

測距センサを使った低次元データによる非装着型の歩容認証

宗形 篤恭^{*1} 杉浦 裕太^{*1}

Non-Wearable Gait Identification with Low-Dimensional Time Series Using Distance Sensor

Atsuya Munakata^{*1} and Yuta Sugiura^{*1}

Abstract – Gait recognition is a biometric authentication based on the individuality of a person's walking pattern. There are two main methods: one uses image sensors, and the other uses an accelerometer. The image sensor method is superior in that it is non-wearable and does not require attention or cooperation from the user. However, the information acquired by the image sensor is high dimensional and contains secondary information, which poses a problem in terms of privacy protection. In this study, we propose a system to identify individuals by extracting their walking patterns from one-dimensional time-series data acquired by Time-of-Flight (ToF) distance sensors. The system was evaluated by Leave-One-Out cross-validation, and the average identification accuracy was 92.0% for 5 users and 75.0% for 10 users.

Keywords : gait identification, time-of-flight sensor

1. はじめに

生体認証の一つとして歩容認証がある。これは、人が歩行する際に手足の動きのパターンに現れる歩幅、腕の振り、姿勢、左右非対称性といった個性に基づく個人認証であり、近年盛んに研究されている。[1] [2] [3]

歩容の計測手法としてまず挙げられるのは、RGBカメラ、デプスカメラのようなイメージセンサを利用するものであり、特徴量の抽出には画像処理やポーズ推定が用いられる。[4] [5] [6] [7] イメージセンサを利用するものは非装着型であり、従来の生体認証技術と比べてユーザからの注目や協力がほとんど必要ない点で優れている。しかしながら、イメージセンサは取得した映像から副次的な情報を抽出される可能性や、情報の管理、補完時に発生しうる情報漏洩のリスクがプライバシー保護の観点では問題となる。

もう一つの代表的な歩容計測として、加速度センサを内蔵したデバイスを身に着けることによって得た時系列を利用するものがある。[8] [9] 加速度センサが取得するデータは低次元の時系列であるため、イメージセンサを用いる手法と比べて、意図しない目的での使用や情報漏洩のリスクは少ない。しかし、認証を行う瞬間にユーザがデバイスを身に着けている必要がある。

本研究では、歩行する人間に対して Time-of-Flight (ToF) 測距センサを用いて取得した1次元の時系列から歩行パターンを抽出し、個人を識別するシステムを提案する。これは固定した測距センサへ人間が近づく際に距離の時系列に現れる特徴を利用して個人を識別

するため、非装着型でありながら第三者が容易に個人を特定可能な情報を収集しないという二つの利点を併せ持つシステムである。

2. 関連研究

2.1 イメージセンサによる歩容認証

イメージセンサによる歩容認証には主にRGBカメラとデプスカメラが用いられる。手法としては、画像処理によって特徴を抽出した画像を入力として使うもの、カメラ映像から人間の姿勢を推定し、各部位の座標から歩行の特徴を表す統計値を入力とするもの等がある。

Zheng^[4]らは、床に設置した圧力を累積画像化するセンサとカメラで取得した歩行映像を組み合わせた個人認証手法を提案している。入力として圧力画像と歩行映像のセットを使用する。提案手法は大きく2段階に分かれており、まずカノニカル相関分析で圧力画像から相関のある歩行画像をデータセットから絞り込み、その中から入力の歩行画像についてイメージマッチングを行い個人認証する。

Zulcaffle^[5]らは3D ToFカメラによって取得した画像を利用した歩容による個人認証手法を提案している。この研究ではToF画像によるデータセットの作成、ToF画像から人物のシルエットを抽出するアルゴリズムの開発、連続画像から1周期の歩行を切り出すアルゴリズムの開発、4つの新しい画像データセット様式の開発、携帯する荷物の有無や歩行動作の激しさで使用されるアルゴリズム(パターンマッチング、確率分布、隠れマルコフモデル)を切り替える多段階クラス分類器を提案している。

Sabir^[6]らはKinectによって取得した人間の3D姿

*1: 慶應義塾大学大学院理工学研究科

*1: Graduate School of Science and Technology, Keio University

勢情報を使って個人推定する手法を提案している。この研究では姿勢情報の中から複数の関節に注目し、それらの地面からの距離と角度の歩行1周期分の統計量を特徴量として利用している。推定にはk近傍法と線形判別分類器を使用している。

Yang^[7]らも同じくKinectによって取得した人間の姿勢情報を利用した個人推定の手法を提案している。この研究では人間の身体に左右対称に存在する関節同士の相対距離の統計量を特徴量として利用している。推定にはマンハッタン距離を採用したk近傍法を使用している。

歩容に現れる特徴は、個人認証以外にも利用できる可能性が示されている。Makihara^[3]らはランニングマシン上で歩行する人物を24方向から撮影した映像を元に、人物の年齢と性別を推定する手法を提案している。映像の周波数領域を特徴量とすることで、歩行における人間の姿勢の時間的変化を1枚の画像データとして表現しており、推定にはk近傍法が使われている。

これらイメージセンサを使った個人認証手法は、取得する生体情報が具体的であり、RGB画像または深度画像からは歩容の特徴の他にユーザの容姿やシルエットを読み取ることができる。そのため、ユーザにプライバシーの侵害を心配させる可能性がある。IoT推進コンソーシアム、経済産業省、総務省が共同で発表した「カメラ画像活用ガイドブック」^[10]では、カメラ映像を事業利用する際に個人情報保護とプライバシー保護の観点から注意すべき点をまとめている。これによると、カメラ映像の収集のためには、情報の事前通告、同意の取得、データの管理法など留意すべき点が多々ある。

小清水^[11]らは、このような映像サーベイランスにおいて課題となるプライバシーの問題を解決するために、画像に映る人物を抽象化する手法を提案している。彼らは抽象化の度合いを低い順に、消去(透明)、ドット化(存在情報のみ)、ボックス化、シルエット化、エッジ化、ぼかし、頭のみボックス化、頭のみシルエット化、頭のみエッジ化、頭ぼかし、アノテーション(個人名を表示)としている。我々の研究では距離の時系列のみを用いて歩容の識別を試みる。これは小清水(2006)らの研究においては最も抽象度が高いとされるドット化された人物とほぼ同じ情報しか含まないため、プライバシーを考慮した歩容認証といえる。

2.2 加速度センサによる歩容認証

加速度センサによる歩容認証はスマートフォンなどの加速度センサを内蔵した情報端末が広く普及したことに注目して研究がされている。

Ichino^[8]らはスマートフォンに内蔵された加速度セ

ンサによって取得された3次元の加速度データを利用して個人認証を行う手法を提案している。特徴量の抽出には音声認識の分野でよく使われるケプストラム分析を利用している。これによって加速度の時系列のスペクトルから包絡線を抽出し、特徴量として利用する。個人推定にはクラスタの中心からの距離で分類する方法を取っている。

Gadaleta^[9]らもスマートフォンに内蔵された加速度センサによって取得した加速度データを利用して個人認証を行っている。この研究では特徴量抽出にCNNを用いて1クラスSupport Vector Machine (SVM)でユーザを分類している。

このように、加速度センサによる歩容認証は加速度という低次元の時系列を用いるため、イメージセンサと比較して第三者が個人を特定しやすい生体情報を含みにくい。しかしながら、ユーザがデバイスを身に着けていることが前提になっている。また、どちらの研究もデバイスを取り付ける位置(胸ポケット、ズボンのポケット)を指定したうえで計測をしなければならぬという欠点もある。我々の研究では壁面に固定した距離センサを使うことでデバイスを身に着けることなく歩容の特徴を取得する。

2.3 プライバシーを考慮した個人認証

歩容認証以外の方法を使ったプライバシーを考慮した個人認証にはKurahashi^[12]らの研究がある。この研究は、プライバシーの問題でカメラやマイクなどのセンサの設置が難しいトイレ内において、トイレトペーパーの軸内にジャイロセンサを取り付けて得られる角速度の情報から個人を推定する手法を提案している。

我々の研究では距離の時系列を使って個人識別を行う。これは小清水^[11]らの映像抽象化手法に照らし合わせても、人間の歩容を表現するデータの中では非常に抽象度が高いものだといえる。

3. 提案手法

ここでは、提案手法の構成を説明する。図1は提案手法の処理の流れを簡潔に図に表したものである。各項目について、以下に詳細を述べる。

3.1 データの取得

本研究で使用するセンシングデバイスの外観を図2に示す。コントローラにはNucleo F446REを使用する。センサにはVL53L1X TOF レーザ測距センサモジュールを使用する。このデバイスはUSBシリアルを通じてコンピュータと接続し、断続的に測定した距離情報を送り続ける。コンピュータ上でデータ記録用のスクリプトを実行することで、センシングデバイスから送信されたデータをCSVファイル形式で保存す

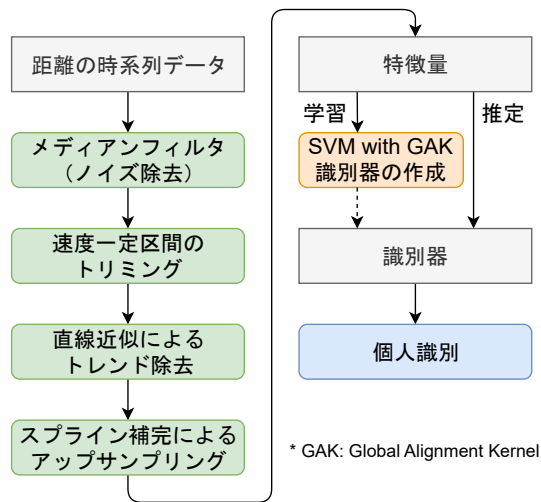


図1 提案手法の流れ
Fig.1 Flow of proposed method.

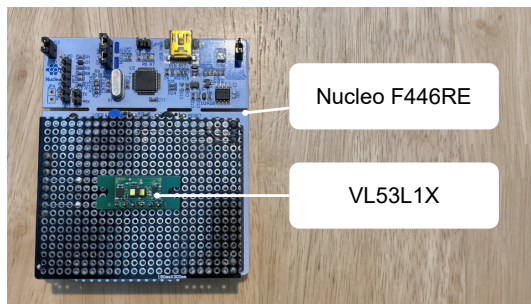


図2 デバイスの外観
Fig.2 Appearance of the device.

る。センサは床面から 1100 mm の位置に取り付ける。サンプリングレートは 20 Hz である。

データを取得するとき、ユーザは固定されたセンサから 3m 離れた位置を起点にセンサまでまっすぐに歩行する。このとき取得される距離の時系列を、本システムにおける入力として扱う。このデータには、人間の歩行動作に起因する歩行速度の短期的な変動が高周波成分として含まれるため、これを特徴量として抽出することを考える。

3.2 特徴量の抽出

取得したデータは、巨視的には人間が歩き出してから立ち止まるまでの動きに対応して、加速、等速、減速の3つの段階に分けられる。特徴量の抽出は、この中の等速区間を切り出し、そのうえでトレンドを除去する処理である。これにより、歩行動作に起因するわずかな変動を時系列の特徴量として取り出す。

等速区間の切り出しは、データの巨視的な変化のみに注目するために近似曲線を使って行う。メディアンフィルタを使ってノイズ除去をした後、最小二乗法で近似曲線を求め、微分値が最小となる点を等速区間の基準とする。微分値が最小の点は近似曲線において加

表1 実験参加者の情報
Table 1 Information on participants.

	平均	標準偏差
年齢	23.2	1.5
身長 [cm]	174.7	8.3

速が減速に転じる点、つまり加速と減速の中間に位置するため、ここでは歩行が比較的安定しているためである。最終的に、基準点における速度に対する比が一定以上の区間を等速区間として切り出す。

切り出されたデータは、最小二乗法により直線で近似した結果を減算することでトレンドを除去し、これをスプライン補完でサンプリングレートが2倍(40 Hz)になるようにアップサンプリングし、特徴量とする。

3.3 識別器の作成

個人識別を行う識別器にはカーネル法を用いたサポートベクターマシン(SVM)を用いる。カーネル関数にはGlobal Alignment Kernel (GAK)^[13]を選択する。これらの構成でOne-VS-Rest分類器をユーザの数だけ作成し多クラス分類を実現する。実装には時系列を対象とした機械学習ツールキットであるtslearn^[14]を利用する。

4. 評価実験

提案システムによる個人識別の精度を評価するために、10人を対象として時系列を収集した。10人はすべて男性であった。性別以外の実験参加者の情報を表1に示す。

実験参加者はセンシングデバイスから3m離れた位置で直立した状態からセンサに向かって歩行する動作を1人あたり10回行った。歩行に際して参加者には普段通りの自然な歩行をするよう指示した。

取得したデータを使い、Leave-One-Out交差検証によって平均識別精度を評価した。図3は識別対象のユーザ数を5から10へ変化させたときの平均識別精度の推移を表したグラフである。結果として、平均識別精度はユーザ5人の平均で92.0%、ユーザ10人で75.0%となった。ユーザが10人のときの結果を混同行列にしたものを図4に示す。

5. 議論

交差検証の結果から、6人のユーザまでは平均識別精度が90%以上であり、個人の識別が可能であると考えられる。しかしながら、7人以上の識別については人数が増えるにつれて平均識別精度が低くなっていることが読み取れる。これは、対象とする人数が増えるときとそれだけ似た歩容をもつユーザのグループが形成される確率が高くなり、その結果として誤分類が増えたことが原因と考えられる。例えば、図4においてラベ

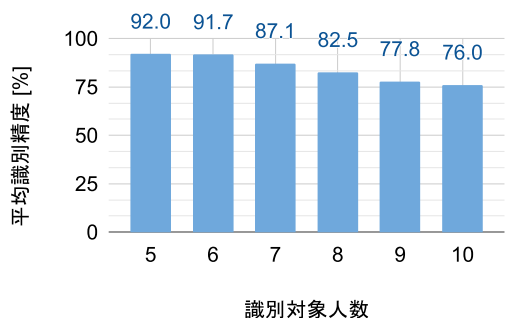


図3 識別対象人数と平均識別精度の関係
Fig.3 Relationship between the number of people to be identified and the average accuracy.

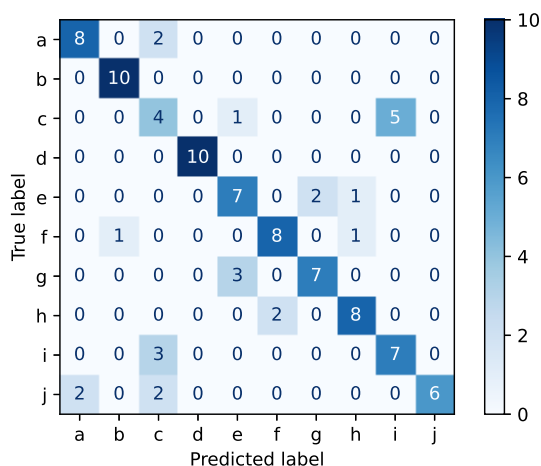


図4 10人を対象に個人識別したときの混同行列
Fig.4 Confusion matrix when 10 people are identified.

ル3を持つユーザのデータのうち40%がラベル9を持つユーザであると誤分類されており、両者は似た歩容をもっていることが推察される。

これを解決する方法としては、別の特徴量を加味して識別結果に重みづけをすることが考えられる。例えば、特徴量を抽出する処理の途中で求めた時系列の近似曲線、この係数を特徴量としてクラス中心を求め、新データに対しては各クラスからのユークリッド距離をSVMの識別関数の出力に重みづけすることができる。これにより、歩行の巨視的な変化と微視的な変化両方を加味した学習が実現できる可能性がある。

6. おわりに

本研究では、歩行する人間に対してToF測距センサを用いて取得した1次元の時系列から歩行パターンを抽出し、個人を識別するシステムを提案した。本システムをLeave-One-Out交差検証で評価した結果、平均識別精度はユーザ5人の平均で92.0%、ユーザ10人で75.0%となり、6人までの個人識別については90%

以上の精度で可能なことが分かった。今後は歩行の巨視的变化も加味した学習によりさらなる精度向上を目指す。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 JP21H03485 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Nixon,M.S., Tan,T., Chellappa,R.: Human Identification Based on Gait; Springer, Boston, MA (2006)
- [2] Cunado,D., Nixon,M.S., Carter,J.N.: Automatic extraction and description of human gait models for recognition purposes; Computer Vision and Image Understanding **Vol.90**, No.1, pp.1-41, (2003).
- [3] Makihara,Y., Mannami,H., et al.: Gait Analysis of Gender and Age Using a Large-Scale Multi-View Gait Database; Proceedings of the 10th Asian Conference on Computer Vision, **Vol.2**, No.12, pp.440-451 (2010).
- [4] Shuai,Z., Kaiqi,H., et al.: A cascade fusion scheme for gait and cumulative foot pressure image recognition; Pattern Recognition, **Vol.45**, No.10, pp.3603-3610 (2012).
- [5] Zulcaffle,T.M.A., Kurugollu,F., et al.: Frontal View Gait Recognition With Fusion of Depth Features From a Time of Flight Camera; IEEE Transactions on Information Forensics and Security, **Vol.14**, No.4, pp.1067-1082 (2019).
- [6] Sabir,A., Ahmed,M., et al.: Human gait identification using Kinect sensor; Kurdistan Journal of Applied Research, **Vol.2**, Issue 3 (2017).
- [7] Ke,Y., Yong,D., et al.: Relative distance features for gait recognition with Kinect; Journal of Visual Communication and Image Representation, **Vol.39**, pp.209-217 (2016).
- [8] Ichino,M., Kasahara,H., et al.: A study on gait recognition using LPC cepstrum for mobile terminal; ICIS 2013, pp.11-16 (2013).
- [9] Gadaleta,M., Rossi,M.: IDNet: Smartphone-based gait recognition with convolutional neural networks; Pattern Recognition, **Vol.74**, pp.25-37 (2018).
- [10] IoT 推進コンソーシアム, 経済産業省, 総務省: カメラ画像利活用ガイドブック; (2018)
- [11] Koshimizu,T., Toriyama,T., Babaguchi,N.: Factors on the sense of privacy in video surveillance; CARPE '06, pp.35-44 (2006).
- [12] Kurahashi,M., Murao,K., et al.: Personal identification system based on rotation of toilet paper rolls; PerCom Workshops, pp.521-526 (2017).
- [13] Cuturi,M.: Fast Global Alignment Kernels; http://www.icml-2011.org/papers/489_icmlpaper.pdf, (2021-6-3)
- [14] Romain,T., Johann,F., et al.: Tslern, A Machine Learning Toolkit for Time Series Data; Journal of Machine Learning Research, **Vol.21**, No.118, pp.1-6 (2020).