

# DTW 距離を用いた歩容データからの本人識別における走りの影響

三好 駿†

明治大学総合数理学部 先端メディアサイエンス学科 菊池研究室†

## 1 はじめに

歩容には、多様な個体差があり、それを用いた本人識別などの幅広い応用が考えられている。歩容データを用いた本人識別には、防犯カメラのような録画映像でマスクやサングラスといった顔が見えない状態や、識別対象が映像で小さく映っていても本人の識別ができるという利点がある。そのため、防犯や犯罪捜査の支援などの応用が考えられる。一方、通常歩行での識別はできても、犯人が走って逃亡した場合などの識別には課題がある。逃亡行為に加え、人物識別においては、自分がその場にいることを知られたくない場合、自分以外の誰かになりすます、という攻撃を受けることも考えられる。

この課題に対して、森らは歩容における特徴量に基づいて本人を識別する方式を提案している [1]。さらに、外乱の影響を受けにくい特徴量の提案も行っている [2]。歩きスマホや、段ボールを持った歩行といった私生活上起こりうる外乱の影響を受けた歩容データにおいても変動が少ない関節を用いることで識別が可能であることを示している。特に、歩きスマホにおいては  $k$ -NN( $k$ -nearestneighbor)を用いることでロバスト性の高い手法を提案している。

しかし、森らは私生活上における外乱の影響を加味した研究 [1][2] を行っているが、スキップや走りなどに関しての本人識別の影響は明らかになっていない。全身の関節に影響を与えるような外乱に対する本人識別の影響を調査する必然性がある。

そこで、本研究では自分が自分だと識別されないような行為を行った場合の本人識別率を調査し、その難易度の評価を行う。特徴量には DTW(Dynamic Time Warping) 距離を用いて、通常歩行データを学習データ、追跡防止行為をテストデータとして実験を行う。さらに、特徴量として用いる関節を 24 すべて用いるだけでなく、特徴量の数を変動させることで、本人識別率の変化を明らかにする。

## 2 関連研究

### 2.1 DTW を用いた個人識別手法

森らは、DTW を用いて歩容データから本人を識別する手法を提案し、特徴量を 5 つ統合した場合、EER=0.03 になることを示した [1]。

DTW はパターンマッチングの手法の一種である。長さの異なる 2 つの時系列データが与えられた時、一部のデータが損失していても、時間軸を収縮させてデータの類似距離を算出する。

### 2.2 「歩きスマホ」にロバストな個人識別手法の提案

森らは、歩容識別手法において、 $k$ -NN を適用することにより外乱にロバストな手法を提案した [2]。既存手法では、外乱を含む場合最大で FRR=0.99 にまで誤差率が上昇してしまうが、提案手法を用いることで最大で 0.79 まで抑えられることを示した。

歩きスマホのような日常的に起こりやすい外乱を含むデータにおいては、外乱の影響が少ないと考えられる部位のみを用いることで高い精度での識別が可能であることが分かっているが、全身の関節に影響を与えるような外乱に対するロバスト性は低いと考えられている。

### 2.3 歩容データからの属性推定リスク

本人識別といった歩容データの有用性を用いた研究ではなく、歩容データを個人情報とし、そのリスクに着目した研究もおこなわれている。我々は、男性と女性では視覚的に歩行に違いがあることを発見し、歩容を用いた性別推定手法を提案し、実験により精度評価を行った [3]。実験の結果、7 個の特徴量を組み合わせることにより、ERR=0.014 の精度で性別の推定が可能であり、歩容データには性別属性の暴露リスクがあることを示した。

## 3 評価手法

本研究では、自分が自分だと識別されないような行為の状態を追跡防止行為と呼ぶことにする。追跡防止行為とは、物を待たずにスキップ、早歩き、小走りをした状態と定義する。この 3 状態において評価を行う。

†Shun Miyoshi, Department of Frontier Media Science, School of Interdisciplinary Mathematical Science, Meiji University, Kikuchi Laboratory.

歩容データはモーションキャプチャセンサーから得られた関節の3次元座標を用いる。測定したデータのうち、一歩分の時系列データのDTW距離を算出することによって個人識別を行う。追跡防止行為それぞれの場合で個人識別を行い、その精度を評価する。個人の識別手法は次のステップから成る。

1. サイクル切り出し
2. 関節座標の相対座標化
3. DTW距離の計算
4. 本人識別
5. 関節数を変動させた本人識別

1~3は[1]と同様である。本稿では4, 5の本人識別手法と関節数の変動方法について述べる。

本研究では、現実的な問題を考慮して通常歩行のデータをテンプレートとし、追跡防止行為の3状態をテストデータとして評価を行う。追跡防止行為データ1つに対し、通常歩行データ各々の24関節のDTW距離を算出、合計し、DTW距離が最も小さかった通常歩行データを本人として識別する。なお、Kinectで記録できる関節数は25個であるが、ステップ2にてSpine Midを基準に他24関節の相対座標化をしているため使用する関節数は24個となっている。

さらに、24ある関節の数を変動させることで識別の精度が高い関節数は24なのか、それとも少ない特徴量なのかを調査する。

## 4 実験

### 4.1 実験目的

1. 追跡防止行為が行われた場合の本人識別率の変化を調査する。
2. 特徴量(関節)の数を変動させた場合の本人識別率の変化を調査する。

### 4.2 実験環境

データ取得にはMicrosoft社のモーションキャプチャデバイス、Kinect v2を用いる。Kinect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次元座標を推定可能である。

### 4.3 データ取得

本研究では2019年8月、明治大学中野キャンパス6階ラウンジにおいて、実験協力の同意を取って、被験者

5名の歩容データを取得した。実験環境の詳細を表1に示す。

床から0.8mの位置に固定したKinect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。

表1 取得データ情報

項目	詳細
実験日	2019年8月22日・23日
人数	5人(男性:4 女性:1)
年齢	21~23歳
場所	本学6階ラウンジ
測定回数	通常歩行1回 スキップ1回 早歩き4回 走り4回

### 4.4 本人識別

取得した追跡防止行為1データに対し、通常歩行の5つある被験者のテンプレートデータから各関節ごとにDTW距離を算出する。さらに算出した24関節のDTW距離をすべて合計し、各テンプレートで比較をする。その中で最も値が小さいものをテンプレートと同一人物とする。

図1にテンプレートとなる通常歩行と小走りした場合の関節Head, Wrist Right, Wrist Left, Ankle Right, Ankle Leftの軌道を示す。これは被験者Mの歩容データを使用している。この図から、走っている軌道が通常歩行のよりも大きくぶれていることがわかる。加えて、走っている時のフレーム間の関節の移動距離が大きいことが点を結ぶ直線の長さからわかる。

### 4.5 最適な関節数

先行研究[1]で取得してある通常歩行の5つあるデータを用いて、テンプレートデータとDTW距離を計算し、歩行中に最もテンプレートが識別しやすい関節を調べる。これらの関節を降順に削除していき、追跡防止行為における本人識別の最適な関節数を求める。

### 4.6 実験結果

#### 4.6.1 24関節を用いた識別結果

歩行のみの本人識別において識別しやすい特徴となった関節を昇順に表2に示す。さらに、各状態で本人と識別された結果を表3に示す。表内の数字はテストデータのうち本人と識別された数を分数で表記している。な

表2 各テンプレートの関節

No.	K	M	N	O
1	Hip Right	Shoulder Left	Shoulder Right	Shoulder Right
2	Wrist Left	Elbow Left	Neck	Knee Right
3	Hand Left	Knee Right	Hip Left	Head
4	Hand Tip Left	Hand Left	Spine Shoulder	Spine Base
5	Spine Base	Knee Left	Spine Base	Neck
6	Neck	Ankle Right	Knee Left	Shoulder Left
7	Elbow Left	Leg Right	Hip Right	Hip Left
8	Hip Left	Hand Tip Left	Head	Knee Left
9	Spine Shoulder	Wrist Left	Shoulder Left	Hip Right
10	Thumb Left	Shoulder Right	Elbow Right	Ankle Right
11	Hand Right	Ankle Left	Wrist Right	Leg Right
12	Head	Thumb Left	Hand Right	Spine Shoulder
13	Shoulder Left	Spine Base	Ankle Right	Thumb Right
14	Ankle Left	Neck	Leg Left	Thumb Right
15	Leg Left	Head	Knee Right	Elbow Left
16	Hand Tip Right	Elbow Right	Hand Tip Right	Wrist Left
17	Thumb Right	Hip Left	Thumb Right	Hand Left
18	Wrist Right	Leg Left	Ankle Right	Elbow Right
19	Ankle Right	Spine Shoulder	Leg Right	Wrist Right
20	Elbow Right	Hip Right	Elbow Left	Hand Right
21	Leg Right	Wrist Right	Wrist Left	Leg Left
22	Shoulder Right	Hand Right	Hand Left	Hand Tip Left
23	Knee Left	Hand Tip Right	Hand Tip Left	Hand Tip Right
24	Knee Right	Thumb Right	Thumb Left	Ankle Left

表3 各状態での識別結果\*

データ名	スキップ	早歩き	走り	Total
K	0/1 (0.00)	0/4 (0.00)	0/3 (0.00)	0/8 (0.00)
M	1/1 (1.00)	3/4 (0.75)	4/4 (1.00)	8/9 (0.89)
N	1/1 (1.00)	4/4 (1.00)	4/4 (1.00)	9/9 (1.00)
O	0/1 (0.00)	0/4 (0.00)	2/4 (0.50)	2/9 (0.22)
T	1/1 (1.00)	4/4 (1.00)	4/4 (1.00)	9/9 (1.00)

\* 分母はデータ数, 分子は識別数を表す. 括弧内は分数を少数で表記したもの.

#### 4.6.2 関節数を変動させた識別結果

関節数を変動させて識別した結果を図2に示す. なお, この実験は追跡防止行為別に分けず, すべての追跡防止行為のデータを合わせている. 凡例の括弧内はデータの数を表す. そのうち識別できたデータの個数が縦軸のラベルである.

図2において, 全データのうち最も多く識別できたのは, 使用する関節数が14の時であり, 全35データ中, 本人と識別できたデータ数25である. その時の内訳を表4に示す. 24関節を使用した場合と同様, 被験者M, Nは高く, 被験者Oは低い.

被験者Oは関節数kが6, 7の時に最も識別ができたがk=5と他のデータと比較しても小さい. 被験者Nはk<19までは識別数が少ないが, それ以降はほぼ100%識別できている. 逆に被験者Mはk<16までは100%識別できているがそれ以降の識別数は, 関節数1の時を除いて下降傾向である.

全体的にkの変化に規則性はみられない. 結論, k=14の 때가, 最も識別数が多い. これに対し, 関節数が1つの時も識別数24という高い結果が出ている.

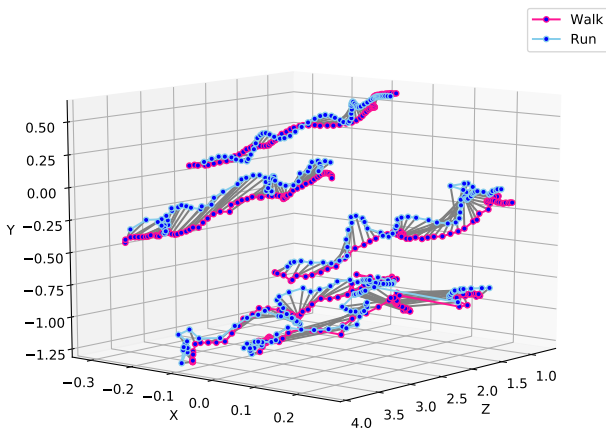


図1 被験者M 通常歩行と走りの関節軌道とDTW距離

お, 被験者Kはデータ記録が1部欠損したため, 他の被験者よりも走りのデータが1不足している.

24関節すべてを使った場合, 被験者Kに関してはどのデータも本人と識別できることができなかった. 加えて, 被験者Oも0.5の精度でしか本人と識別することができなかった. 逆に被験者Nと被験者Tに関してはどのデータでも確実に1.0の精度で本人と識別することができた.

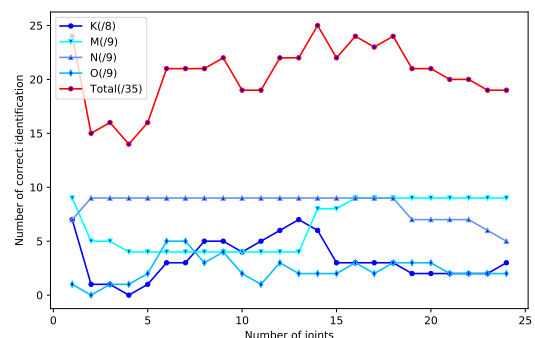


図2 関節数kを変動させた識別結果

表4 関節数 14(k=14) の時の識別結果\*

データ名	<i>K</i>	<i>M</i>	<i>N</i>	<i>O</i>	Total
識別数	6/8 (0.75)	8/9 (0.89)	9/9 (1.00)	2/9 (0.22)	25/35 (0.71)

\* 分母はデータ数, 分子は識別数を表す. 括弧内は分数を少数で表記したものの.

#### 4.7 考察

2つの実験を通して識別に失敗した被験者 *O* の原因として, 歩行を行う場合と追跡防止行為を行う場合で各関節の動きの変化が大きいことがあげられる. 図2から, 24個すべての関節を用いて識別を行い, 識別数が小さかった被験者 *K*, 被験者 *O* のうち関節の数を変動させることで識別数が変化する被験者 *K* に対し, 被験者 *O* は9データのうち識別できたデータ数が3以下の場合が21回と変化が小さかったためである.

これは, 歩行と追跡防止行為に対し, 共通する個人の癖や特徴が存在しないためだと考える. 加えて, 追跡防止行為を行った場合の関節の変動の大きさも一つの要因だと考える.

図3に被験者 *O* の Wrist Right と Wrist Left の軌道を示す. 図1と図3を比較すると腕の関節の変化が歩行と走りで見られる. このような, 特徴が存在しにくいこと, 通常歩行と追跡防止行為で関節が大きく変化することの二つの要因が被験者 *O* をうまく識別できなかった主な要因だと考える.

逆に表2と図2から, 関節数が1でも高い識別率だった被験者 *K*, *M*, *N* に関してはそれぞれ Hip Left, Shoulder Left, Shoulder Right は通常歩行を行った場合と追跡防止行為を行った場合で変化が少ない関節であることがわかる.

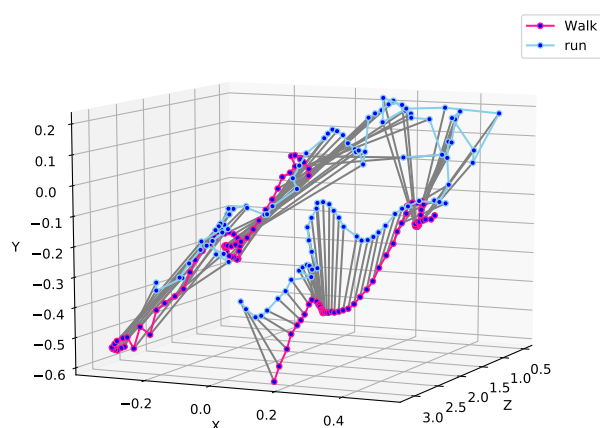


図3 被験者 *O* の通常歩行と走りの関節軌道と DTW 距離 (失敗例)

## 5 おわりに

本研究では, 結果から, 歩行データを学習として追跡防止行為の本人識別を行うと, 個人差が大きいことを示した. 関節個数を変動させることによって, 識別できる数が変わることを確認し,  $k=14$  の時が最適であり, 35データ中 25 データの識別ができることを示した.

本研究で使用した手法は, 通常歩行と追跡防止行為を通して, どちらにも特徴がでる関節が存在する人物には有用であるが, そうでない人物 (本研究では被験者 *O*) には有用性が低いことが分かる. また, 図3から, DTW の距離が大きすぎるためマッチングがうまくいかないことが分かる.

よって, 本手法は追跡防止行為を行う万人に対しては十分ではなく, ほかの手法を考える必要がある.

今後は全身の関節が大きく変動する外乱に対しては, 関節だけではなく別の特徴量, 例えば手足の可動域や各関節の関係などの視覚的には見えにくい特徴量を追求することを今後の課題とする.

## 参考文献

- [1] 森 駿文, 菊池 浩明, “歩容データの DTW 距離に基づく個人識別手法の提案と外乱に対する評価”, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム (DICOMO 2018), pp. 672-680, 2018.
- [2] 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.
- [3] 三好 駿, 森 駿文, 菊池 浩明, “歩容データからの属性暴露リスクについて”, 情報処理学会第 81 回全国大会, pp.3 421-3 422, 2019.