

# スマートフォン搭載の加速度センサーを用いた2クラスの分類によるユーザー推定

佐藤 悠祐<sup>†1</sup> 神山 剛<sup>†2</sup> 福田 晃<sup>†2</sup> 小口 正人<sup>†3</sup> 山口 実靖<sup>†1</sup>

<sup>†1</sup>工学院大学 <sup>†2</sup>九州大学 <sup>†3</sup>お茶の水女子大学

## 1. はじめに

計算機の性能が向上し、スマートフォンのユーザーの行動の推定[1][2]などの機械学習を用いてセンサーから得られた値から様々な情報を推定する研究が成果を上げている。本研究では、機械学習を用いた推定のさらに発展した研究として、スマートフォンから取得したセンサー情報よりユーザーを推定することに取り組む。本稿では、この研究の初期段階として3軸加速度センサーから取得した情報を用いて歩行しているユーザーが2人の候補ユーザーのいずれかであるかを推定する(2クラスに分類すること)に取り組む。そして、ソートを用いる手法を提案し、性能評価により有効性の検証を行う。

## 2. 関連研究

Kobayashiらは、スマートフォンに搭載されている加速度センサーやGPSを用いてユーザーの動作を確認する手法を提案している[1]。

Songらは、3軸方向加速度センサーを含むウェアラブルなセンサーモジュールを用いて特に高齢者の行動を認識する手法を提案している[2]。

しかし、既存の研究では使用者の同定は達成されていない。

## 3. 提案手法

本章にて、加速度センサーから取得した加速度の値からユーザーを推定する手法を提案する。

### 3.1 推定対象

被験者には安全な場所でスマートフォンを手を持って歩行することを(歩きスマホ)を依頼し、この状態で加速度センサーより値を得る。そして、ある2名(ユーザー1, ユーザー2と呼ぶ)のうち片方の加速度データをシステムに入力し、それがいずれのユーザーのものであるかを推定する(2クラス分類)する。

### 3.2 手法の概要

本節にて、加速度データからユーザーを推定(2クラス分類)する手法を提案する。提案手法は3つの段階で構成されている。第1段階では、各被験者のセンサー情報を取得する。本稿では、Google APIを用いて加速度センサーの情報を取得している。第2段階では、上記のデータをトレーニングデータとして機械学習による学習を行い、モデルを作成する。説明変数は4.3節で後述するソートした加速度データであり、目的変数はユーザー1もしくはユーザー2である。機械学習としてはDNNを用いる。第3段階では、テストデータを入力し、ユーザー1あるいはユ

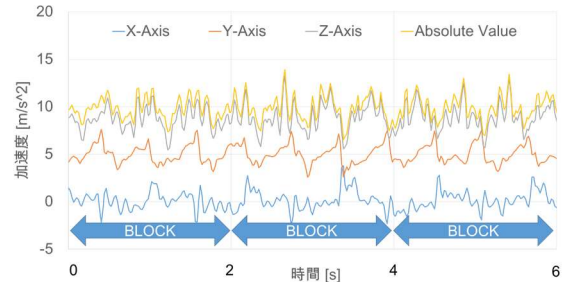


図1 加速度値を分割するブロックについて

ーザー2に分類する。

### 3.3 ソートした加速度データ

本節にて入力に用いるソートした加速度データについて説明する。

初めに図1に示すように、加速度データをブロックという単位に区切る。このブロックは1つにつき2秒間(200サンプル)の3軸方向の加速度とその絶対値が含まれている。続いて、各ブロックの加速度値を昇順にソートし、これを「ソートした加速度」とする。歩行の周期性の位相がブロック毎に異なるため、ソートして必ず前の次元に大きな値が来るデータとしている。

## 4. 性能評価

本章にて、性能評価を行う。20人の被験者からデータを収集した。全ての被験者に加速度の取得と記録をするアプリケーションがインストールされた1台のスマートフォンを持たせ、計測を実施した。被験者はスマートフォンを手を持って画面を見ている状態で20~30メートルの平坦で直線的な道を歩行した。歩行は安全な屋内にて補助者が見守りながら行い被験者の安全を確保した。被験者は全員18歳以上22歳以下の大学生である。

評価では、20人の被験者を2人ずつの被験者が含まれる10のグループに分割し、全てのグループでクロスバリデーションを用いた。各グループのブロック数(サンプル数)は28, 27, 27, 27, 23, 28, 32, 23, 29, 27であり、それぞれのクロスバリデーション分割数は14, 9, 9, 9, 23, 14, 16, 23, 29, 9である。使用したDNNの入力層は1ブロック分のソートした加速度値(x軸方向, y軸方向, z軸方向, 絶対値のうちの1種類)100次元、中間層(隠れ層)は10~90次元、出力は0もしくは1(ユーザー1とユーザー2に対応)の1次元である。使用したDNN実装はTensor Flow 1.4.0, 活性化関数はシグモイド関数, 最適化関数はAdam, 誤差関数は交差エントロピーである。

計測にはNexus 5xを用いた。インストールされているセンサー値を取得するためのアプリケーションは、20ms毎にセンサー値を取得する。計測結果の最初と最後には、スマートフォンを操作しており歩行中でない時間帯にお

User estimation by 2-class classification based on data of acceleration sensors in smartphone

<sup>†1</sup>Yusuke Sato, Saneyasu Yamaguchii, Kogakuin University

<sup>†2</sup>Takeshi Kamiyama, Akira Fukuda, Kyushu University

<sup>†3</sup>Masato Oguchi, Ochanomizu University

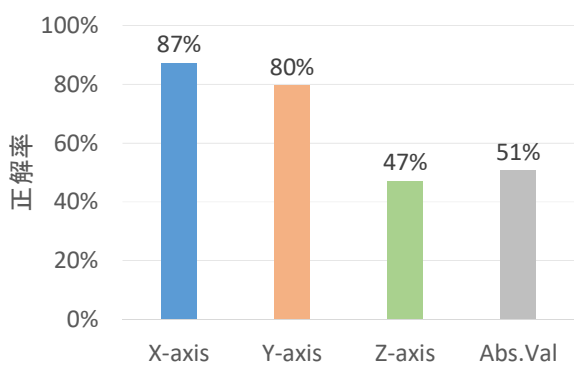


図 2. 三軸方向，絶対値それぞれの正解率

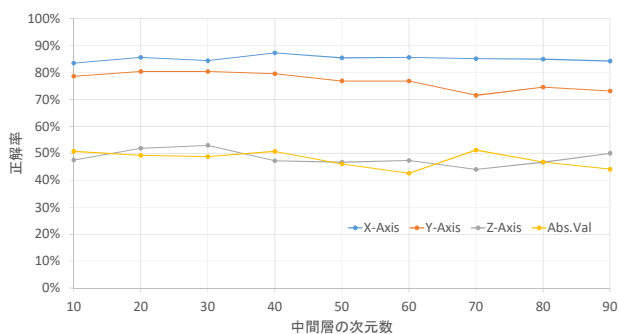


図 3. 中間層の次元数別正解率

ける計測値が含まれているため、取得したデータの最初の2[s]と最後の2~4[s]のデータを除外している。

図 2 に、三軸方向，絶対値それぞれを用いて分類を行った場合の正解率を示す。この時の中間層は 40 次元である。この図から X 軸方向、Y 軸方向の値を使用した場合は正解率が高く、Z 軸方向の値と絶対値を用いた場合は正解率が低いことが分かる。図 3 は中間層の次元数別の正解率を示しており、10~90次元の間で次元数を変化させても、正解率に大きな変化が無い事が分かる。図 4 は中間層 40 次元の三軸方向，絶対値それぞれのグループ別正解率を示しており、上から順番に X 軸方向の値，Y 軸方向の値，Z 軸方向の値，絶対値をそれぞれ用いたものである。X 軸方向，Y 軸方向の値を使用した場合は正解率が高いグループが多く、Z 軸方向，絶対値の値を使用した場合は正解率が低いグループが多いことが分かる。

5. おわりに

本稿では、スマートフォン搭載の加速度センサーから得られた値を DNN により学習し、2 クラス分類のユーザー推定を行う手法を提案した。そして、性能評価によりその性能を評価した。

今後は 3 クラス以上の分類によるユーザー推定の性能の評価を行う予定である

謝辞

本研究は JSPS 科研費 15H02696, 17K00109, 18K11277 の助成を受けたものである。

本研究は、JST, CREST JPMJCR1503 の支援を受けたものである。

参考文献

[1] Arei Kobayashi, Shigeki Muramatsu, Daisuke Kamisaka, Takafumi Watanabe, Atsunori Minamikawa, Takeshi Iwamoto, and Hiroyuki Yokoyama. Shaka: User movement estimation considering reliability, power saving, and latency using mobile

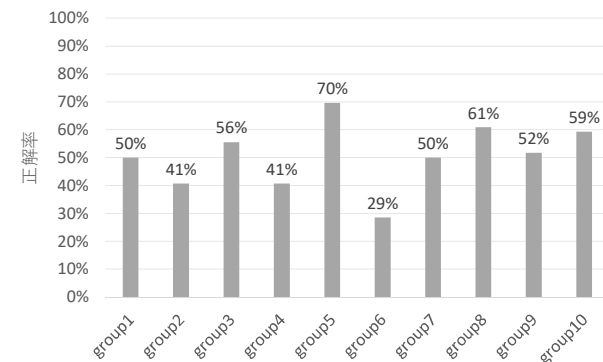
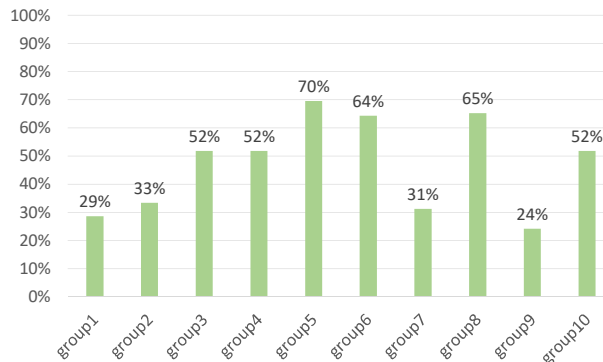
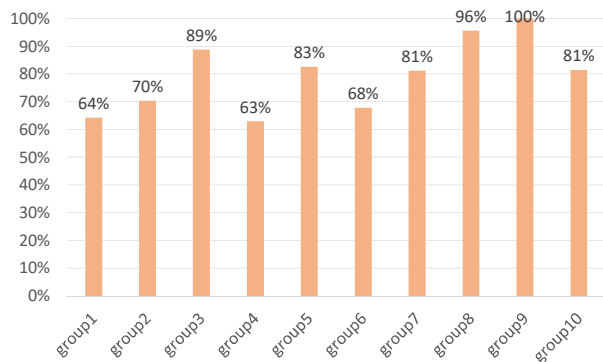
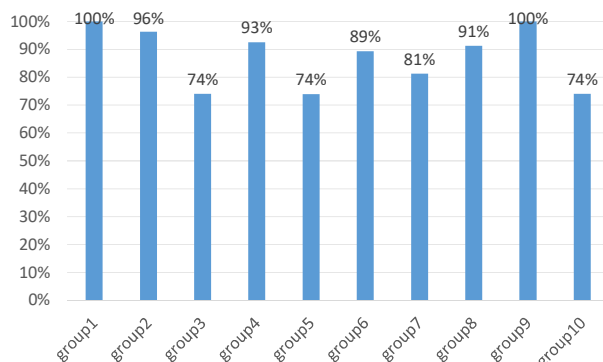


図 4. 三軸方向，絶対値それぞれのグループ別正解率

phone. IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems, Vol. E94-D, No. 6, pp. 1153–1163, 2011.  
 [2] S. k. Song, J. Jang and S. Park, "A Phone for Human Activity Recognition Using Triaxial Acceleration Sensor," 2008 Digest of Technical Papers - International Conference on Consumer Electronics, Las Vegas, NV, 2008, pp. 1-2. doi: 10.1109/ICCE.2008.4587903