
2019年2月1日
修士論文発表会

深度センサによる歩容特徴量の DTW距離に基づく個人識別手法の提案

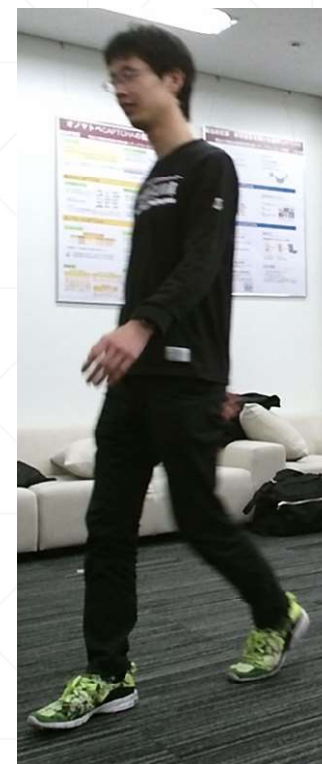
森 駿文
菊池研究室

論文の構成

1. 序論
2. 関連研究
3. 統計量を用いた個人識別手法
4. DTWを用いた個人識別手法
5. DTWを用いた個人識別におけるフュージョン手法(※一部)
6. k 近傍による外乱にロバストな個人識別手法
7. まとめ

背景

- 歩容を用いた認証・識別手法が増えている
- 近年、歩きスマホをする人も増えている
 - 約半数の人が「歩きスマホ」をしている[1]
- 既存の歩容識別研究は通常の歩行のみをターゲットとしていた
 - 個人の追跡・人流推定で歩きスマホなどの外乱の影響を考慮する必要がある



通常歩行



歩きスマホ

[1]一般社団法人電気通信事業者協会 「歩きスマホ」の実態および意識に関するインターネット調査について (2018/3/23)

関連研究

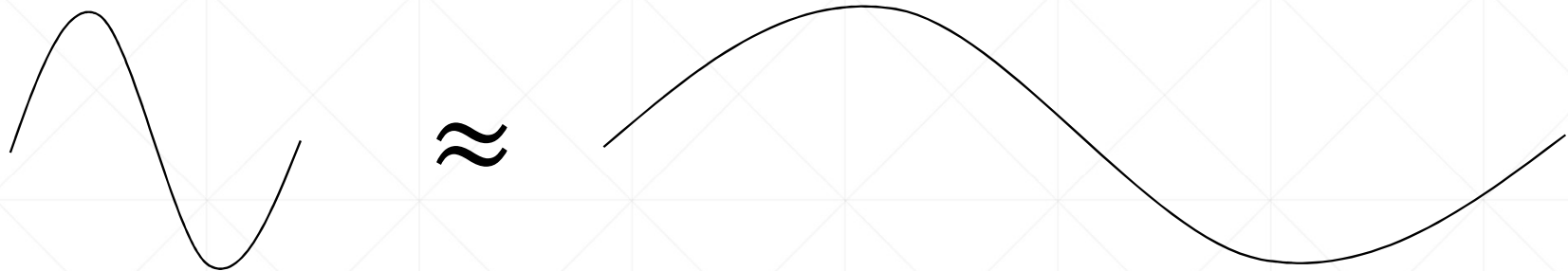
■ Muaaz et al.[1]

- ポケットに入れたスマートフォンを用いた歩容認証手法を提案
- 加速度情報にDTWを適用することで相違度(距離)を計算
- 問題点
 - » 対象者の協力が必要
 - » 手足の動きを用いることができない
 - » センサー数が限られるため歩行の“外乱”に弱い

[1] M. Muaaz, R. Mayrhofer, “Smartphone-Based Gait Recognition: From Authentication to Imitation”, IEEE Transactions on Mobile Computing, Vol. 16, pp. 3209-3221, 2017.

DTW

- Dynamic Time Warping(動的時間収縮法)[2]
 - 主に音声認識などで利用される
- 2つの時系列データの距離を計算
 - 距離を最小化するように時間軸を伸長させる
 - 2データの長さが異なっても適用できる



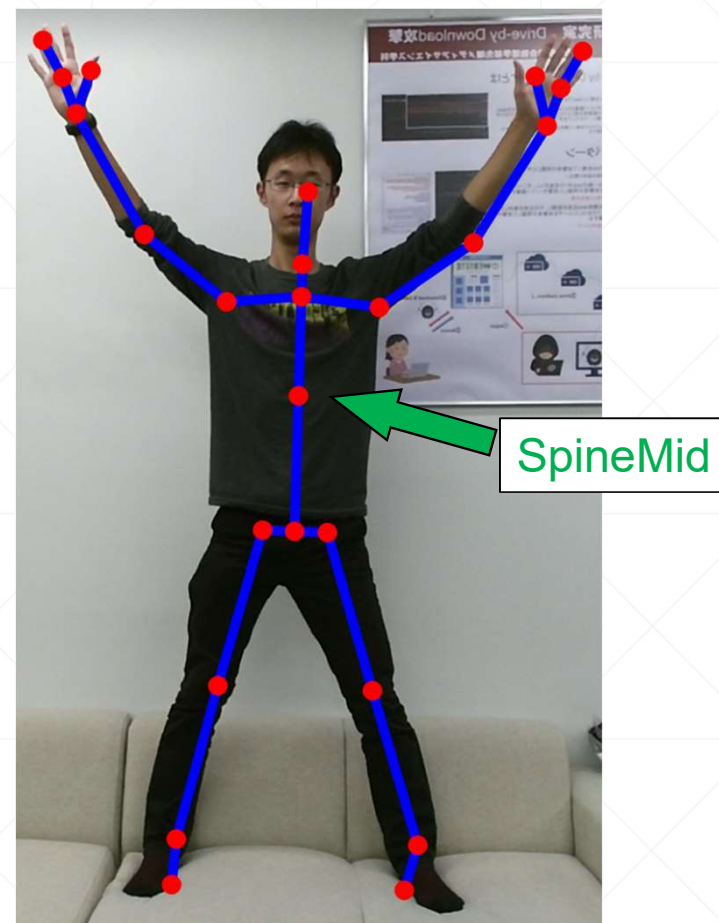
[2] D. Berndt, J. Clifford, "Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series", The Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp.359-370, 1994.

本研究のアプローチ

- 外部のセンサーから歩容を観測
 - 対象者の協力が不要
- DTWを適用することで個人識別を行う
 - 手足の動きの相違度を計算
- 複数の特徴量を組み合わせることで外乱に頑強となる
 - 外乱: カバンを持つ, 歩きスマホをするなど, 識別を妨害する要因

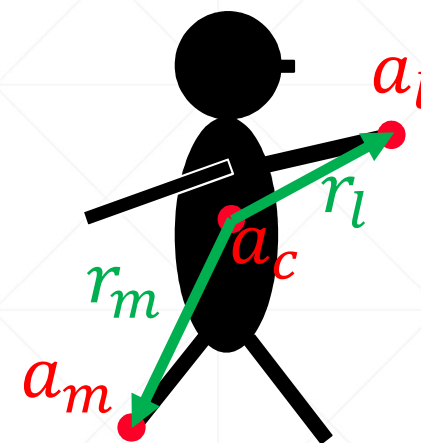
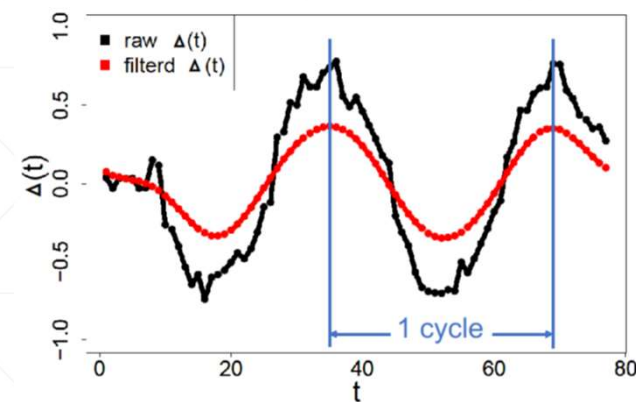
モーションキャプチャデバイス

- Microsoft Kinect V2
- 深度センサにより, 25個の関節の3次元座標が測定可能
 - カメラを原点とする座標を測定
 - SpineMidを中心とする座標に変換



提案手法

1. 1サイクル切り出し
2. 関節座標の相対座標化
 - 身体の中心からの相対座標にする
3. それぞれの関節ごとにDTW距離の計算
4. 複数特徴量の統合と本人識別



本人識別(重み付きユークリッド距離)

- 5章の手法
- 関節 l, m のDTW距離 : d_l, d_m
- 関節 l, m のDTWの標準偏差 : σ_l, σ_m
- 関節 l, m を組み合わせた統合DTW距離:

$$D_{l,m} = \sqrt{\left(\frac{d_l}{\sigma_l}\right)^2 + \left(\frac{d_m}{\sigma_m}\right)^2}$$

- 全員のテンプレートと比較し, 最も距離が近い人であると識別

歩きスマホの影響

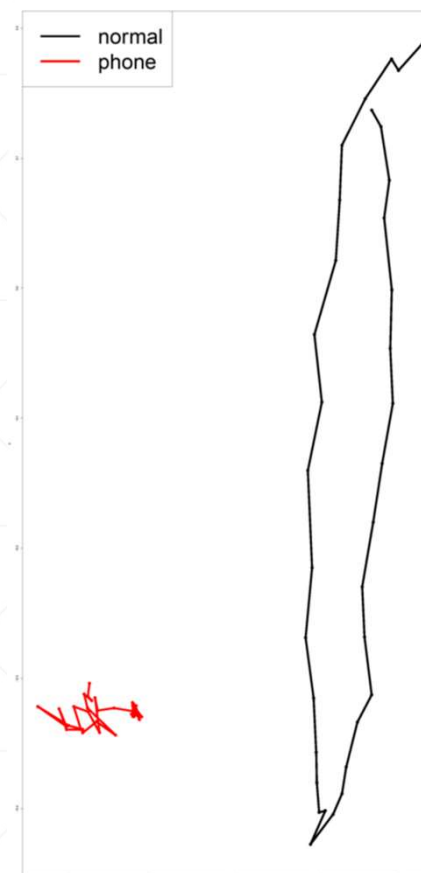
歩きスマホ中の
Aさん



A~Dさんのテンプレートとの距離 $\frac{d_l}{\sigma_l}$ を計算

		特徴量					統合距離
		頭	右手	左手	右足	左足	
テンプレート主	Aさん	6	17	0	3	2	18.4
	Bさん	15	12	8	8	9	24.0
	Cさん	12	10	4	1	5	16.9
	Dさん	7	8	4	2	10	15.3

歩きスマホの影響を受けている



通常歩行と歩きスマホの
右手の軌跡

本人識別(k -NN)

- 6章の手法
- 関節 l, m のDTW距離 : d_l, d_m
- 関節 l, m のDTWの標準偏差 : σ_l, σ_m

1. データを入力
(歩きスマホAさん)



2. 各テンプレートの各特徴量との距離 $\frac{d_l}{\sigma_l}$ を計算

	頭	右手	左手	右足	左足
Aさん	6	17	0	3	2
Bさん	15	12	8	8	9
Cさん	12	10	4	1	5
Dさん	7	8	4	2	10

3. ソートして上位 k 個の中で多数決
($k = 5$ の場合)

ユーザ	特徴量	距離
Aさん	左手	0
Cさん	右足	1
Aさん	左足	2
Dさん	右足	2
Aさん	右足	3

実験方法

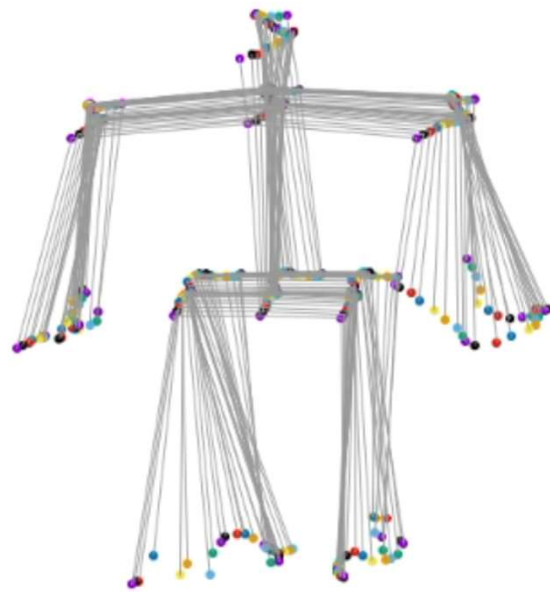
- データ収集
- 各関節のDTW距離(特徴量)を計算
- 特徴量を統合し精度を評価
 - 精度評価にはFRR(本人拒否率)を使用
 - $FRR = \frac{\text{他人と識別された回数}}{\text{本人のデータ同士で識別をした回数}}$
 - エラー率なので値が小さい方が優れている

データ収集

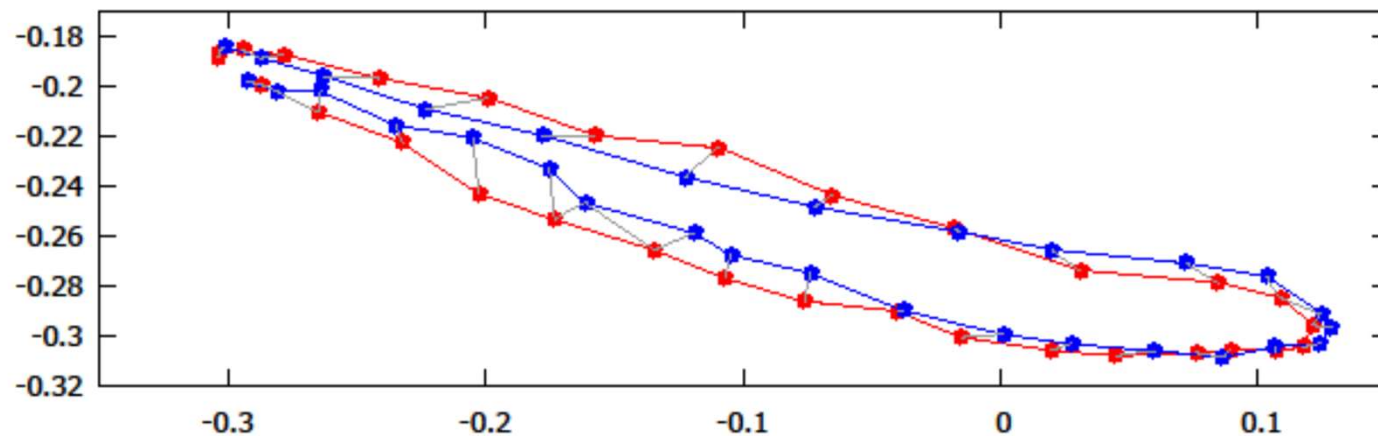
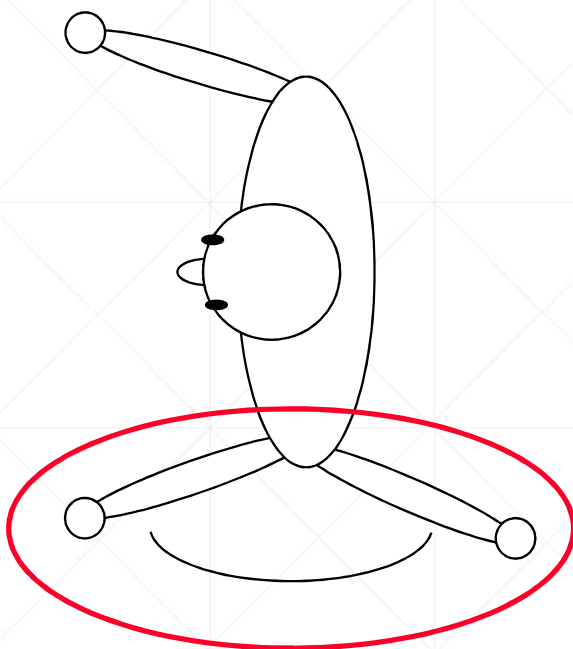
- 通常歩行: 合計**145名**
- 外乱歩行: 合計**111名**
 - 大股 : 34名
 - 箱を持つ : 38名
 - 歩きスマホ: 39名
- それぞれ, 一人あたり5データ収集



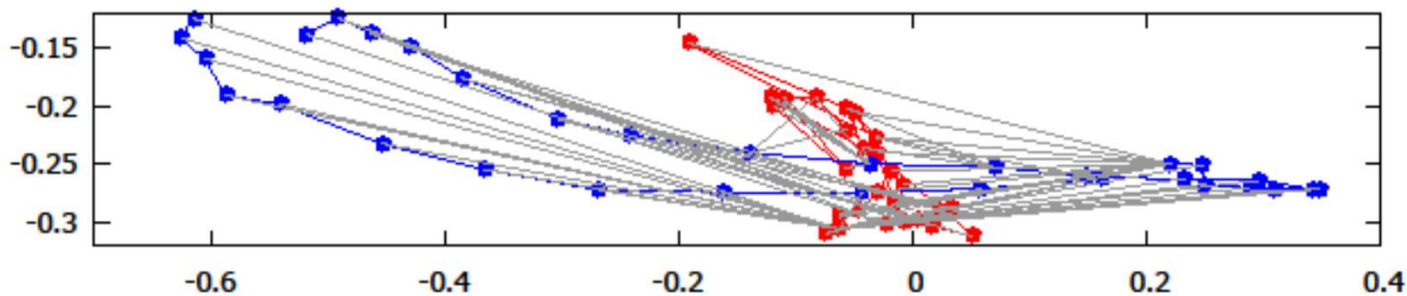
データ収集結果



関節ごとのDTW距離の例



自分とのDTW(距離は0.45m)



他人とのDTW(距離は12m)

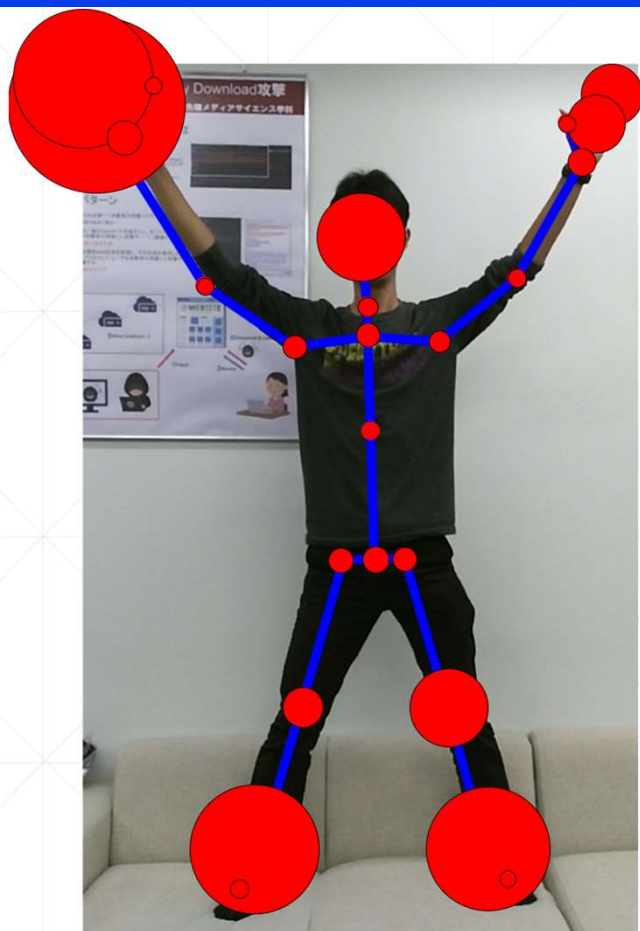
提案手法のFRR

- 特徴量単体時は, Muaazらの手法に相当
- 重み付きユークリッド距離は, 最良だった5つの特徴量を使用
- k -NNでは, $k = 40$ のときの値を使用
- 通常歩行はユークリッド距離が最良
- 外乱を含む歩行では k -NNが最良

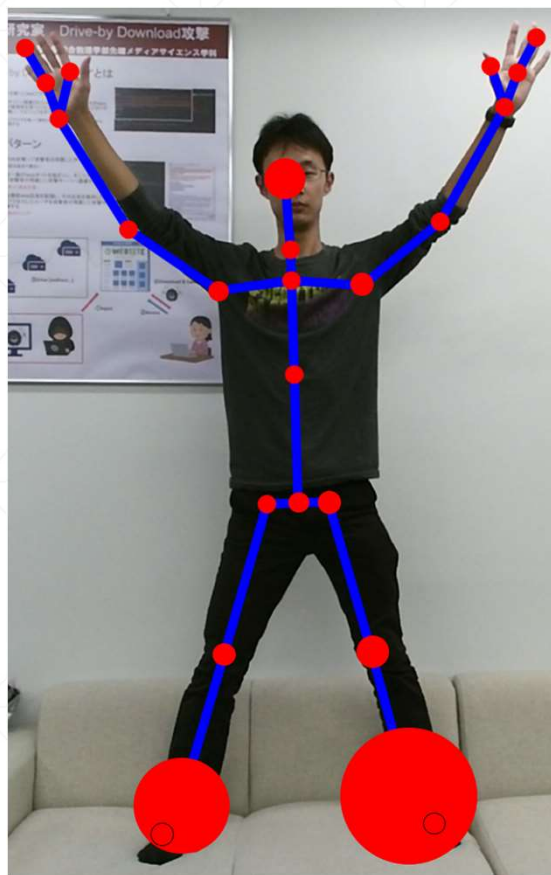
各外乱ごとの, 従来手法と提案手法のFRRの最小値

	normal	big	box	phone
単体時	0.33	0.75	0.82	0.60
重み付きユークリッド距離	0.07	0.73	0.99	0.88
$k - NN$	0.12	0.67	0.78	0.52

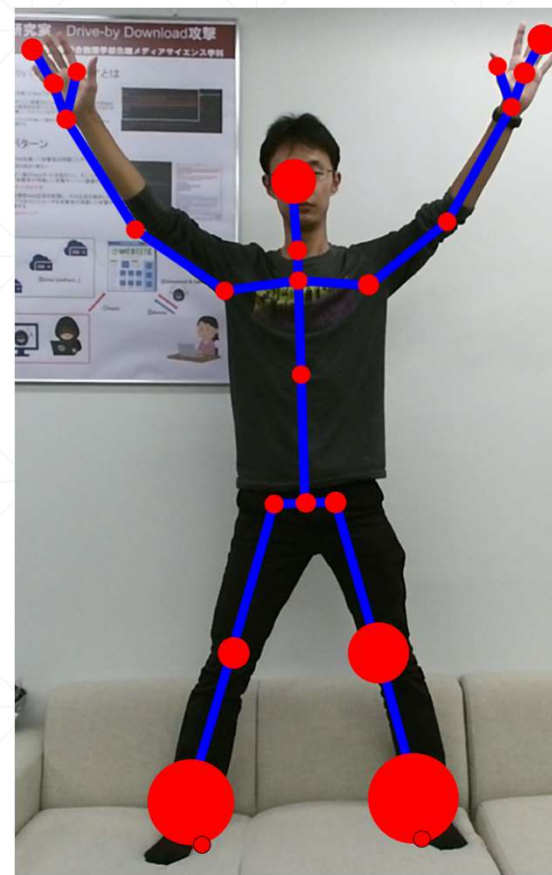
k -NNにおいて最上位になった関節の分布



通常歩行



箱を持って歩く



歩きスマホ

まとめ

- 深度センサとDTWを用いた歩容識別手法を提案した
- 重み付きユークリッド距離により複数特徴量を統合した
 - 通常歩行のFRRが0.07となった
 - 歩きスマホでは, $FRR = 0.88$ となってしまった
- k -NNを用いることで, 外乱の影響の小さい特徴量のみを用いた識別が可能となった
 - $k = 40$, テンプレート数3つが最適だった
 - 歩きスマホのときで, $FRR = 0.52$ となった