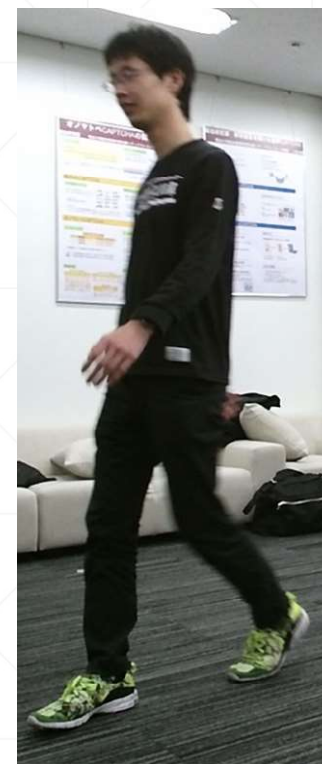

複数の歩容特徴量の k 近傍による「歩きスマホ」 にロバストな個人識別手法の提案

森 駿文, 菊池 浩明

明治大学大学院先端数理科学研究科

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)

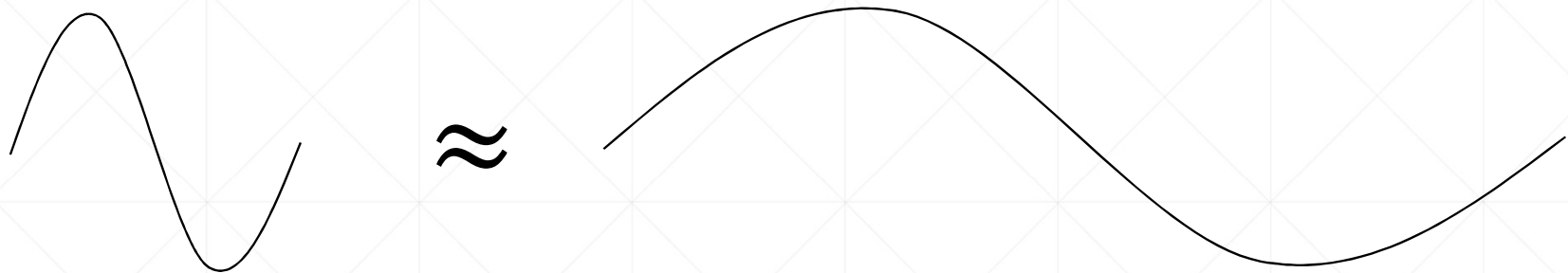
関連研究

- Muaaz et al.[2]
 - 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を適用することで個人認証
 - 対象者の協力が必要, 手足の動きを観測できない
- 森(CSS 2018)
 - Kinectにより観測した歩容のデータにDTWを適用
 - 複数の特徴量を組み合わせることで精度を向上
- これらは通常の歩行のみをターゲットとして実験していた

[2] M. Muaaz, R. Mayrhofer., "Smartphone-based gait recognition: From authentication to Imitation.", IEEE Trans. on Mobile Computing, Vol. 16, No. 11, pp. 3209-3221, 2017.

DTW

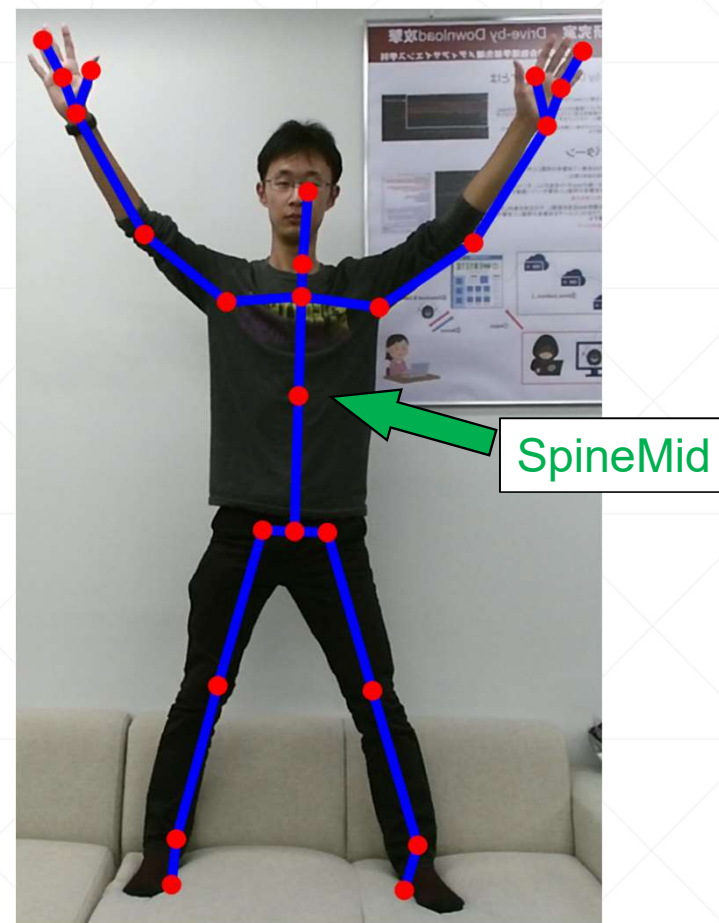
- Dynamic Time Warping(動的時間収縮法)[3]
 - 主に音声認識などで利用される
- 2つの時系列データの距離を計算
 - 距離を最小化するように時間軸を伸長させる
 - 2データの長さが異なっていても適用できる



[3] 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.

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



従来手法(森 CSS2018)

- 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 を用いたときの統合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

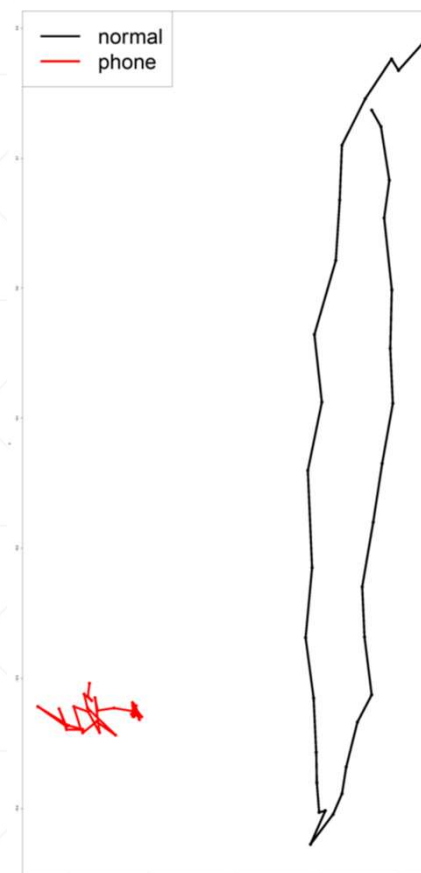
歩きスマホ中の
Aさん



A~Dさんのテンプレートとの距離 $\frac{d(R_L, R'_l)}{\sigma_l}$ 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識別に失敗



通常歩行と歩きスマホの
右手の軌跡

研究目的と方針

■ 目的

- 「歩きスマホ」など，歩行に対する外乱に頑強な歩容識別手法を提案すること

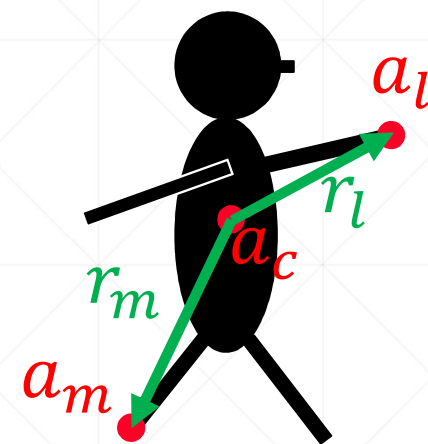
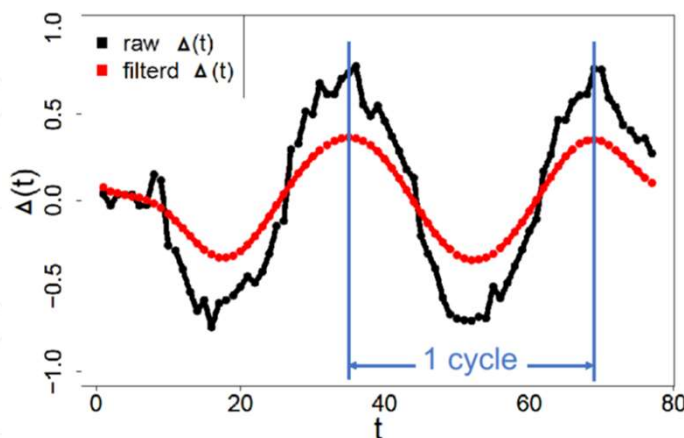
■ 方針

- 従来の手法では，外乱に関係なく全特徴量を平等に扱っていた
- 外乱の影響を受けていない特徴量を使いたい
 - » 例): 歩きスマホ中は右手を識別に使わない
- k -NNを用いて外乱の影響の少ない特徴量を抽出しそれだけを用いて識別をする

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. 本人識別
 - k -NNを使用

(森 CSS2018)
と同様



本人識別(提案手法)

- 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



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

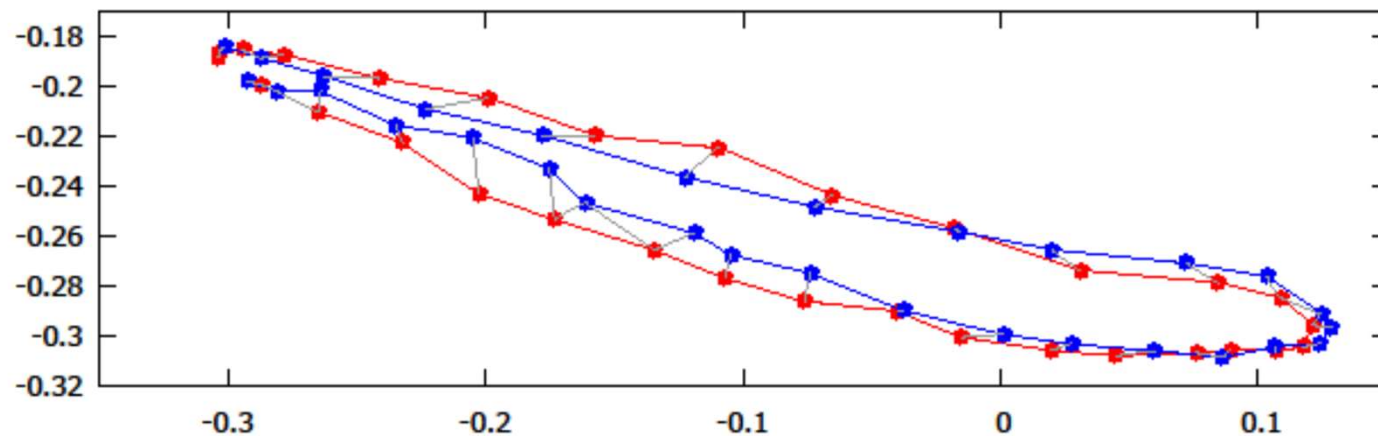
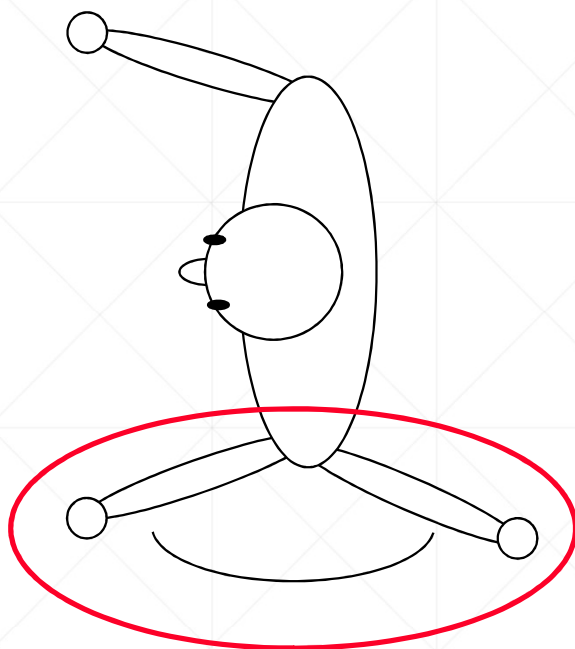
- データ収集
- 従来手法に対する外乱の影響を調査
- 提案手法の精度評価
 - 最適な k の値, テンプレート数を明らかにする

データ収集

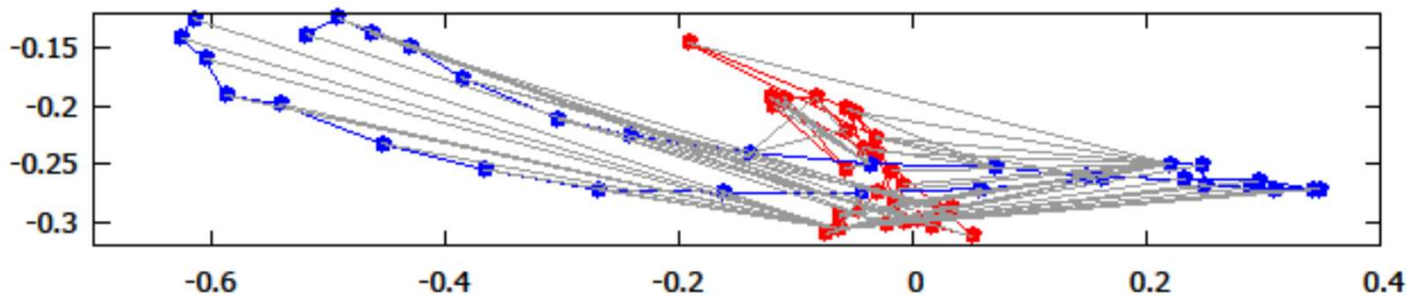
- 通常歩行: 合計**145名**
- 外乱歩行: 合計**111名**
 - 大股 : 34名
 - 箱を持つ : 38名
 - 歩きスマホ: 39名
- それぞれ, 一人あたり5データ収集



各関節のDTW距離の例

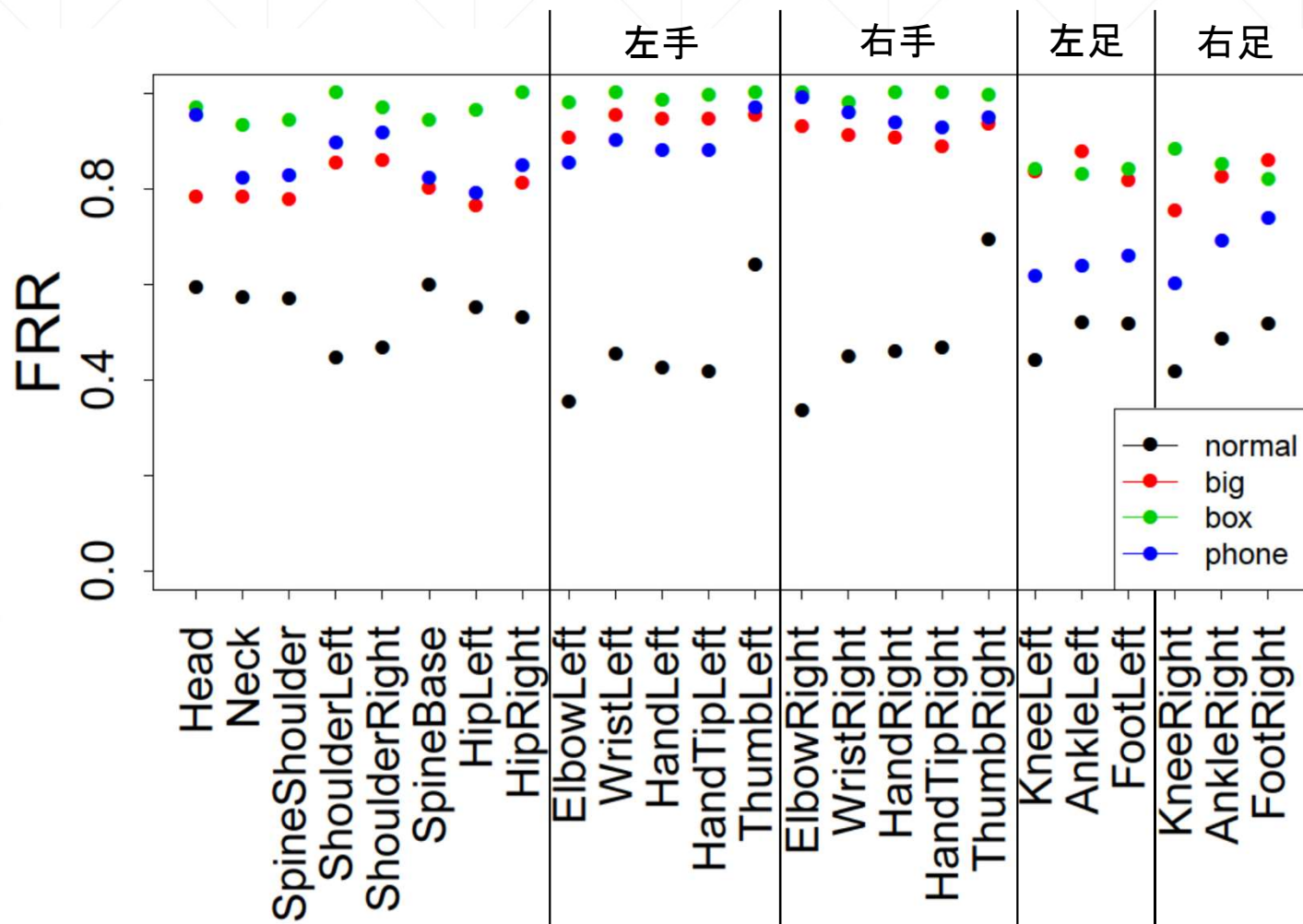


自分とのDTW(距離は0.45m)



他人とのDTW(距離は12m)

特徴量を単体で用いた際のFRR(グラフ)



各外乱のFRRの最小値

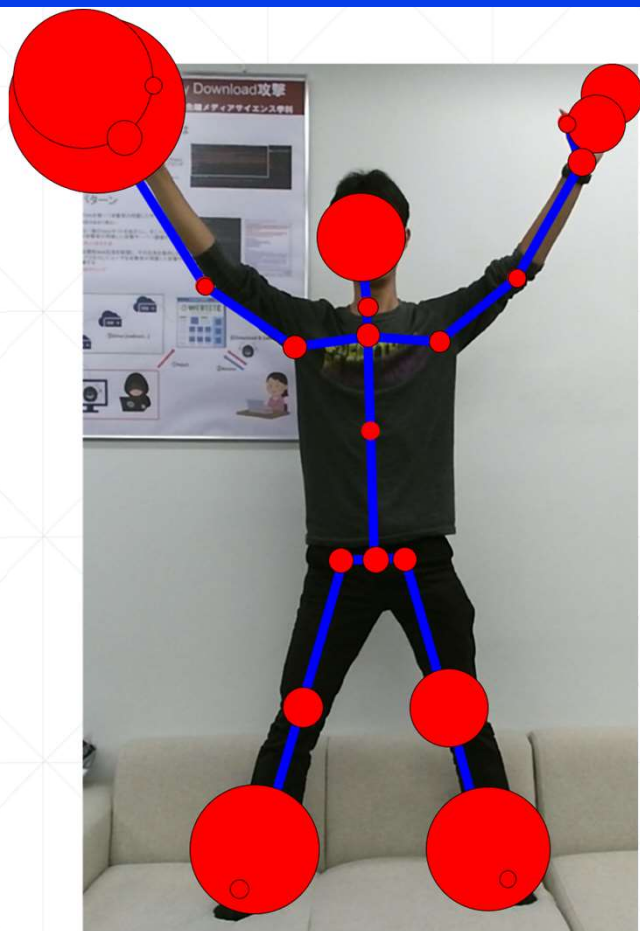
外乱	FRR	最小な関節
normal	0.33	ElbowRight
big	0.75	KneeRight
box	0.82	FootRight
phone	0.60	KneeRight

従来手法と提案手法FRR

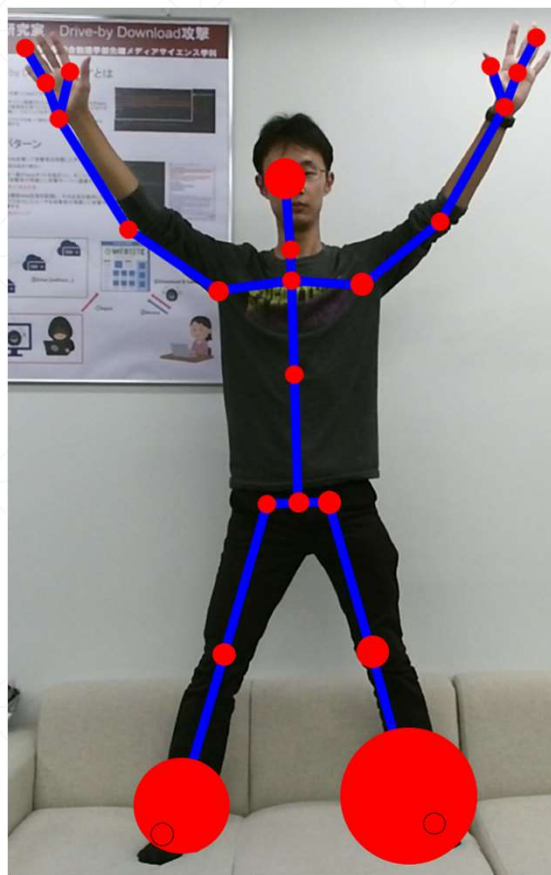
- 従来手法は, (森 CSS2018)で最良だった5つの特徴量を使用
- 通常歩行は従来手法の方がよかった
- 外乱を含む歩行では提案手法の方がFRRが小さくなった

	normal	big	box	phone
従来手法(単体時)	0.33	0.75	0.82	0.60
従来手法(5つ統合)	0.07	0.73	0.99	0.88
提案手法($k = 40$)	0.12	0.67	0.78	0.52

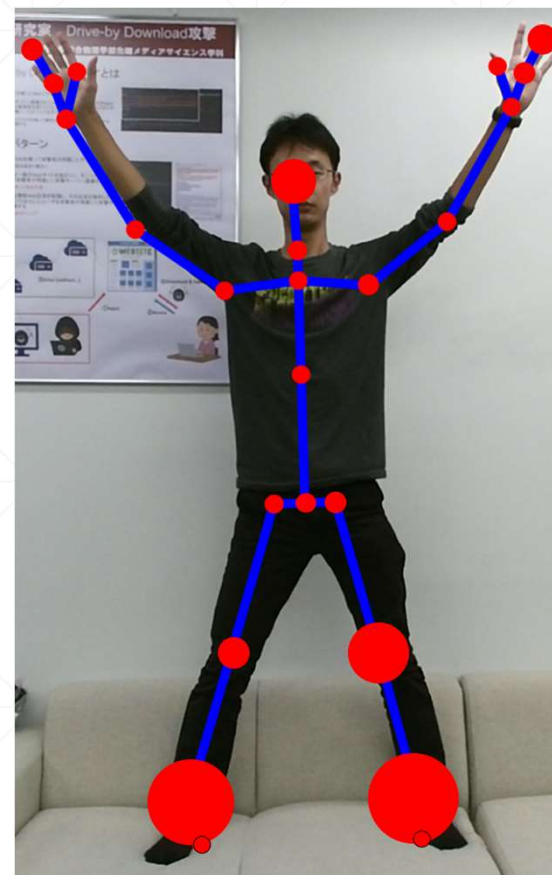
k -NNにおいて最上位になった関節の分布



通常歩行



箱を持って歩く



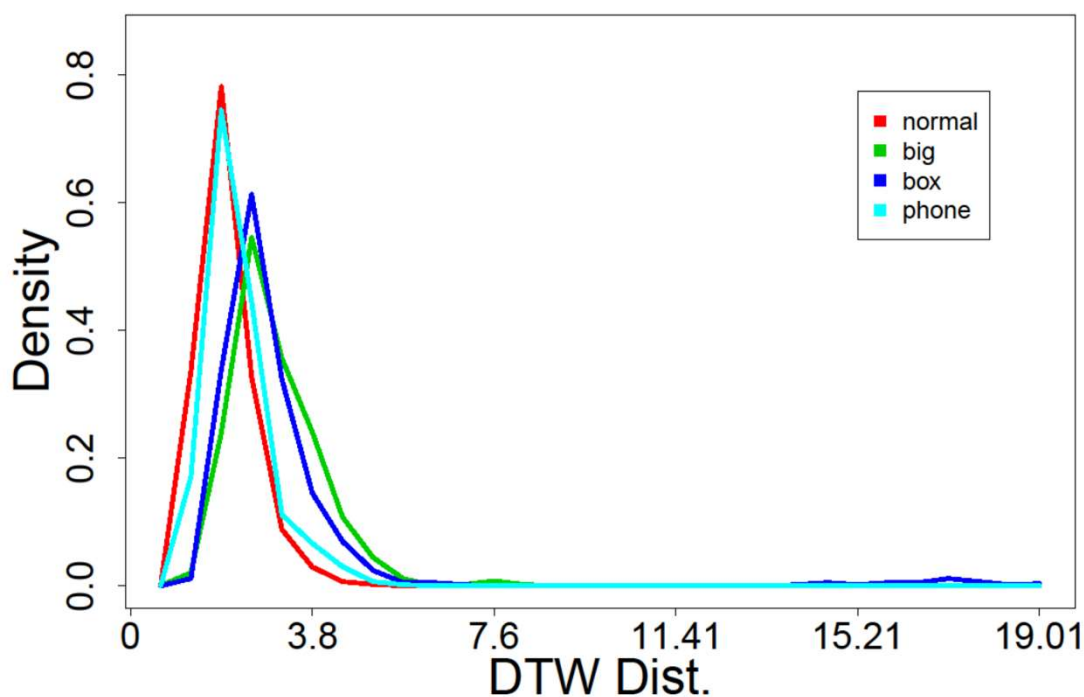
歩きスマホ

考察

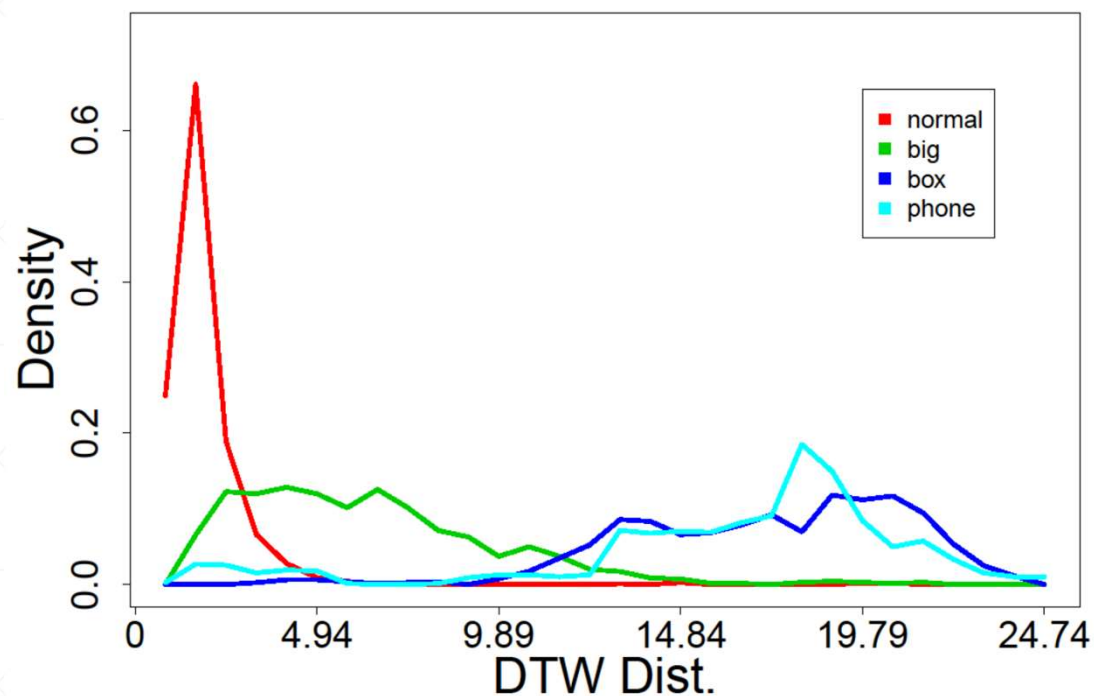
- 単体でFRRが小さい特徴量と, k -NNで採用される特徴量は必ずしも一致していなかった
- 通常歩行では提案手法よりも既存手法の方がFRRが小さかった
 - 正規化が適切ではなかった

正規化前のDTW距離の分布

■ 同じ人同士の通常歩行と外乱歩行のDTW距離



FootRightの分布



HandTipRightの分布

まとめ

- DTWを用いた歩容識別において k -NNを適用した
 - 既存手法では歩きスマホの場合FRR=0.88となった
 - 提案手法では最良でFRR=0.34まで向上した
 - » $k = 40$, テンプレート数3つが最適だった
- 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