

加速度センサによるスマートフォンユーザの推定に関する考察

佐藤 悠祐^{†1} 神山 剛^{†2} 福田 晃^{†2} 小口 正人^{†3} 山口 実靖^{†1}

^{†1}工学院大学 ^{†2}九州大学 ^{†3}お茶の水女子大学

概要：機械学習やスマートフォン搭載のセンサの発展により、センサデータを解析しユーザの行動などのユーザ情報を推定する研究が行われ、成果を上げている。本研究では、センサデータを機械学習により解析する研究をさらに発展させた研究として、スマートフォンの加速度センサから得られた加速度値よりユーザを推定することに取り組む。本稿ではユーザ推定の初期の研究として、対象ユーザが既知の二人のユーザのうちのいずれであるかの二択の推定と、推定対象ユーザが特定のユーザであるかそれ以外のユーザであるかの二択の推定に着目して取り組む。具体的には、各ユーザの加速度データを深層学習(Deep Learning)により学習しモデルを構築し、推定対象ユーザを推定する手法を提案する。そして、取得データのうちユーザの特徴がより正確に抽出できる軸のデータのみを用いることにより精度の向上を行う。また、20人の実ユーザの加速度データを用いた性能評価を行い、X軸のデータやX軸とY軸のデータを用いることにより90%弱の高い精度で推定をできることを示す。

キーワード：ユーザ推定，スマートフォン，三軸方向加速度センサ，機械学習，深層学習，Deep Learning，Deep Neural Network，Android

1. はじめに

機械学習や深層学習(Deep Learning)の発展やスマートフォンセンサの性能向上により、センサ値を解析して多くの情報を推定することが可能となっている。具体的には、ユーザの動作の推定[1][2]などの研究が行われ、大きな成果をあげている。

本研究では、センサデータの機械学習による解析のさらなる発展した研究として、スマートフォン搭載の加速度センサより得られた値から、そのユーザを推定することに取り組む。本稿では、センサ値からのユーザ推定の初期の研究として、寄与の二人のユーザのうちのいずれかのユーザであるかの二択の推定と、推定対象ユーザが特定のユーザであるか否かの二択の推定に注目し、取り組む。また、被験者がスマートフォンを保持して歩いている状況に着目し、この状況における推定に取り組む。

ユーザ推定手法として、我々は、寄与のユーザの歩行時の加速データを取得し、それをDNN(Deep Neural Network)により学習しモデルを作成し、これにより推定対象ユーザを推定する手法を提案する。そして、実ユーザの加速度データを開いて性能評価を行い、その有効性を示す。

本稿の構成は以下の通りである。2章では本研究の関連研究を紹介し、先行研究について。続いて第3章では提案する。続いて第4章では提案手法の性能評価を行いその結果を示す。最後の第5章では考察を行う。

2. 関連研究

スマートフォンのセンサデータの機械学習による解析の研究としては、以下のものがある。Kobayashiらは、スマートフォンに搭載されている加速度センサやGPSを用いてユーザの動作を確認する手法を提案している[1]。ま

A consideration of user estimation based on data of acceleration sensors in smartphone

^{†1}Yusuke Sato, Saneyasu Yamaguchii, Kogakuin University

^{†2}Takeshi Kamiyama, Akira Fukuda, Kyushu University

^{†3}Masato Oguchi, Ochanomizu University

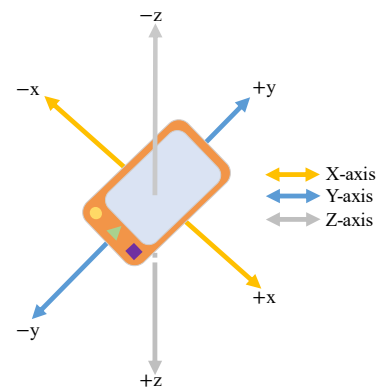


図1. スマートフォン搭載の加速度センサの3軸方向

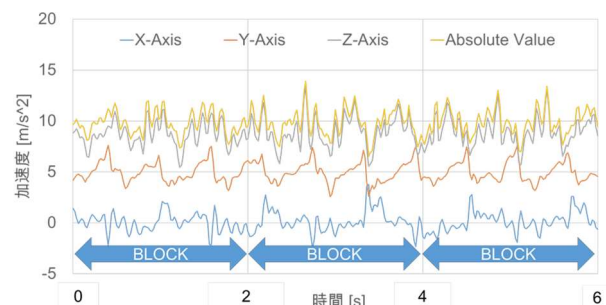


図2. 被験者の加速度(未ソート)

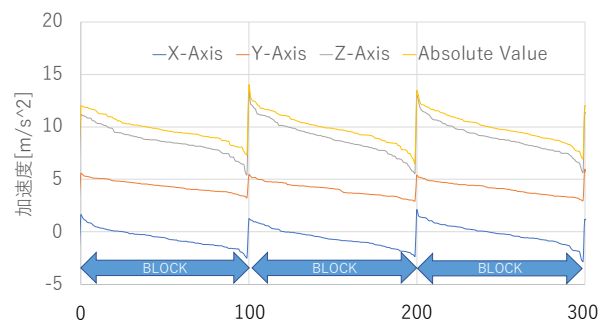


図3. 被験者の加速度(ソート済)

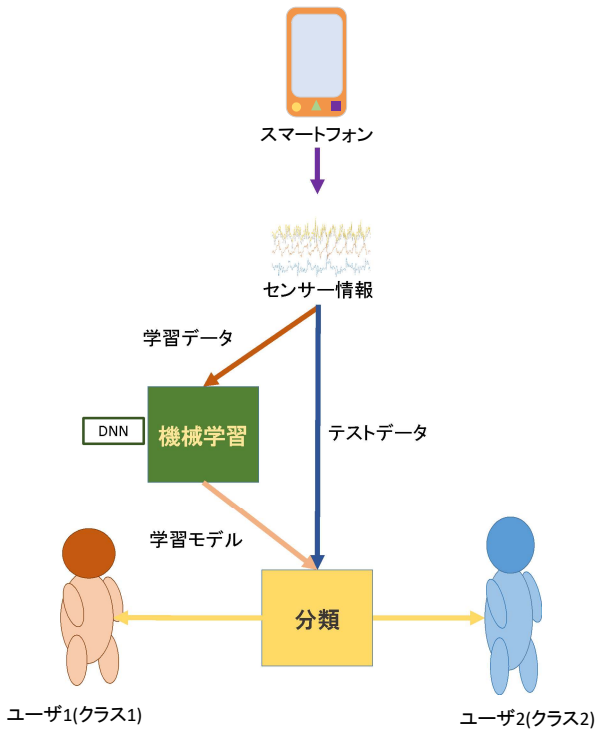


図 4. 推定方法の概要

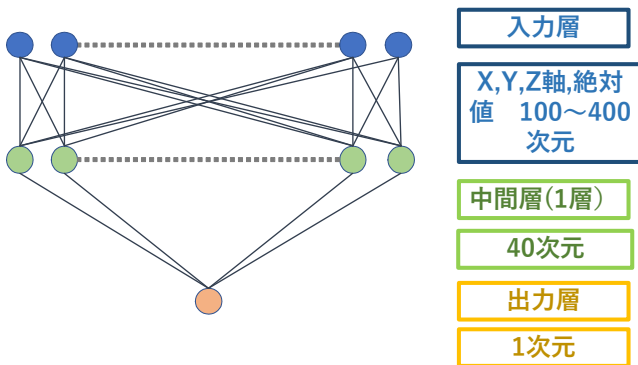


図 5. 使用した Deep Neural Network

た、該当研究では消費電力を軽減する方法についても考察をしている。Song らは、3 軸方向加速度センサを含むウェアラブルなセンサモジュールを用いてユーザの行動を認識する手法を提案している[2]。当該研究では、特に高齢者の行動認識に焦点をあて、考察を行っている。Lane らは携帯端末のセンシング技術について総合的な調査を実施している[3]。そして、取得したセンサデータを解析し、若者と老人の歩行により得られるデータの間には大きな差があると主張している。Bouten らは、肉体的な行動を評価するための携帯可能な 3 軸方向の加速度センサとデータ処理ユニットを提案している[4]。Eren らは、スマートフォンを用いて運転者の振る舞いを識別する手法を提案している[5]。Shi らは、モバイルシステムで持続的で暗黙のユーザ認証サービスを可能にするユーザ認証管理ソリューションを提案している[6]。そして、暗黙の携帯ユーザ認識のためのデータソースとしていくつかの最適な方式についても触れている。これら研究により、ユーザの動作などは高い精度での推定が実現されている。

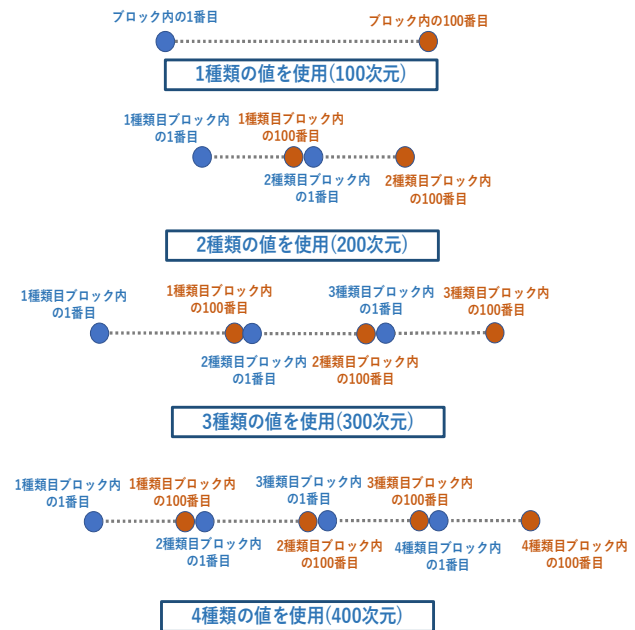


図 6. 入力層の例

しかし、スマートフォンを保持しているユーザの推定は行われていない。

我々は過去に、スマートフォンセンサのセンサ値からのユーザの身長推定エラー! 参照元が見つかりません。[10]やユーザの推定を行う手法エラー! 参照元が見つかりません。について考察を行っている。そして、歩幅や単位時間あたりの歩数の推定に基づくユーザの身長推定が有効であることなどを示している。しかし、推定対象が正規のユーザ(特定のユーザ)であるか否かのユーザの推定や、使用するデータと推定精度の関係に基づく精度向上に関する考察はなされていない。

3. 提案手法

本章では、スマートフォン搭載の 3 軸方向の加速度が取得可能な加速度センサから取得した加速度の値からユーザを推定する手法を提案する。

3.1 対象加速度センサ

本研究で用いた加速度センサの概要を図 1 に示す。図のように、画面の水平(左右)方向が X 軸であり、垂直(縦横)方向が Y 軸である。また、画面の奥行き方向が Z 軸である。

3.2 ユーザ推定

本節にて、寄与の二人のユーザのうちのいずれかのユーザであるかの二択の推定と、推定対象ユーザが特定のユーザであるか否かの二択の推定について説明する。

前者の推定は、2人のユーザのうちの1人のユーザの使用時の加速度データを与えられ、それがどちらのユーザのものであるかの推定を行う。後者の推定では、特定の1人のユーザを含む多数(例えば 20 名)のユーザの加速データを与えられ、それが特定の1名のユーザのものであるか、それ以外のユーザのものであるかの推定を行う。後者は、スマートフォンが正規のユーザによりされているか否かを推定する様な応用を想定して用意した。

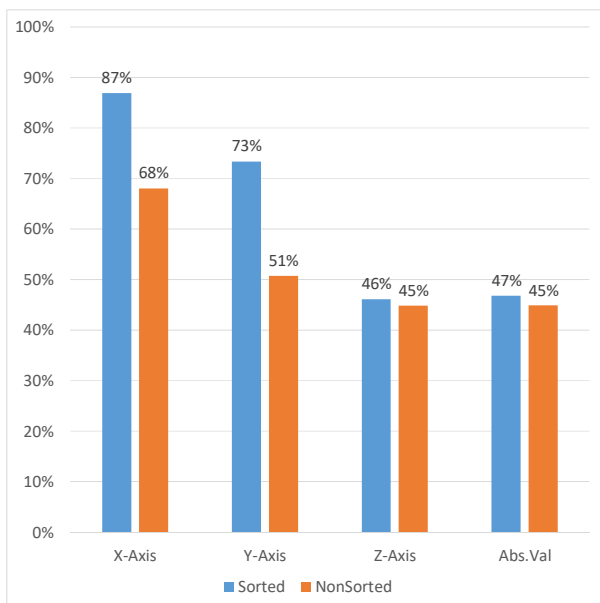


図 7. 評価 1 の実験結果 (1 種類の値を使用)

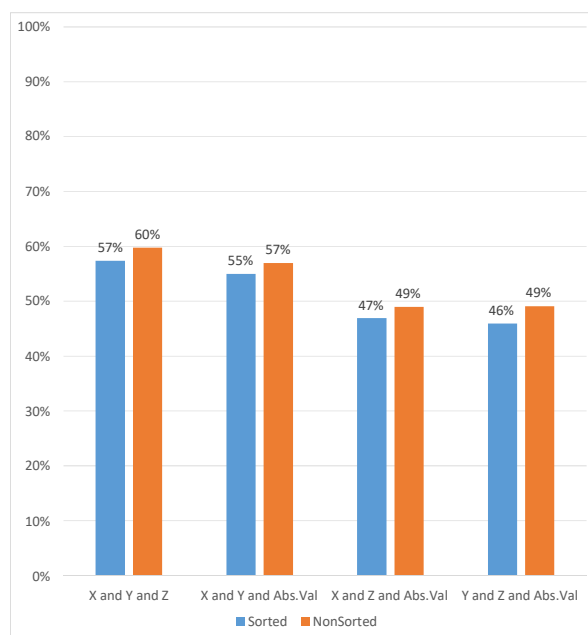


図 9. 評価 1 の実験結果 (3 種類の値を使用)

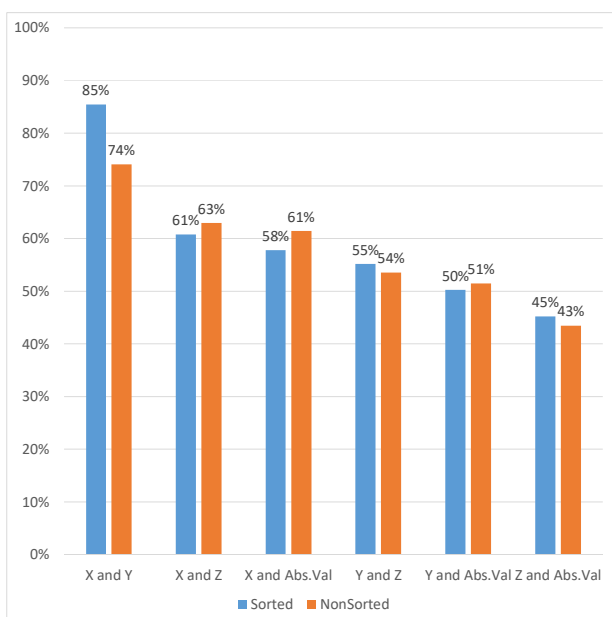


図 8. 評価 1 の実験結果 (2 種類の値を使用)

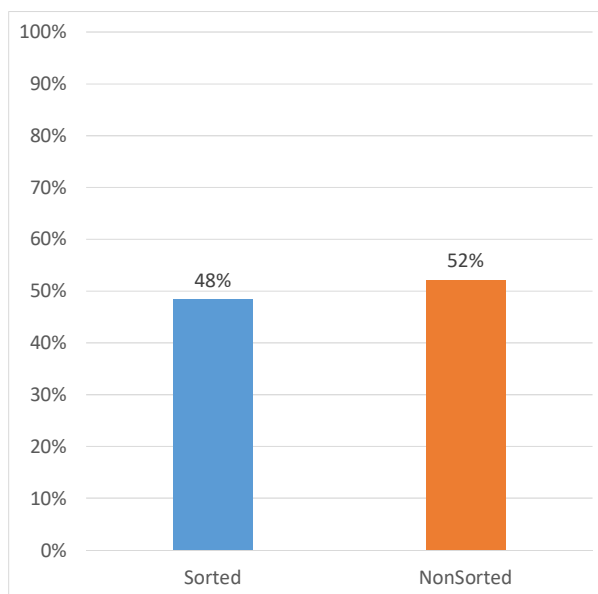


図 10. 評価 1 の実験結果 (4 種類の値を使用)

いずれも、事前に全ユーザ(前者であれば 2 名、後者であれば 20 名など)の加速度データを与えられ、それをもとに学習をできることとする。

本稿では、ユーザはスマートフォンを手に持ちながら歩行している状態であることを仮定し、課題をこの状況に限定して考察を行う。他の状態(鞆にスマートフォンを入れて歩行している状態など)と比較し、加速度データのノイズ少なく再現性が高いと予想されたため、初期の研究としてより推定が容易な状況に着目して研究を行う。

3.3 提案手法の概要

本節にて、加速度データからユーザを推定(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、各被験者のセンサ情報を取得する。本稿では、Google API を用いて加速度センサの情

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 1 個目の分類(寄与の二人のユーザのうちのいずれかのユーザであるかの推定)ではユーザ 1 もしくはユーザ 2 である。2 個目の分類(推定対象ユーザが特定のユーザであるか否かの推定)では、ユーザ 1 であるか否かである。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 1 かユーザ 2 に分類あるいは特定ユーザであるか否かに分類する。

3.4 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。

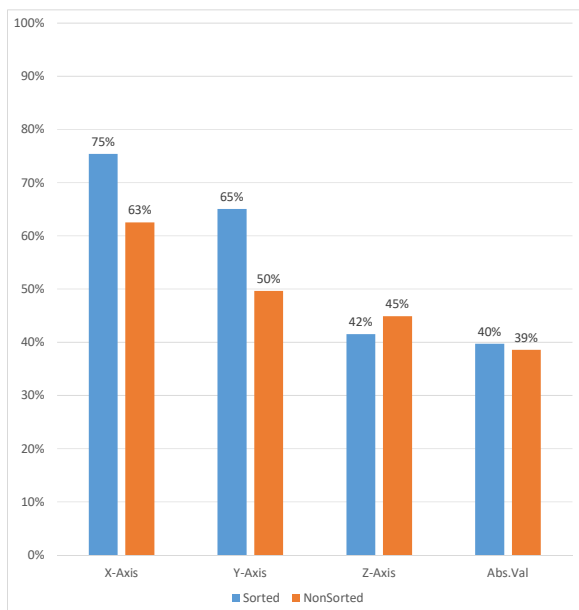


図 11. 評価 2 の実験結果(1 種類の値を使用)

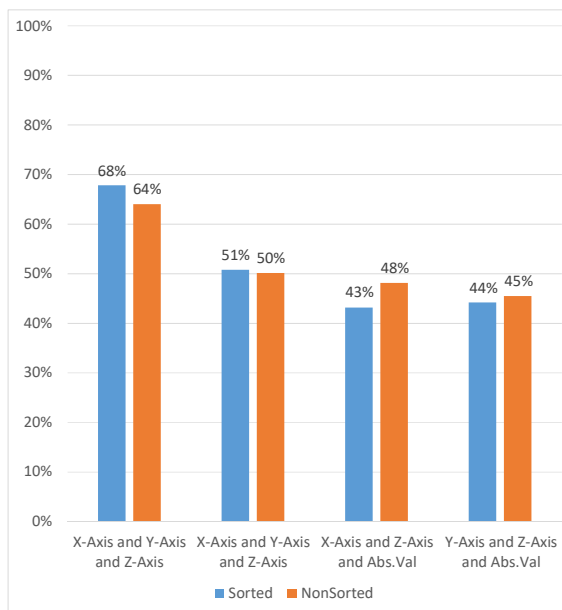


図 13. 評価 2 の実験結果(3 種類の値を使用)

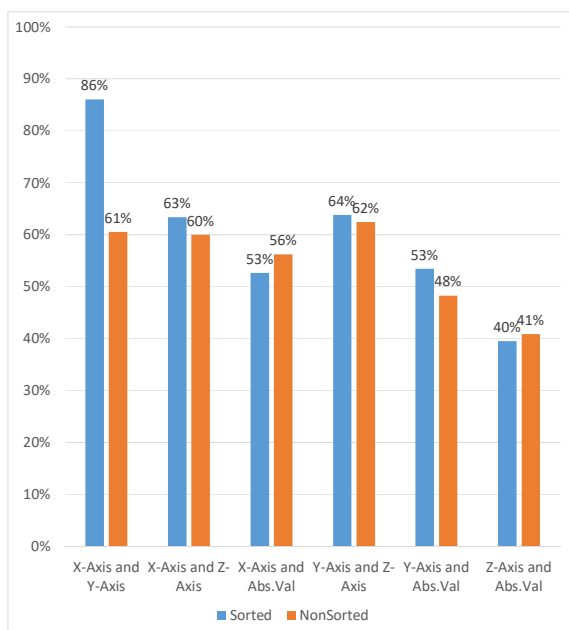


図 12. 評価 2 の実験結果(2 種類の値を使用)

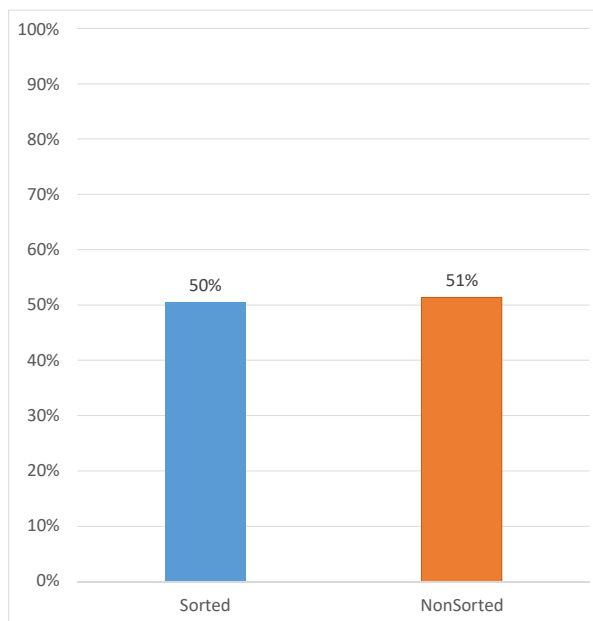


図 14. 評価 2 の実験結果(4 種類の値を使用)

初めに図 2 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、歩行も 1 歩分の時間以上のデータを含むことが好ましく、本稿ではブロック 1 つにつき 2 秒間(200 サンプル)とした。各ブロックは 3 軸方向の加速度とその絶対値を含んでいる。続いて、図 3 に示すように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。ソートすることにより必ずブロックの前の方に大きな値が配置され、歩行の周期の位相がブロック毎に異なる問題の影響を軽減している。

4. 性能評価

本章にて、性能評価を行う。本稿では 2 人のユーザのデータから一方の正解ユーザの推定と、20 人のユーザから 1 人の正解ユーザの推定の 2 種類の推定で性能評価を行う。また、それぞれの推定手法では 3.3 節で説明したソートした加速度データ(Sorted Data)と、ソートされていないものデータ(NonSorted Data)を用いる。

4.1 実験環境

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に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。計測には Nexus 5x を用いた。インストールされているセンサ値を取得するためのアプリケーションは、20 ms 毎にセンサ値を取得する。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]のデータを除外した。

4.2 評価実験

図4に示すユーザの推定を行い、推定精度の評価を行った。最初に、スマートフォンの加速度センサから3軸方向の加速度の値を取得する。続いて取得した加速度センサ情報を学習用データとテスト(評価)用データの2種類に分割する。そして、テストデータを学習モデルを用いて分類することで性能評価を行う。前述の様に、機械学習に深層学習(DNN)を用いている。

4.2 使用した Deep Neural Network(DNN)

図5は使用したDNNを示しており、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1~4種類)100~400次元である。図6は入力層の詳細を示している。100次元の場合は、1種類の軸(例えばX軸)の1ブロック分の値を入力に使用しており、ソートした加速度データを入力する場合はブロック内の最大値が1次元目に入力され最小値が100次元目に入力される。200次元を入力する場合は2軸(例えばX軸とY軸)のそれぞれ1ブロック分(合計2ブロック分)の値を入力する。300次元では3種類の軸で各1ブロック分の値を入力し、400次元では4種類全ての軸の各1ブロック分の値を入力する。中間層(隠れ層)は10~90次元、出力は0もしくは1(ユーザ1とユーザ2に対応あるいは指定ユーザとそれ以外に対応)の1次元である。使用したDNN実装はTensorFlow 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。

4.3 評価1 2人のユーザから1人のユーザの推定

本節では、2人のユーザから1人のユーザの推定の評価について述べる。20人の被験者からある2ユーザを抽出してグループを作る。グループは190個作成される。それぞれのグループで2人のユーザから推定をし、性能評価を行った。全てのグループでクロスバリデーションを用いた。DNNに入力したデータは、X,Y,Z軸方向の加速度と絶対値の4種類を組み合わせた100~400次元のデータである。

図7に1種類の軸のデータのみあるいは絶対値のみの100次元のデータを入力した場合の推定精度を示す。図8に4種類(X,Y,Z,絶対値)の値から2種類の値を用いた場合の結果を、図9に4種類の値から3種類の値を用いた場合の結果を、図10に4種類の値全てを用いた場合の結果を示す。青いグラフはブロック毎にソートしたデータを用いたもの、橙色のグラフはソートされていない状態のデータを用いたものである。

図より、X軸方向の値のみを用いたものが最も正解率が高く、ソート済みのデータを用いた場合86[%]の正解率となった。全体の正解率を比較してみると、X軸方向またはY軸方向の値を用いると正解率が高くなる傾向が見られる。一方でZ軸方向または絶対値の値を用いた場合は正解率が低くなる傾向が見られる。このことから、X軸方向、Y軸方向の値が2人のユーザのデータから1人の正解ユーザを推定するうえで有効であることが考えられ

る。また、全体的にソートしたデータを用いると正解率が高くなる傾向が見られる。このことから、ソートしていないデータを入力する場合と比較して、ソート済みのデータを入力に用いることが2人のユーザのデータから1人の正解ユーザを推定するうえで有効であることが考えられる。

4.4 評価2 20人のユーザから1人の正解ユーザの推定

本節では20人の被験者の中から1人の正解ユーザを推定し、提案手法の性能評価を行う。1人の正解ユーザのブロックと同数のそれ以外の19ユーザのランダム選択のブロックを用意し、推定を行った。正解ユーザのブロック数が10の場合、19人のユーザのデータからランダムに10個のブロックを選択し不正解ユーザのデータとして用いた。正解ユーザブロックと不正解ユーザブロックが同数であるため、ランダム推定や一方の選択のみを行う場合は期待される推定精度は50%となる。入力には4.3節と同様に4種類の値を単体もしくは組み合わせたデータの100~400次元のデータを入力した。

図11に1種類の軸のみ、もしくは絶対値のみの100次元のデータを用いた結果を、図12に4種類の値から2種類の値を用いた結果を、図13は4種類の値から3種類の値を用いた結果を、図14に4種類の値全てを用いた結果を示す。また、青いグラフはブロック毎にソートしたデータを用いたもの、橙色のグラフはソートされていない状態のデータを用いたものである。

本節の性能調査では、X軸方向とY軸方向の2種類を組み合わせたデータを用いた場合に、最も正解率が高くなり、その正解率は86[%]であった。一方で、Z軸方向の値または絶対値を用いたものは、前節同様に正解率が低くなる傾向が見られた。これらのことから、X軸方向とY軸方向の値の両方を用いることが複数のユーザから1人の正解ユーザを推定することにおいても有効であることがわかる。全体的にソートしたデータを用いると正解率が高くなる傾向が見られ、図12のX軸方向の値とY軸方向の値を組み合わせたものに注目するとブロック毎にソートされたデータを用いた場合とソートされていないデータを用いた場合とでは正解率に25[%]の差があることがわかる。このことからソートしたデータをDNNに用いることが複数のユーザから1人の正解ユーザを推定するときにも有効であることが考えられる。

5. 考察

初めに、スマートフォン搭載の加速度センサを利用したユーザ推定の意義について考察する。スマートフォンに搭載されている加速度センサの性能は向上しており、将来的にはユーザの動作を利用した認証システムを実現させることで、認証システムでの動作の簡略化などつながることが期待できる。今日ではスマートフォンは多くのユーザが所持する身近なIoTデバイスであり、その多くのスマートフォンでは加速度センサが搭載されている。このスマートフォンをユーザの動作を利用した認証システムなどに利用することは、ユーザの識別に必要なICカードなどの代替として利用できることが期待できる。Android搭載のスマートフォンは世界的なシェアも高く[12][13]、代表的なスマートフォンの一つと考えることができるため、一般的なスマートフォンを用いて評価を来なった本研究はこれらの実現に向けて貢献するものであると考える。

続いて、評価1について考察する。ユーザがスマート

フォンを保持しながら歩行している状態では図1に示すZ軸方向の加速度の変化が大きくなる傾向が見られた。一方でX軸方向は先述の動作の中では加速度の変化は比較的小さくなる傾向がみられた。性能評価の結果では、X軸方向の値のみを利用したときに、最も高い精度でユーザを推定した。このことから、先述のユーザの動作では加速度の変化が小さくなる傾向にあるX軸方向の動作にユーザの特徴が表れていることが考えられる。

続いて、評価2について考察する。評価1同様にX軸を用いた場合とY軸を用いた場合の精度が高くなっている。評価1とわずかに異なり、X軸のみではなくX軸とY軸に両方を用いる手法が最も精度が高かったが、おおむね類似の傾向が得られたといえる。

最後に評価1と評価2の両方の結果を合わせて考察する。評価1と評価2の結果から、スマートフォンを保持しながら歩行している状態では、加速度の変化が大きい軸方向の値ではユーザの特徴をDNNが識別することが難しく、加速度の変化が小さい軸方向の値を用いることでDNNが各ユーザの特徴を識別しやすいことが分かる。このことから、スマートフォンをズボンのポケットに入れた状態や、カバンの中に入れた状態でユーザが歩行する際、加速度の変化が小さい軸方向の値を利用することがDNNを利用したユーザ推定に有効的な可能性があることが考えられる。

6. おわりに

本稿では、スマートフォン搭載の加速度センサから得られた値をDNNにより学習し、ユーザの推定(二人のユーザのいずれのユーザであるかの推定と、特定のユーザであるか否かの推定)をする手法を提案した。そして我々の実験にて、前者の推定では性能調査の中で加速度センサのX軸方向の値を用いることで87[%]の精度でユーザを推定できることを示し、後者の推定では性能調査の中で加速度センサのX軸方向とY軸方向の両方の値を用いることで86[%]の精度でユーザを推定できることを示し、提案手法が有効であることを示した。

今後は3クラス以上の分類によるユーザ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 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
- [3] N. D. Lane, E. Miluzzo, H. Lu, D. Peebles, T. Choudhury and A. T. Campbell. 2010. A survey of mobile phone sensing. in *IEEE Communications Magazine*, vol. 48, no. 9, pp. 140-150, Sept. doi: 10.1109/MCOM.2010.5560598
- [4] C. V. C. Bouten, K. T. M. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde and J.

- D. Janssen, "A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 3, pp. 136-147, March 1997. doi: 10.1109/10.554760
- [5] H. Eren, S. Makinist, E. Akin and A. Yilmaz. 2012. Estimating driving behavior by a smartphone. 2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Alcalá de Henares. pp. 234-239. doi: 10.1109/IVS.2012.6232298
- [6] W. Shi, J. Yang, Yifei Jiang, Feng Yang and Yingen Xiong. 2011. SenGuard: Passive user identification on smartphones using multiple sensors, 2011 IEEE 7th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob). Wuhan. pp. 141-148. doi: 10.1109/WiMOB.2011.6085412
- [7] 佐藤悠祐, 神山 剛, 福田 晃, 小口正人, 山口実靖, "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", 情報処理学会第81回全国大会 2019
- [8] Global mobile OS market share in sales to end users from 1st quarter 2009 to 1st quarter 2016: available from <https://www.statista.com/statistics/266136/global-market-share-held-by-smartphone-operating-systems/>
- [9] Smartphone OS Market Share, 2016 Q3: available from <http://www.idc.com/promo/smartphone-market-share/os>
- [10] Yusuke Sato, Shun Kurihara, Shoki Fukuda, Masato Oguchi, and Saneyasu Yamaguchi. 2017. Height Estimation based on Sensor Data on Smartphone. In *Proceedings of the 15th International Conference on Advances in Mobile Computing & Multimedia (MoMM2017)*, Eric Pardede, Pari Delir Haghighi, Ivan Luiz Salvadori, Matthias Steinbauer, Ismail Khalil, and Gabriele Anderst-Kotsis (Eds.). ACM, New York, NY, USA, 102-106. DOI: <https://doi.org/10.1145/3151848.3151877>
- [11] 佐藤悠祐, 神山 剛, 福田 晃, 小口正人, 山口実靖, "スマートフォン加速度センサー情報を用いた2クラスの分類による身長推定", CDS22, CDS22-10, 2018
- [12] Yuta Nakamura, Kyosuke Nagata, Shun Nomura, and Saneyasu Yamaguchi. 2014. I/O scheduling in Android devices with flash storage. In *Proceedings of the 8th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (ICUIMC '14)*. ACM, New York, NY, USA, , Article 83, 7 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/2557977.2558025>
- [13] S. Kurihara, Shoki Fukuda, Saneyasu Yamaguchi, Ayano Koyanagi, Masato Oguchi, Ayumu Kubota, Akihiro Nakarai, "A study on identifying battery-draining Android applications in screen-off state," *2015 IEEE 4th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, Osaka, 2015, pp. 603-604. doi: 10.1109/GCCE.2015.7398682