

ドアの開閉動作に基づく人物識別手法の提案と初期評価

光来出 優大^{1,a)} 林 健太¹ 石田 繁巳² 田頭 茂明³ 福田 晃²

概要: 近年、技術の発達によりコンピュータの小型化が進み、様々な場面でのセンシングが可能となった。屋内センシングにおける従来のユーザ装着型人物推定手法やカメラを用いた人物推定手法では、ユーザの心的負担が大きいことが課題である。本稿では、環境側に設置された加速度・角速度センサを用いた、ドア開閉動作に基づく人物識別手法を提案する。ドアの開閉動作ではドアノブの回し方やドアの開閉速度などに個人の特徴が現れる。このためドアの加速度やドアノブの角速度の波形データを解析して、人物を識別する。ドアノブに取り付けた加速度・角速度センサより得られたデータから抽出した特徴量を用いて機械学習により人物識別を行う。少数集団における人物識別の結果、平均で 0.788 という精度での識別が可能であることを確認した。

キーワード: 人物識別, 加速度, ドア

Proposal and Initial Evaluation of Human Identification Based on Door Opening/Closing Operations

MITSUKUDE YUDAI^{1,a)} HAYASHI KENTA¹ SHIGEMI ISHIDA² SHIGEAKI TAGASHIRA³ AKIRA FUKUDA²

Abstract: In recent years, sensing in various situations becomes possible due to the advances in wireless networking, computing, and sensing technologies. For human sensing, wearable devices and cameras installed in the environment are widely utilized, which is though stressful for the sensing target people. In this paper, we present a human identification method based on door opening/closing operations. Door opening and closing operations such as door knob turning operations and speed of door movement are dependent on people. We analyze the acceleration and angular velocity data derived by accelerometer and angular velocity sensor attached to a door knob to identify people who opens/closes the door. We develop a machine learning based human identifier utilizing features extracted from the acceleration and angular velocity data. Experimental evaluations revealed that our human identifier successfully identified human in a small group with an accuracy of 0.79 on average.

Keywords: Human identification, acceleration, door

1. はじめに

近年、技術の発達によりコンピュータの小型化により様々な場面でのセンシング技術が実現され、生活する中で

ユーザの状況や状態を容易とに把握、認識することが可能となっている。また、Apple Watch やスマートウォッチといったセンシング機能を有するウェアラブルデバイスも広く普及している。これらを用いることで脈拍や移動距離、立ち上がった回数などを簡単に得ることができる。誰もが気軽にセンシング技術を利用できるようになっていることから、家庭や職場といった屋内での行動センシングにおいてはプライバシーの保護や個人情報の取り扱いなどユーザにかかる心的負担を考慮したセンシングが重要である。

屋内での行動センシングに関する研究は、ユーザにセン

¹ 九州大学工学部電気情報工学科学部

Kyushu University, Fukuoka 819-0395, Japan

² 九州大学大学院システム情報科学研究院

ISEE, Kyushu University, Fukuoka 819-0395, Japan

³ 関西大学総合情報学部

Faculty of Informatics, Kansai University, Osaka 569-1095, Japan

a) mitsukude@f.ait.kyushu-u.ac.jp

サを装着してデータを収集する手法と、環境側にセンサを設置しデータを収集する手法とに大別できる。ユーザにセンサを装着する手法では加速度変化の違いを用いた行動識別や人物識別が行われている。例えば、歩行動作に伴う加速度データ波形の違いによりユーザの個人識別を行う研究 [1] が報告されている。この研究では、ユーザに加速度センサを取り付けて歩行動作の加速度データを取得し、それらの類似度を特徴量とする特徴ベクトルを用いた人物識別手法が提案されている。また、ユーザの動作による加速度データから日常的な 20 種類の動作を推定するといった研究 [2] も行われている。しかし、これらの研究ではユーザに直接端末やセンサを取り付ける必要があり、ユーザの動作が制限されたりセンサを装着する手間がかかるといった問題がある。さらに、複数人のセンシングを同時に行う場合、人数分の端末やセンサが必要になるためコストが高くなるという問題もある。

環境側にセンサを設置する手法 [3], [4] では、環境側にカメラを設置して映像や画像を用いた行動識別や人物識別が行われている。カメラを用いれば個人識別や行動識別は容易だが、常に監視され映像に残るためプライバシー侵害などユーザの心的負担につながる。また、カメラは一般的に高価なものが多く、設置コストが高くなるという問題がある。

本稿では、ユーザの心的負担を軽減しつつ低コストで個人識別を行うことを目的として、ドア開閉動作時の加速度とドアノブの角速度を用いた人物識別システムを提案する。人間が生活をする中で行うドアの開閉動作では、ドアノブの回し方やドアを引く速さなどに個々人の特徴が現れる。そこで、ドアノブに取り付けた加速度・角速度センサを有する 6 軸センサを用いて取得したデータを用いて機械学習により人物を識別する。ドアノブに 6 軸センサを 1 つ取り付けるだけでセンシングが可能となることから、ユーザにセンサを装着する手間の省略や動作の制限が無くなるなどの観点からユーザの負担を軽減できる。また、識別のための動作を意識せずに行うことができることからユーザに意識させることなくセンシングができる。

ドアノブに取り付けたセンサで取得した加速度・角速度データを用いて、交差検証により提案する人物識別システムの識別精度を評価した。その結果、平均で 0.788 という精度で人物識別が可能であることを確認した。

本稿の構成は以下の通りである。2. では関連研究について示す。3. ではドア開閉動作時の加速度・角速度による人物識別システムを示し、4. で交差検証による評価を行う。最後に 5. でまとめとして全体を総括する。

2. 関連研究

屋内における行動センシングの手法には、ユーザにセンサを装着する手法と環境側にセンサを設置する手法とがあ

る。しかし、人物識別を目的とした分野において、環境側に設置した加速度センサを用いて人物識別を行う研究は筆者らの調査の範囲では行われていない。本節では、ユーザに取り付けたセンサから得られた加速度データにより人物を識別する研究や及びユーザの動作を識別する研究について述べる。また、カメラなどを環境側に設置して行動推定を行う研究について述べる。

2.1 センサ装着型推定システム

ユーザにセンサを取り付けて得られた加速度データを用いて個人識別を行う研究 [1] では、歩行動作に伴う加速度データの波形の違いによるユーザの個人識別が行われている。切り出した歩行データ間の類似度を DTW (Dynamic Time Warping) を用いて計算し、ユーザの歩行を表すテンプレートデータと呼ばれる歩行データを決定する。そして、このテンプレートデータと各歩行データとの類似度を DTW を用いて求め、これを特徴量として個人識別を行っている。また、携帯電話に内蔵された加速度データを用いて人物を識別する研究 [5], [6] が行われている。これらの研究では、ユーザが携帯電話を所持した状態で、歩行動作や、携帯電話を特定の手順で振る等の動作を行うことで、動作に伴う加速度データを収集し、人物を識別している。文献 [7] ではユーザの腕振り動作と端末に付属しているボタンの押下のタイミングによって個人認証が行われている。ボタンを押すタイミングと腕振り動作に伴う加速度データを取得し、ユーザごとの認証動作区間を限定することで個人を識別している。

文献 [8] ではユーザの肘、手首、肩、腰、膝、足首に取り付けた合計 12 個の加速度センサを用いて、ベイズ推定により歩行動作や階段の昇降動作、黒板への書き込み動作やキーボードへのタイピング動作など、8 種類の行動を識別している。また、スマートフォンに内蔵されているマイクと加速度センサを用いてユーザの行動識別をする研究 [9] が報告されている。マイク使用による消費電力を課題として挙げ、加速度変化のみを取得し、歩行、作業、静止のいずれかの動作に分類してユーザの動作が作業であると識別した場合のみ、マイクを用いた作業内容の識別を行っている。

ユーザにセンサを取り付けて行動推定を行うこれらの研究では、行動推定のレベルが高くなるにつれて装着するセンサの数が増大することが問題である。これに対し、ユーザの手首と携帯電話に加速度センサを取り付けオフィス内を想定して行動推定を行う研究 [10] が報告されている。センサの装着数を抑えつつ行動推定の細分化を目標とし、予備実験で取得した特徴量と動作中に取得した特徴量に対して決定木推定アルゴリズムを適用することでマッチングを行い、行動を推定する。

ユーザにセンサやデバイスを取り付け人物推定や行動推定を行う研究では、ユーザにセンサを装着することで動作

に伴うデータを直接的に取得することができる。しかし、ユーザに直接センサを装着する必要があり動作の制限などユーザの負担が大きい。

2.2 センサ非装着型推定システム

文献 [3] では 1 台のカメラで撮影した歩行映像を用いた人物推定が行われている。歩行映像中の対象人物が移動することにより対象人物とカメラの相対関係が変化し、それにより観測方向の異なる対象人物の映像が取得できることに着目して人物を推定する。このとき、歩行映像から顔や歩行動作、身長などの特徴量を抽出するだけでなく異なる観測点からの多視点特徴を合わせて抽出し利用している。

画像を用いた個人推定の研究 [4] では、顔表面を撮影した画像から検出した複数の特徴点を用いた人物推定が行われている。目、鼻腔、口端を検出し、顔領域を決定したのち、顔領域内の黒色円形領域をホクロとして検出する。検出したホクロから、個人を推定するためのホクロのパターンを決定し、類似度を計算することで人物推定を行う。しかし、これらの研究ではカメラを用いるものが多く、映像に残るため、プライバシー侵害など、ユーザの心的負担につながるという問題がある。

カメラを用いずに推定を行う研究として、圧力センサを用いて人物を推定する研究 [11]~[14] が行われている。これらの研究では、床に設置した圧力センサを用いて、歩行動作時の足や、ユーザが着席している椅子の脚の圧力を測定することで人物を推定している。また、音を用いた研究 [15] では、歩行動作におけるユーザの足音を測定し、足音の波形に DP マッチングを用いることで個人識別を行っている。

本研究では、環境側にセンサを設置して人物を識別する新たなアプローチとして、ドアに加速度センサを設置して人物を識別する手法を提案する。

3. 加速度・角速度データによる人物識別システム

3.1 想定シナリオ

本研究では、構成が大きく変わらない少数の人が活動する家庭内などでの人物推定を想定する。家庭内に存在するドアに加速度・角速度センサが取り付けられており、初期段階では集めたデータを用いて教師なし学習により個人ごとのデータに分離して個人を識別するラベルを付ける。そして、分離されたデータを用いて人物識別システムを教師あり学習する。実運用段階では、実空間で取得したデータを用いて学習済みの人物識別システムにより初期段階で学習したラベル、すなわち個々人を推定する。

本稿では提案システムの実現可能性を示すために初期段階の学習がすでに終わっている状況でどの程度の精度で人物識別を行うことができるのかを検証する。

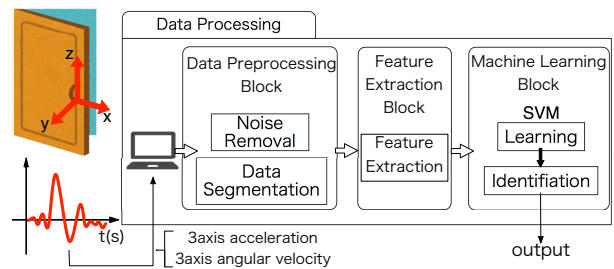


図 1 ドアの開閉動作を用いた人物識別システムの概要

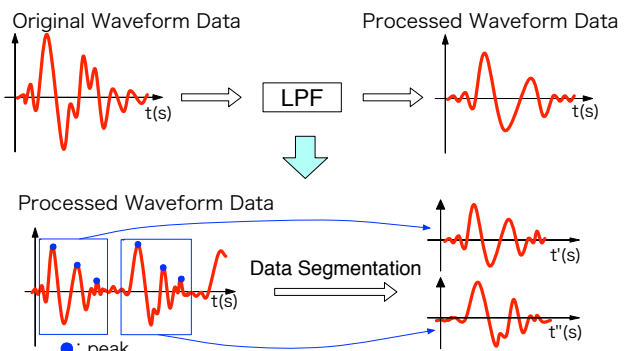


図 2 データ前処理ブロックの概要

3.2 システム概要

図 1 にドアの開閉動作を用いた人物識別システムの概要を示す。センサは加速度センサの Y 軸がドアの開閉方向、角速度センサの Y 軸がドアノブの回転方向になるようにドアに取り付けられている。ドアを用いた人物識別システムは、データ前処理ブロック (Data Preprocessing Block)、特徴量抽出ブロック (Feature Extraction Block)、機械学習ブロック (Machine Learning Block) から構成される。データ前処理ブロックにおいてドアノブ軸部に取り付けられた加速度・角速度センサから取得したセンサデータから 1 回のドアの開閉動作を切り出し、特徴量抽出ブロックで機械学習に用いる特徴量を抽出する。最後に機械学習ブロックにおいて教師あり機械学習アルゴリズムにより人物を識別する。

以下では各ブロックについて詳述する。

3.3 データ前処理ブロック

図 2 にデータ前処理ブロックの概要を示す。データ前処理ブロックでは、ノイズ除去を行った上で開閉動作 1 周期分のデータに分割する。

計測ノイズや環境ノイズの影響を軽減するため、本システムでは加速度データ、角速度データのそれぞれに対してローパスフィルタ (LPF) を適用する。予備実験としてドアの開閉動作を行ったときの加速度、角速度データを取得してその周波数を解析した。カットオフ周波数を 5, 10, 15 Hz と変化させたとき、加速度、角速度の全ての軸の周波数成分の 90% 以上を取得できたのは 10 Hz であったこと

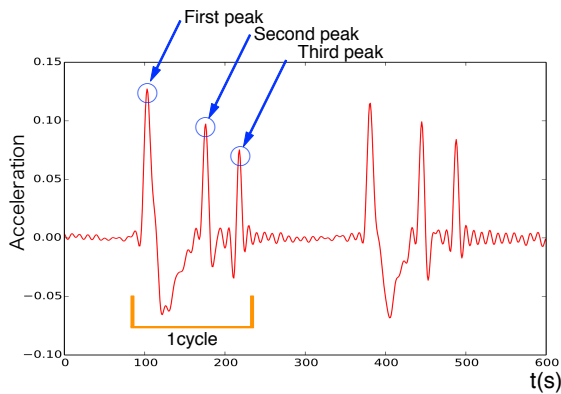


図 3 波形データのピークの例

表 1 特徴量

特徴量	個数 (個)
最大値 (加速度 3 軸・角速度 3 軸・開閉速度・開閉幅)	8
平均 (加速度 3 軸・角速度 3 軸)	6
分散 (加速度 3 軸・角速度 3 軸)	6
偏差の平均 (加速度 3 軸・角速度 3 軸)	6
軸間の相互相関 (加速度 3 組み合わせ・角速度 3 組み合わせ)	6
開閉速度が最大になるまでの時間	1
開閉加速度最大の維持時間	1
開閉加速度が負の時間	1
ドアが変化する時間 (加速度 2 軸)	2
ドアノブが変化する時間 (角速度 3 軸)	3
ドアノブを回す速度と戻す速度の比	1
ドアノブを回し始めた時刻と手を離れた時刻	2

から、LPF のカットオフ周波数は 10 Hz とした。

次に、ドアが開き始めて閉じるまでを開閉動作 1 周期として周期ごとに分離する。ドアの開閉にかかる時間には個人差があるため、ドア開閉動作に伴う開閉方向の加速度に一定数のピークが現れることを利用して、波形データを切り出す。

図 3 に、加速度データに現れるピークの例を示す。ピークが現れるのはドアの開閉方向、すなわち Y 軸の加速度データである。図に示すように、1 周期の開閉動作には 3 つのピークが現れる。1 つ目のピークは、ユーザがドアを引いた後、ドアノブから手を離して加速度が小さくなる直前に現れる。2 つ目のピークは、ドアが閉まる直前にドアクローザによって減速する際に現れる。3 つ目のピークは、ドアが閉まる際の振動によりドアが閉じきる際に現れる。これを利用し、連続したデータから 3 つのピークを検知し、開始位置を 1 つ目のピークの 1 秒前、終了位置を 3 つ目のピークとして開閉動作 1 周期分を切り出す。Y 軸以外の加速度、角速度データは同じ時刻で切り出す。

3.4 特徴量抽出ブロック

表 1 に、加速度、角速度データから抽出するデータを示

す。前処理によって得られた加速度 3 軸と角速度 3 軸とドア開閉方向の速度、変位データを用いて、11 種類 43 個の特徴量を抽出する。抽出する特徴量は文献 [16]~[18] を参考にして決定した。以下で各特徴量について説明する。

- 最大値、平均、分散、偏差の平均は、加速度 3 軸、角速度 3 軸のデータより求める。開閉速度は Y 軸の加速度を積分して求める。開閉幅は開閉速度を積分して求める。
- 軸間の相互相関は、加速度の X-Y、Y-Z、Z-X 軸間、角速度の X-Y、Y-Z、Z-X 軸間で相関係数を計算する。
- 開閉速度が最大になるまでの時間は、開閉開始時刻から開閉速度が最大になるまでの時間である。
- 開閉加速度最大の維持時間は、Y 軸の加速度が最大加速度になってから最大加速度から 10%低下するまでの時間である。
- 開閉加速度が負の時間は、Y 軸の加速度が負である時間の合計である。
- ドアが変化する時間は、Y 軸の加速度の傾きが 0 でない時間の合計である。
- ドアノブを回す速度と戻す速度の比は、ドアノブ回転方向の角速度の最大値と最小値の比である。
- ドアノブが変化する時間は、Y 軸の角速度の傾きが 0 でない時間の合計である。ドアノブを回し始めた時刻と手を離れた時刻は、それぞれ Y 軸の角速度の最大ピークと最小ピークの時刻である。

3.5 機械学習ブロック

機械学習ブロックでは、抽出された特徴量を用いてマルチクラス分類問題として人物を識別する。本システムでは使用する機械学習アルゴリズムを限定しない。マルチクラス分類問題に対応したニューラルネットワークや Random Forest, Support Vector Machine (SVM) などの利用を想定している。提案システムの基本性能を評価するため、本稿では RBF カーネルを用いた SVM によって人物識別を行う。SVM のコストパラメータは $C = 1$ 、RBF のカーネルパラメータ $\gamma = 0.001$ とした。

多くの機械学習アルゴリズムにおいて、特徴量の取り得る値の範囲が異なる場合に精度の低下や学習効率の大幅な低下といった問題を招く。このため、特徴量抽出ブロックから得た特徴量データには標準化処理を施した。

4. 評価

ドアの開閉動作を用いた人物識別システムの実現可能性を検証するため、九州大学伊都キャンパス内のドアを用いて初期的評価実験を行った。

4.1 評価環境

図 4 に実験に用いたドアのサイズを示す。ドアは大学や

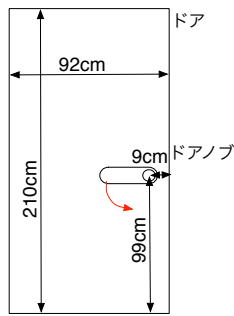


図 4 ドアのサイズ

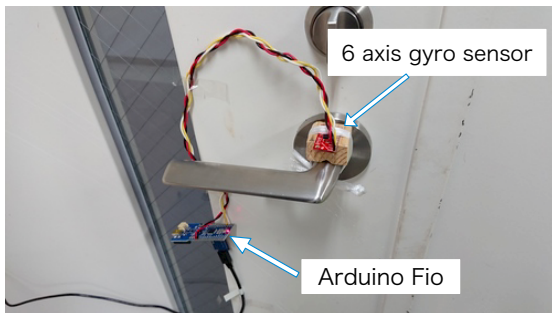


図 5 ドア及びドアノブへのセンサの取り付け状態

表 2 データ処理計算機の諸元

モデル	MacBook Air 13-inch, 2015
OS	macOS Sierra 10.12.6
プロセッサ	1.6GHz Intel Core i5
メモリ	8GB

オフィスなどで広く使用されている開き戸である。ドアのサイズは 92 cm × 210 cm であり、手を離すとドアの上部に取り付けられたドアクローザによって自動で閉まる。

図 5 にドア及びドアノブへのセンサの取り付け状態を示す。図に示すように、ドアノブの軸部分に 6 軸ジャイロセンサを治具を介して固定した。6 軸ジャイロセンサは Arduino Fio [19] マイコンボードを介してデータ処理計算機に接続されており、収集した加速度、角速度データはデータ処理計算機に記録される。6 軸ジャイロセンサは MPU-9150 [20]、データ処理計算機は MacBook Air である。表 2 にデータ処理計算機の諸元を示す。人物識別プログラムは Python 3.6.5 及び scikit-learn 0.20.1 [21] の SVM ライブラリを用いて実装した。

9 人の協力者のそれぞれに静止している状態のドアを手で引き開けてドアを通過してもらった動作を行ってもらい、加速度、角速度データを取得した。ドアを通過する動作は各協力者にそれぞれ 20 回繰り返してもらった。加速度、角速度データはサンプリングレート 100 Hz、量子化ビット数 16 bit で取得した。

本手法の想定環境は家庭内などの少人数集団内での識別であることから 9 人の中から無作為に一部の人物を選択して各人にラベル A, B, \dots を割り当て、人物識別精度を 10

表 3 評価結果

Number of users	Precision	Recall	F measure
3	0.884	0.841	0.830
4	0.852	0.796	0.785
5	0.826	0.761	0.750

分割交差検証により評価した。この評価を ${}_9C_3$ 通りの全ての組み合わせで行った。選択する人数は 3~5 人と変化させた。

評価では、人物推定結果のラベル \hat{X} と真値 X とを比較することで各ラベルごとに適合率 (Precision)、再現率 (Recall)、F 値 (F measure) を算出した。そして、各ラベルの適合率、再現率、F 値を平均することでマクロ適合率、マクロ再現率、マクロ F 値を算出した。各ラベルの適合率、再現率、F 値は以下で定義される。

$$\text{Precision}_X = \frac{|\mathbf{S}_X \cap \mathbf{S}_{\hat{X}}|}{|\mathbf{S}_{\hat{X}}|} \quad (1)$$

$$\text{Recall}_X = \frac{|\mathbf{S}_X \cap \mathbf{S}_{\hat{X}}|}{|\mathbf{S}_X|} \quad (2)$$

$$\text{Fmeasure}_X = \frac{2 \cdot \text{Precision}_X \cdot \text{Recall}_X}{\text{Precision}_X + \text{Recall}_X} \quad (3)$$

ここで、 \mathbf{S}_X 、 $\mathbf{S}_{\hat{X}}$ はそれぞれ真値が X である試行の集合、人物識別システムの推定結果ラベルが X である試行の集合である。適合率、再現率はそれぞれラベル X であると判定したデータがどれだけ正しいか、はラベル X のうちどれだけ正しく推定できたかの割合を示す指標であり、F 値はこれらの統合した総合評価である。

4.2 評価結果

表 3 に評価結果を示す。表は、9 人から無作為に n 人を取り出して評価したマクロ適合率、マクロ再現率、マクロ F 値を n の値ごとに示している。評価結果より、 $n = 3$ 人を識別する場合は適合率 0.884、再現率 0.841、F 値 0.830 と高い精度で判別可能であったことが分かる。一方で、 n を 4 人、5 人と増加させたとき適合率、再現率、F 値は全て低下したことが分かる。

図 6 に、全識別対象の 9 人を識別した場合の混同行列を示す。図より、ユーザ B やユーザ F のデータは正確に判別可能であったことが分かる。一方で、ユーザ D とユーザ E のデータは誤って識別された回数が多く、他のユーザと誤って判別された回数が多いことが分かる。似たような開閉の仕方を行うユーザが複数存在する場合に特徴量を並べた特徴量ベクトルの差が小さくなり、識別が困難となったと考えられる。また、人数が増加すると区別すべき特徴量ベクトル間からそれらの境界までの距離が小さくなり、識別が困難となったと考えられる。

5. おわりに

本稿では、ドア開閉動作時の加速度・角速度データを用

Actual \ Predicted	A	B	C	D	E	F	G	H	I
A	18	0	1	0	0	0	0	0	1
B	0	20	0	0	0	0	0	0	0
C	0	0	15	0	0	0	2	3	0
D	1	0	3	7	2	0	0	6	1
E	2	0	13	0	2	0	1	2	0
F	0	0	0	0	0	20	0	0	0
G	0	0	1	0	0	0	11	8	0
H	0	0	2	0	0	0	1	17	0
I	0	0	0	0	0	0	4	0	16

図 6 混同行列 (識別対象 9 人)

いた人物識別手法を提案した。1つの加速度・角速度センサをドアに設置することでユーザが意識することなくドアを開閉するだけで人物識別が可能である。本手法ではドアの動きに基づく加速度データの特徴に着目してドアの開閉動作を切り出し、切り出した加速度、角速度データから抽出した特徴量を用いて機械学習により人物を識別する。提案する人物識別システムの実現可能性を検証するため、実際に取得した加速度、角速度データを用いて10分割交差検証により識別精度を評価した。その結果、適合率0.854、再現率0.799、F値0.788という精度で人物識別が可能であること確認した。今後の課題として、加速度・角速度データの類似したユーザ間での識別精度の向上が挙げられる。課題の解決のため、提案手法で用いた特徴量とは相関の異なる、新たな特徴量を機械学習に用いることなどを検討する予定である。

謝辞 本稿で示した研究の一部は、科研費(JP15H05708, JP17K19983, JP17H01741)及び東北大学電気通信研究所における共同プロジェクト研究の助成で行われた。

参考文献

[1] 山野井祐介, 沼尾雅之ほか: 一般動作の加速度データによるユーザー識別手法の提案, 第73回全国大会講演論文集, Vol. 2011, No. 1, pp. 295-296 (2011).

[2] Bao, L. and Intille, S. S.: Activity recognition from user-annotated acceleration data, *International Conference on Pervasive Computing*, pp. 1-17 (2004).

[3] 村松大吾, 岩間晴之, 木村卓弘, 榎原靖, 八木康史: 一歩行映像から取得される複数特徴を用いた個人認証, 電子情報通信学会論文誌A, Vol. 97, No. 12, pp. 735-748 (2014).

[4] 河原智一, 山口修, 福井和広: 顔表面の微小特徴がなすグローバル構造を用いた人物認証, 第5回システムインテグレーション部門講演会, pp. 619-620 (2004).

[5] 杉森大輔, 岩本健嗣, 松本三千人ほか: 3軸加速度センサを用いた歩行者推定に関する研究, マルチメディア通信と分散処理ワークショップ2011論文集, Vol. 2011, pp.

147-153 (2011).

[6] Okumura, F., Kubota, A., Hatori, Y., Matsuo, K., Hashimoto, M. and Koike, A.: A study on biometric authentication based on arm sweep action with acceleration sensor, *Intelligent Signal Processing and Communications, 2006. ISPACS'06. International Symposium on*, IEEE, pp. 219-222 (2006).

[7] 染谷大介, 長谷川まどか, 田中雄一, 加藤茂夫ほか: 加速度とボタン操作を用いた個人認証方式に関する検討, 研究報告情報セキュリティ心理学とトラスト(SPT), Vol. 2011, No. 30, pp. 1-6 (2011).

[8] Kern, N., Antifakos, S., Schiele, B. and Schwaninger, A.: A model for human interruptability: experimental evaluation and automatic estimation from wearable sensors, *Wearable Computers, 2004. ISWC 2004. Eighth International Symposium on*, Vol. 1, IEEE, pp. 158-165 (2004).

[9] 大内一成, 土井美和子: スマートフォンを用いた生活行動認識技術, 東芝レビュー, Vol. 68, No. 6, pp. 40-43 (2013).

[10] 石山慎, 高橋修, 宮本衛市: 加速度センサを用いたオフィスでの行動推定 (2008).

[11] 大和淳司, 数藤, 伴野ほか: 圧力センサマットを用いた足圧画像からの個人識別の検討, 信学技報, pp. PRU94-61 (1994).

[12] Jung, J.-W., Bien, Z., Lee, S.-W. and Sato, T.: Dynamic-footprint based person identification using mat-type pressure sensor, *Engineering in Medicine and Biology Society, 2003. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE*, Vol. 3, IEEE, pp. 2937-2940 (2003).

[13] Qian, G., Zhang, J. and Kidané, A.: People identification using gait via floor pressure sensing and analysis, *European Conference on Smart Sensing and Context*, Springer, pp. 83-98 (2008).

[14] Cheng, J., Zhou, B., Sundholm, M. and Lukowicz, P.: Smart chair: What can simple pressure sensors under the chairs legs tell us about user activity, *UBICOMM13: The Seventh International Conference on Mobile Ubiquitous Computing, Systems, Services and Technologies*, pp. 81-84 (2013).

[15] 野村祐基, 磯村太郎, 板井陽俊, 安川博: DP マッチングによる歩行足音の個人識別に関する検討, 電子情報通信学会技術研究報告. SP, 音声, Vol. 107, No. 239, pp. 73-77 (2007).

[16] Randell, C. and Muller, H.: Context awareness by analysing accelerometer data, *Wearable Computers, The Fourth International Symposium on*, IEEE, pp. 175-176 (2000).

[17] Lu, Y., Wei, Y., Liu, L., Zhong, J., Sun, L. and Liu, Y.: Towards unsupervised physical activity recognition using smartphone accelerometers, *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 76, No. 8, pp. 10701-10719 (2017).

[18] Khalifa, S., Hassan, M. and Seneviratne, A.: Pervasive self-powered human activity recognition without the accelerometer, *2015 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, IEEE, pp. 79-86 (2015).

[19] ARDUINO: arduino store. <https://store.arduino.cc/usa/>.

[20] TDK InvenSense: 9Axis MotionTracking. <https://www.invensense.com/products/motion-tracking/9-axis/>.

[21] scikit learn: scikit-learn Machine Learning in Python. <http://scikit-learn.org/stable/index.html>.