. 標準偏差を使うことで特徴量の分散を表す

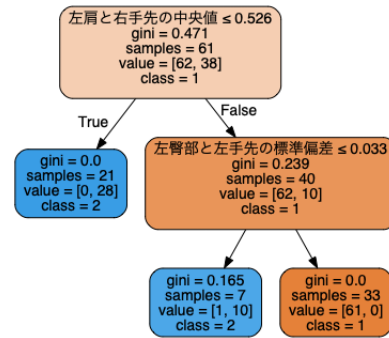


図2 決定木の例

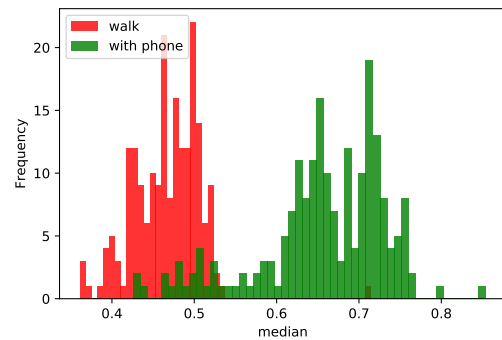


図3 右手と左膝の中央値の分布

ことが出来るため, 変動の激しい特徴量を対処出来たと考える. 誤差の原因は左利きの被験者のデータであり, 利き手の情報を含む特徴量の追加が必要である.

4 終わりに

本研究では歩きスマホの特徴的な行動を調査, 検出を目的に歩きスマホ検出器を作成し, 80 名の被験者による実験の結果, 中央値と標準偏差を使ったランダムフォレストから適合率 0.990, 再現率 0.915 で歩きスマホが検出可能であることを示した. また, 歩きスマホの判別に最も有効な特徴量は右手と左膝の中央値であることを示した.

参考文献

- [1] 森 駿文, 菊池 浩明, "複数の歩容特徴量の k 近傍による「歩きスマホ」にロバストな個人識別手法の提案", 暗号と情報セキュリティシンポジウム (SCIS 2019), pp. 1-7, 2019.
- [2] 加藤君丸, 渡辺裕, "姿勢情報を用いたカメラ映像からの歩きスマホ検出", 2017 年度 早稲田大学大学院 修士論文.