

歩容データからの属性暴露リスクについて

三好 駿† 森 駿文‡ 菊池 浩明†

明治大学総合数理学部† 明治大学大学院先端数理科学研究科‡

表 1 被験者の情報

被験者	男	女
人数	77	44
年齢	18~57 歳	18~70 歳
データ数	462	262

1 はじめに

歩容データには、多様な個体差があり、それを用いた幅広い応用が考えられている。例えば、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]。個人識別だけでなく、性別や年齢、病歴などの個人に関わる属性を本人の同意なく推定されるリスクがある。しかしながら、これらのリスクの大きさや体のどの部位に特徴があるのかは明らかではない。例えば、図 2 は本研究で取得した典型的な男女の体格の例を示しているが、何に基づいて性別が推定できるのか自明ではない。

そこで、本研究では 121 名の歩容データを取得し、複数の関節の特徴量を統合して、個人に関わる属性のうち、性別の推定を試みる。

2 実験

2.1 実験目的

1. 歩容を観察し、特徴量となりうる関節を明らかにする。
2. 特徴量をもとに性別を推定する。

2.2 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。

2.3 データ取得

本研究では 2018 年 7 月、明治大学中野キャンパス多目的室において、実験協力の同意を取って、表 1 の 121 名の歩容データを取得した。床から 0.9m 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。121 名に 6 回歩行してもらい、測定を行った。

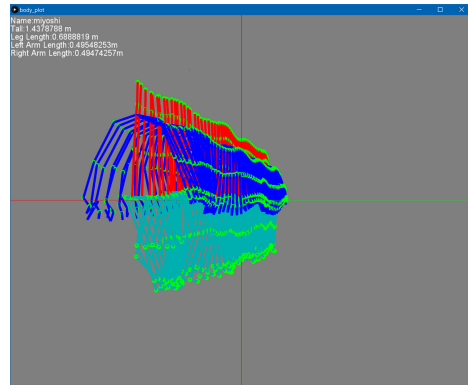


図 1 Playback システム実行例

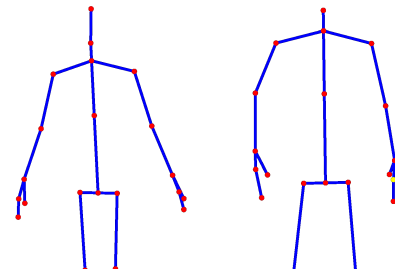


図 2 男女の腕の違い (左: 女性, 右: 男性)

2.4 歩容データの可視化システム

歩容データから特徴量を選定するために、取得したデータをプレイバックし、可視化するシステムを processing を用いて実装した。本システムは、歩容データのアニメーションと移動履歴の累積プロット機能を有する。図 1 に後者のシステムの出力例を示す。これは代表的な男性の歩容データである。

2.5 特徴量

可視化された歩容を観察し、図 2 に示すような男女の歩き方違いがわかった。その中でも特に違いが顕著な腕の動きに着目する。更に、身体的特徴も特徴量に加えて図 3 と表 2 に示す 8 種の特徴量を選定した。

表 2 の (1) から (7) は関節間の歩行における平均距離である。ただし、(4)Hip Wrist は HIP と WRIST の

Attribute Disclosure Risk from Gait Data

†Shun Miyoshi, Hiroaki Kikuchi, School of Interdisciplinary Mathematical Science, Meiji University

‡Takafumi Mori, Graduate School of Advanced Mathematical Sciences, Meiji University

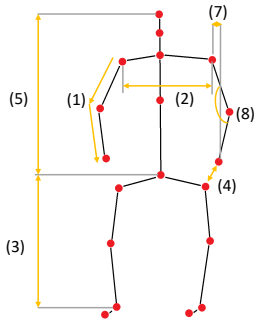


図3 特徴量

表2 特徴量の定義と推定率

特徴量	定義	平均男	平均女	推定率 (%)
(1)Arm Length	SHOULDER-WRIST	0.48	0.45	85.63
(2)Shoulder	SHOULDER_R-SHOULDER_L	0.34	0.31	82.04
(3)Leg	HIP-ANKLE	0.70	0.63	80.24
(4)Hip Wrist	HIP-WRIST	0.15	0.16	79.97
(5)Upper Body	HEAD-SPINE.BASE	0.76	0.72	72.92
(6)Tall	Upper Body + Leg	1.43	1.30	69.06
(7)Shoulder Wrist	SHOULDER-WRIST	0.05	0.06	65.60
(8)Arm Angle	ELBOW の角度	155.23	158.65	59.94

表3 ArmLength による推定結果

推定性別 \ 真の性別	真の性別	
	男	女
男	385(a)	28(b)
女	76(c)	235(d)

x-y の 2 次元空間上の距離とする。(7)Shoulder Wrist は SHOULDER と WRIST の x 座標のみの距離とする。(8)Arm Angle は ELBOW の平均角度の特徴量とする。(1), (2), (3), (5), (6) の特徴量は身体の静的な特徴, (4), (7), (8) は腕の動的な特徴量である。

2.6 性別推定方法

特徴量について全歩容データの男女別の平均を算出し、それらの中間値を閾値として、性別を推定する。例えば、(1)Arm Length のみを用いた時、0.48 と 0.45 の中央、0.465[m] 以上が男、未満が女である。特徴量と推定率を表 2 に示す。

推定率を向上させるために、複数の特徴量を次のように統合する。統合する特徴量の個数を k とする。各特徴量を推定率の高い順にソートし、上位 k 個の特徴量のうち過半数の推定性別を統合時の推定性別とする。例えば、 $k=3$ の時、用いる特徴量は (1), (2), (3) であり、3 つの特徴量で性別が男、女、女と推定された場合、統合時の推定性別は女とする。

2.7 実験結果

特徴量 Arm Length 単体を用いた時の推定結果を表 3 に、分布図と閾値を図 4 に示す。ここで、推定率は推定

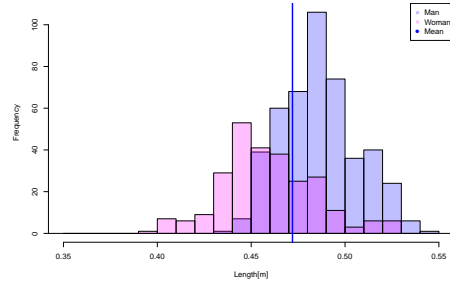


図4 ArmLength の分布

表4 特徴量統合の推定率

k	特徴量	推定率 (%)
3	(1)-(3)	94.75
5	(1)-(5)	98.34
7	(1)-(7)	99.86

性別が正しかった割合、すなわち

$$\text{推定率} = \frac{a + d}{a + b + c + d}$$

とする。表 2 と図 2 を照らし合わせると、(4)Hip Wrist, (7)Shoulder Wrist, (8)Arm Angle については視覚的にも数値的にも女性の方が男性よりも値が大きくなっていることがわかる。

k 個の特徴量を統合した時の推定率を表 4 に示す。最も推定率の高い特徴量である Arm Length が 85.63% だが、特徴量を統合した場合、99.86% まであがる。

2.8 考察

本研究により、腕の長さが最も性別を識別されやすい特徴量であることが明らかになった。

$k=3$ の場合、腕の長さ、肩幅、足の長さの身体の静的な特徴に関する特徴量のみが統合されているが、 $k=7$ の場合は身体の静的な特徴量と腕の動的な特徴量の両方を含むため、推定率が上がったと考える。

3 おわりに

本研究では、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。実験の結果、7 個の特徴量を組み合わせることにより、99.86% の精度で性別の推定が可能であることを示した。この結果により、歩容データには性別属性の暴露リスクがあることが示された。

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 (DICOMO2018), pp.672-680, 2018.