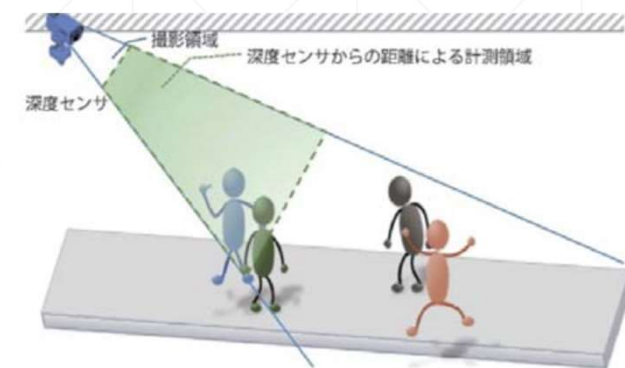

歩容データのDTW距離に基づく 個人識別手法の提案と外乱に対する評価

森 駿文, 菊池 浩明

明治大学先端数理科学研究科

背景

- センサを用いた個人追跡・人流推定が増えてきている
- 大塚ら[9]は、深度センサを用いた人流推定実験を行った
 - 深度センサの情報は個人識別子にならないとしている
- 我々は、深度センサを用いて歩容より個人識別を行ってきた(森 2017)



[9] 大塚孝信, 西田智裕, 柴田大地, 伊藤孝行, プライバシに配慮した深度センサ式人流計測システムの試作と実装, Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2018

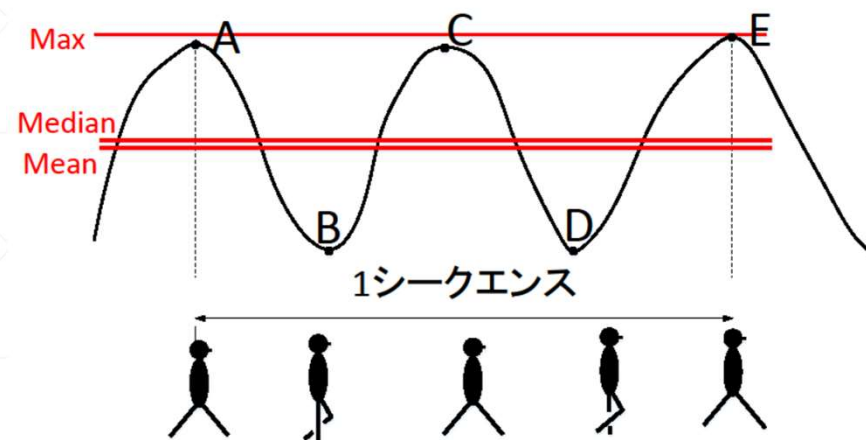
これまでの研究とその課題

■ 深度センサによる歩容特徴量を用いた個人識別・追跡手法の提案[1]

- 関節間の距離の統計量を特徴量として個人識別
- 特徴量を組み合わせて最適時でEER=0.25

■ 課題

- 静的な統計量だけでは5つ以上組み合わせても精度が向上しなかった



[2] 森 駿文, 菊池 浩明, "深度センサによる歩容特徴量を用いた個人識別・追跡手法の提案", CSS2017

本研究の新規性

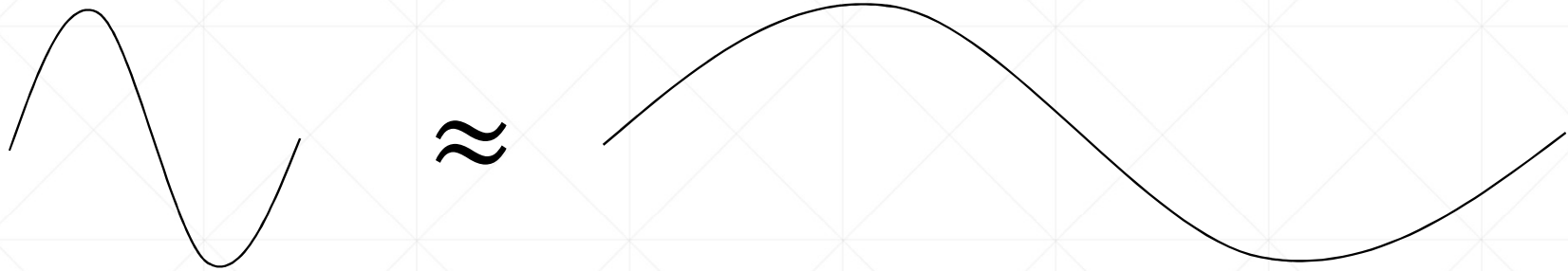
- これまでの課題
 - 静的な特徴量では身長が同じ被験者を識別できない
 - 手間の動的な距離は変動が大きすぎる
- 本研究のアプローチ
 - 動的な時系列データの距離を特徴量とする
 - DTWを利用

研究目的

1. 歩容の時系列マッチングの方式を提案すること
2. 実験により精度を明確にすること
3. 外乱に対する影響の調査を行うこと

DTW

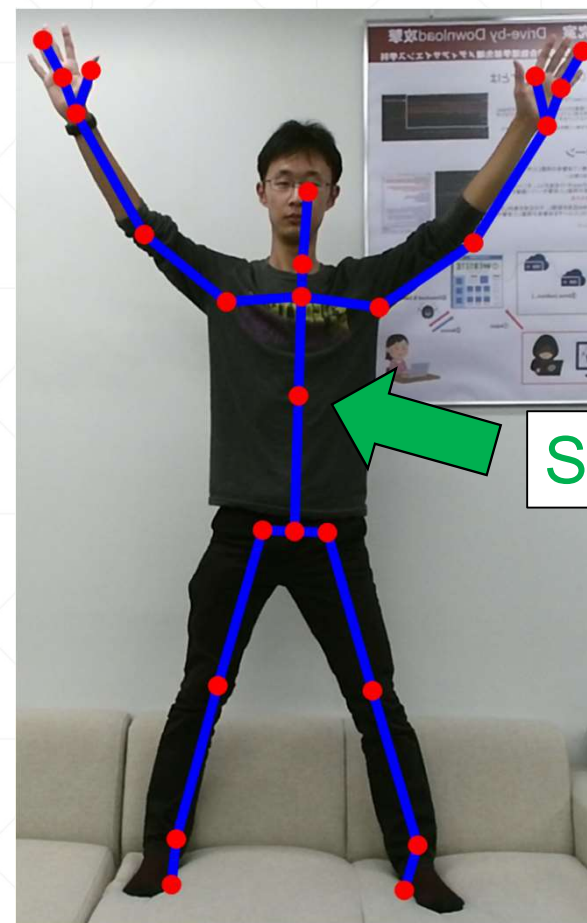
- Dynamic Time Warping(動的時間収縮法)
- 2つの時系列データの距離
 - 距離を最小化するように時間軸を伸長させる
 - 2データの長さが異なっていても適用できる



[10] D. Berndt, J. Clifford, Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series, AAAI Technical Report, 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

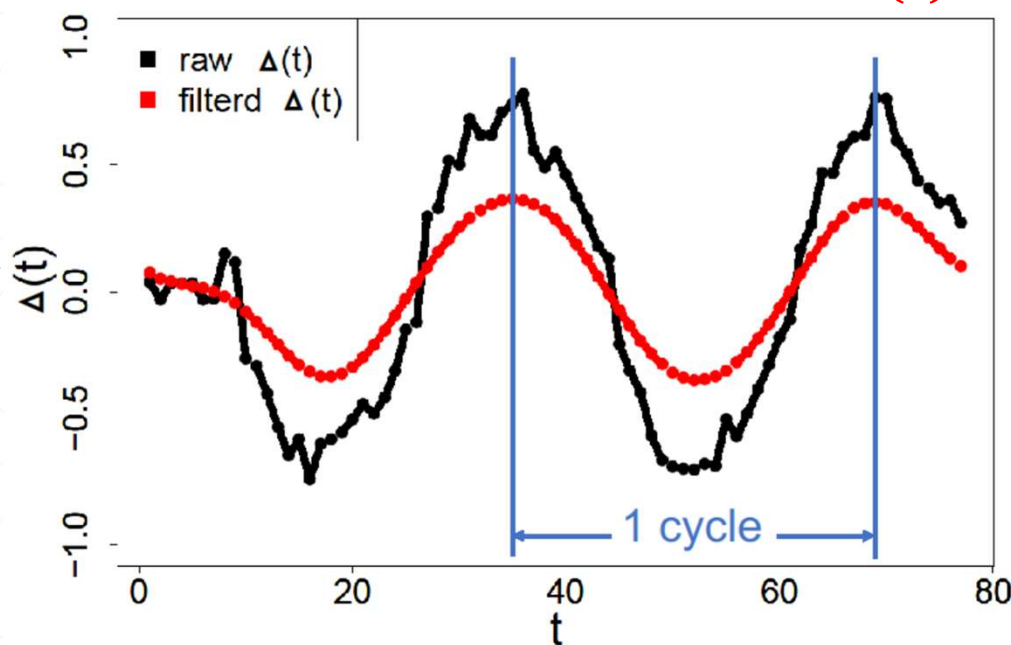
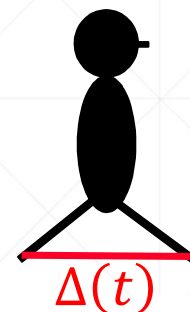


提案手法

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

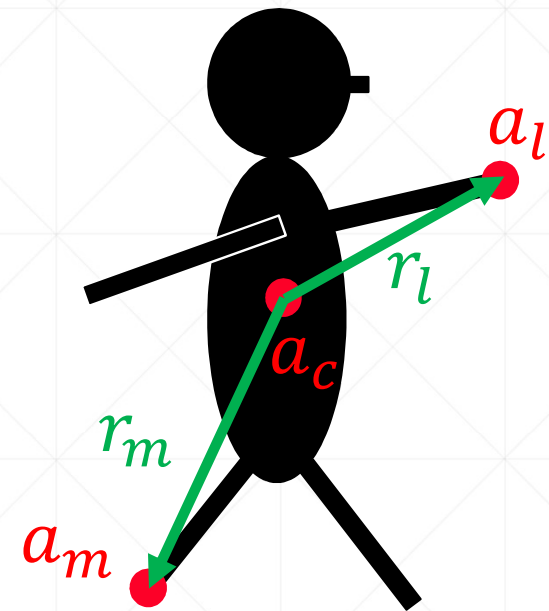
1. サイクル切り出し(距離計算)

- キャプチャした絶対座標: $a_l(t) = (x, y, z)$
 - 原点はモーションセンサの位置
- $\Delta(t) = \pm \|a_{RF}(t) - a_{LF}(t)\|$
 - 右足が前のときはプラス
 - 左足が前のときはマイナス
- ローパスフィルタで $1/30$ の低周波成分のみにし、ピークからピークまでを抜き出す



2. 関節座標の相対座標化

- 身体の中心の座標を原点とする相対座標に変換
- 各関節の絶対座標を $a_l(t)$, 中心関節の絶対座標を $a_c(t)$
- 相対座標 $r_l(t) = a_l(t) - a_c(t)$
- 今回の実験では
SpineMidを中心とする



3.DTW距離の計算

1. 一組の関節の距離

- $d(R_l, R'_l)$: 2つの時系列データのDTW距離
 » $R_l = \langle r_l(t_1), \dots, r_l(t_n) \rangle$ と $R'_l = \langle r'_l(t_1), \dots, r'_l(t_n) \rangle$

2. 二組の関節 l と m の距離 (統合DTW)

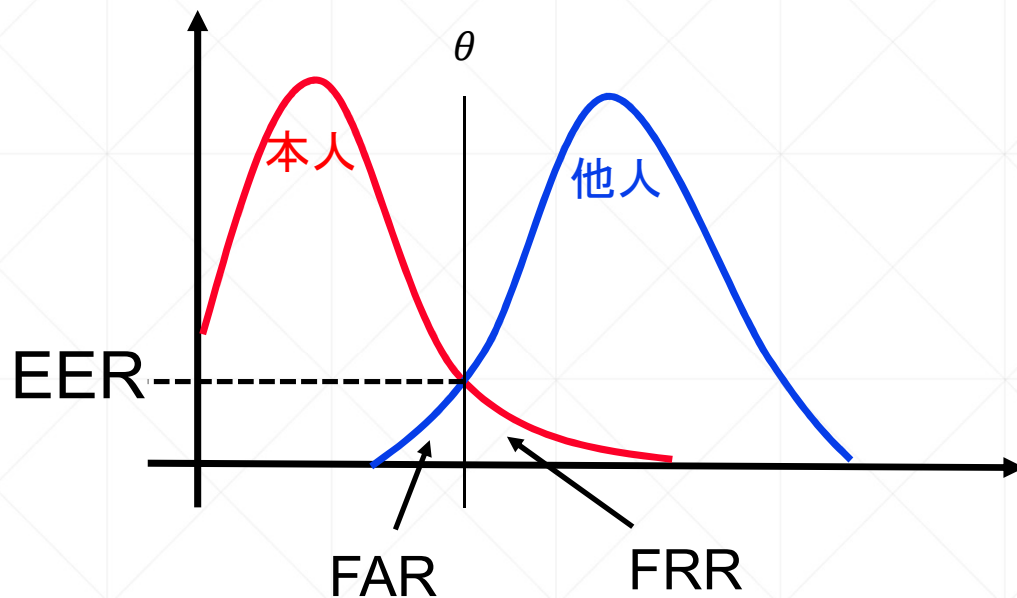
- $D((R_l, R_m), (R'_l, R'_m)) = \sqrt{d(R_l, R'_l)^2 + d(R_m, R'_m)^2}$

3. k 個の関節を組み合わせた場合

- (2)と同様に k 次元のユークリッド距離
- $R = (R_1, \dots, R_k)$

4. 本人識別

- $D(R^{(u)}, R^{(v)}) \leq \theta$ のとき、 $u = v$
- θ は EER (等誤り率) により求める
 - EER: FAR (他人受入率) と FRR (本人拒否率) が等しくなる位置



実験1 目的

- Kinectから得られるスケルトンデータとDTWを用いた提案識別手法の最適なパラメータ(関節数 k , 閾値 θ^*)を同定する.
- 提案手法の基本的な識別精度を明らかにする.

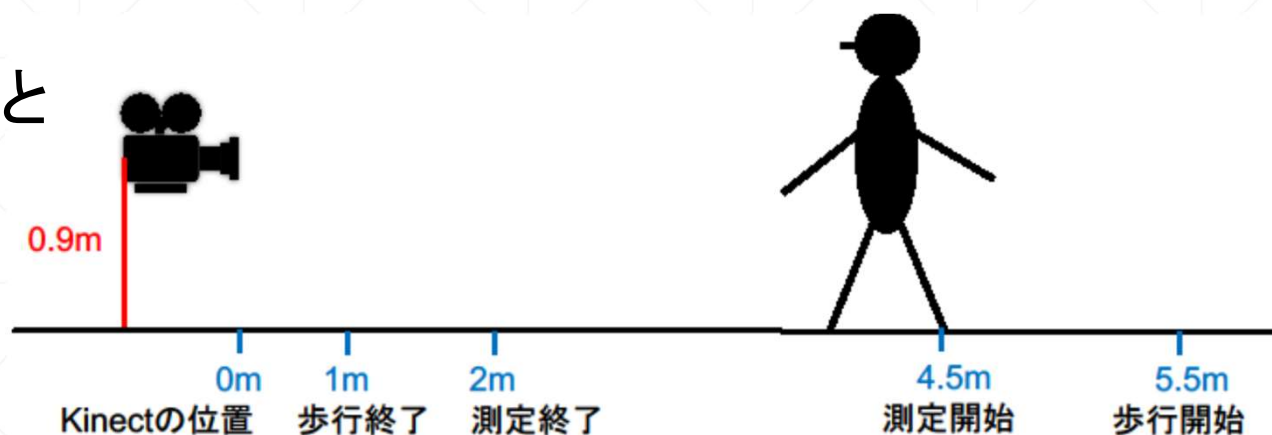
実験1 実験方法

■ データ収集

- 被験者: 本研究室の学生・教員31人
- 場所 : 本学教室
- 日時 : 2018年4月19日

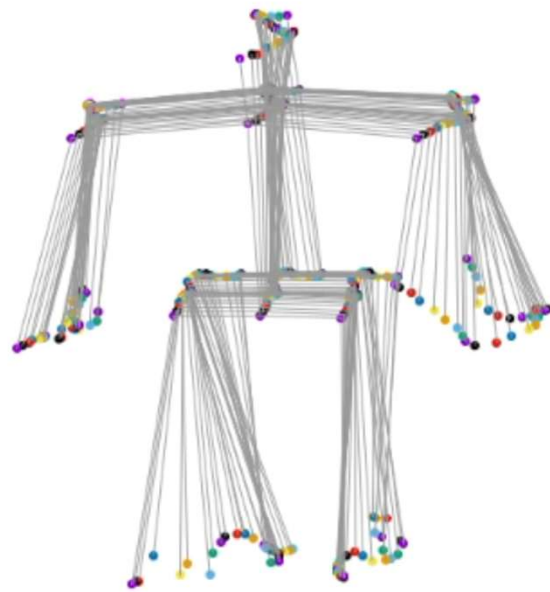
■ 統合DTW距離の算出

- 関節の組み合わせる数 k とEERの関係を求める

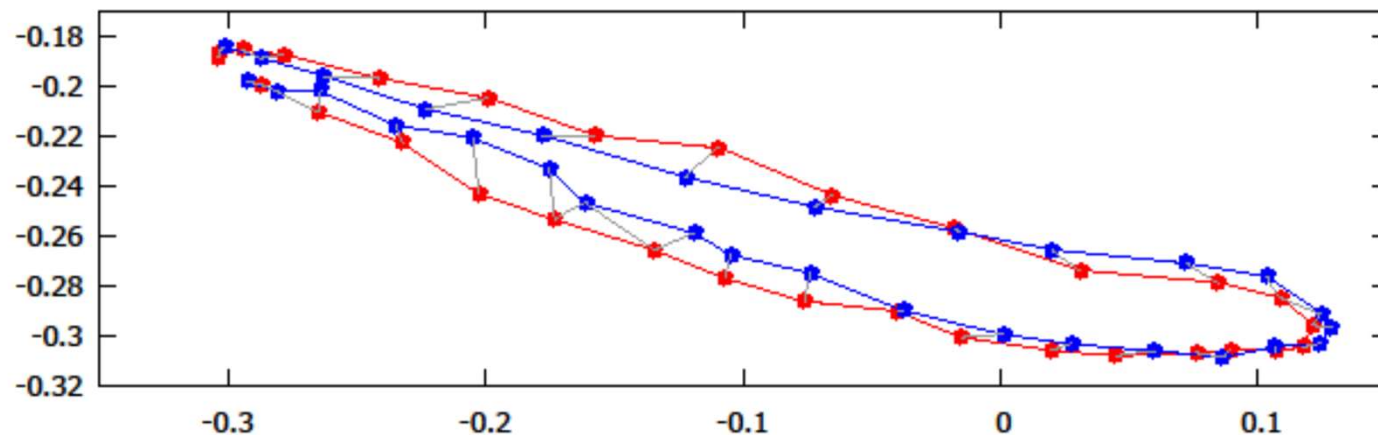
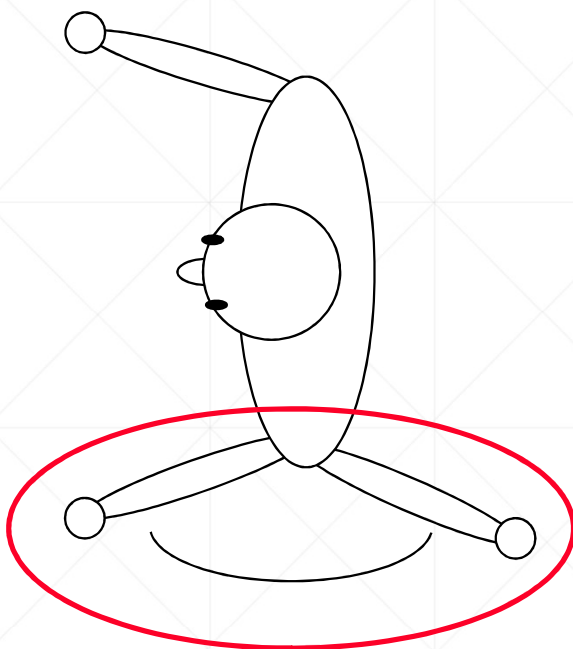


実験環境

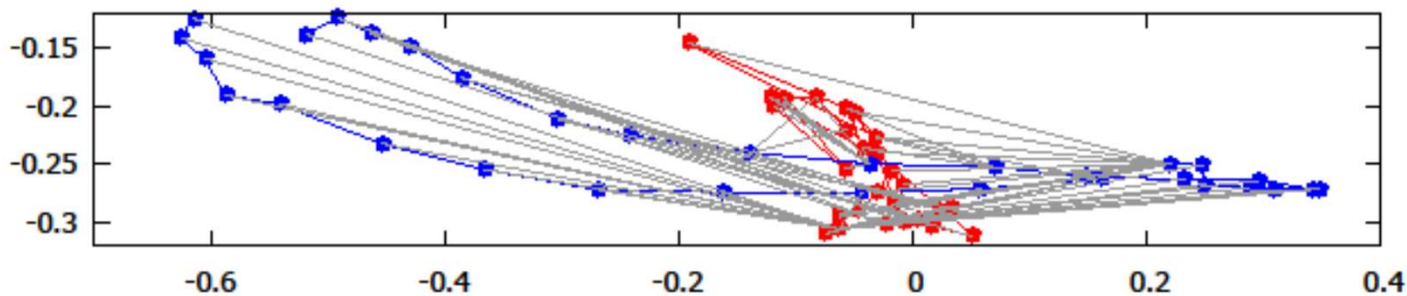
データ収集結果



各関節のDTW距離の結果



自分とのDTW(距離は0.45, 平均1.5cm/フレーム)



他人とのDTW(距離は12, 平均40cm/フレーム)

24関節のEER

順位	関節	EER
1	ElbowLeft	0.76
2	ShoulderRight	0.081
3	ShoulderLeft	0.095
4	Neck	0.100
5	SpineShoulder	0.100
6	WristLeft	0.107
7	HipRight	0.107
8	HandLeft	0.108
9	Head	0.110
10	HandTipLeft	0.112
11	ElbowRight	0.113
12	SpineBase	0.123

順位	関節	EER
13	HandRight	0.124
14	HandLeft	0.127
15	WristRight	0.133
16	HandTipRight	0.133
17	FootRight	0.144
18	KneeRight	0.145
19	AnkleRight	0.148
20	KneeLeft	0.155
21	ThumRight	0.177
22	ThumLeft	0.187
23	AknleLeft	0.187
24	FootLeft	0.192

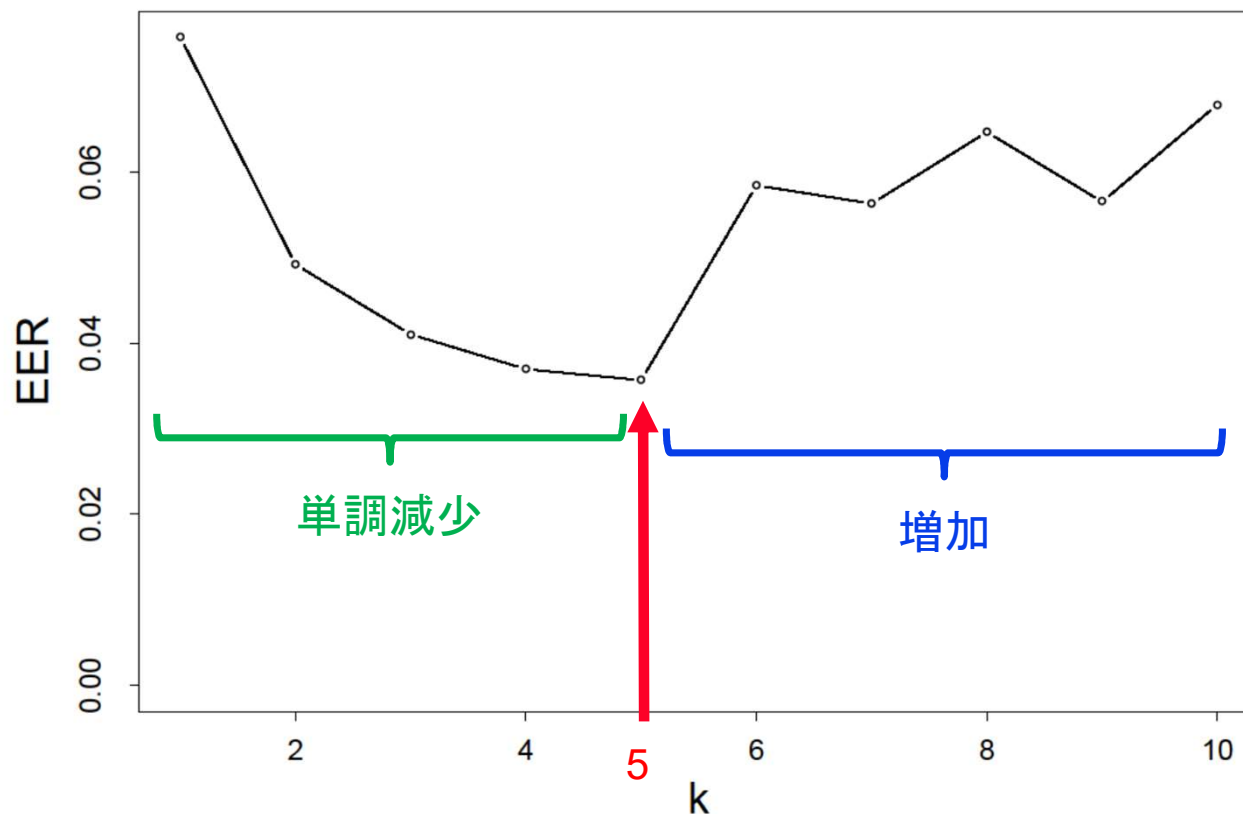
① 静的な部位が上位に集中

中央値(身体の中心)

③ Left > Right

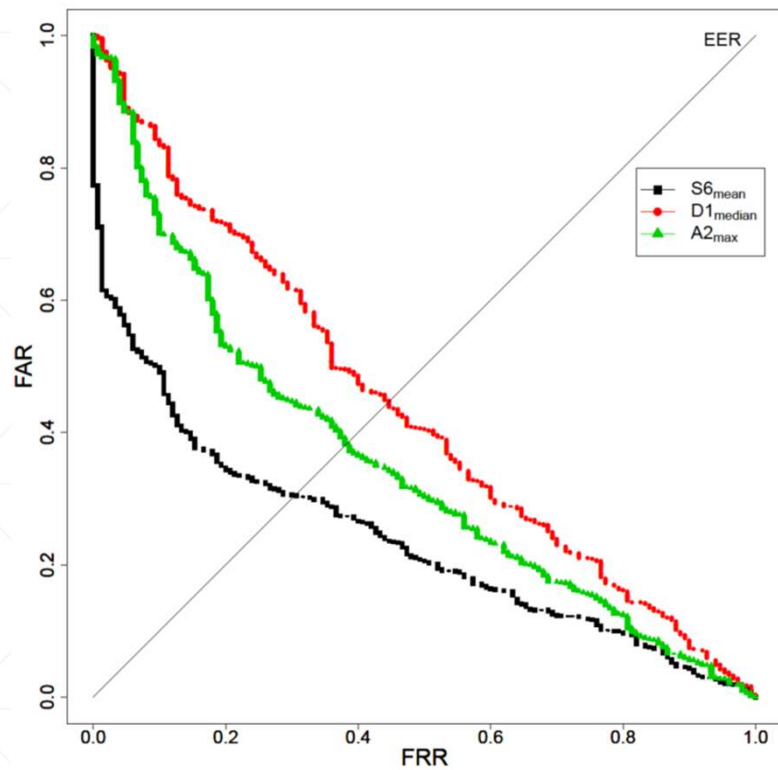
② 足は下位に集中

統合DTW距離の算出結果

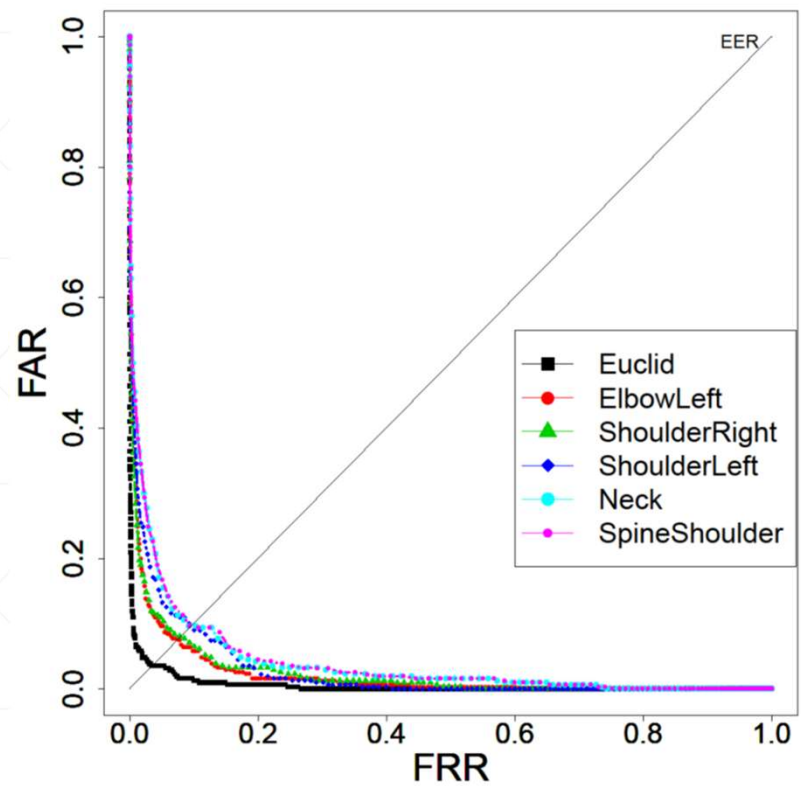


EERが小さい順に
 $k(1 \leq k \leq 10)$ 個組み合わせさせた

ROCカーブ

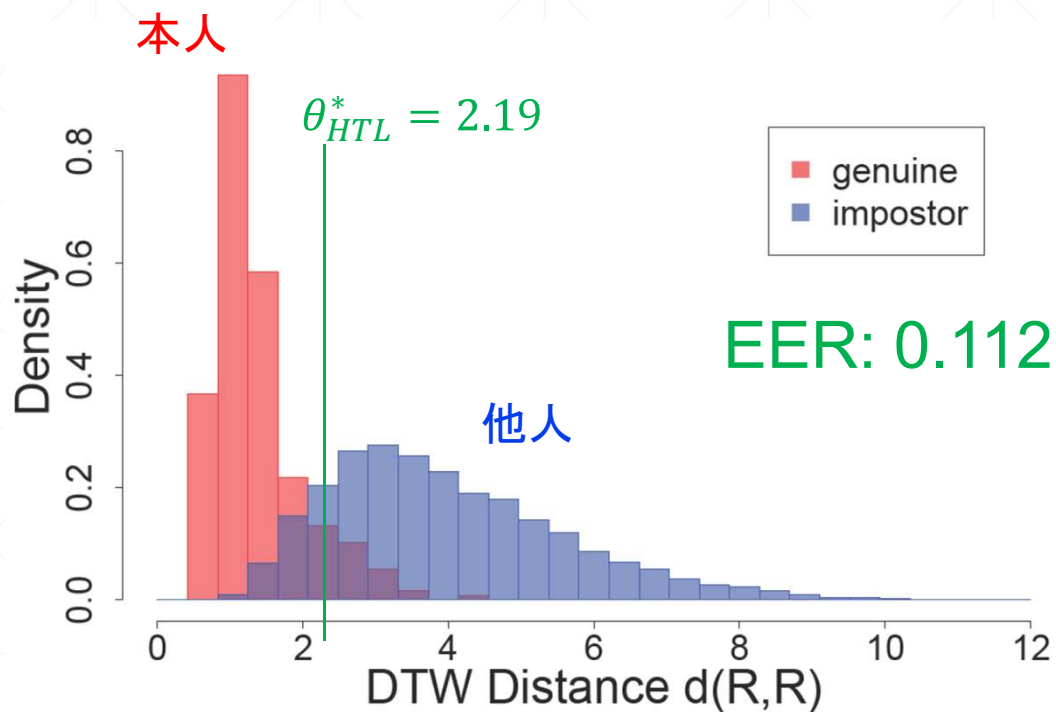


先行研究[2]の最良な特徴量の
ROCカーブ

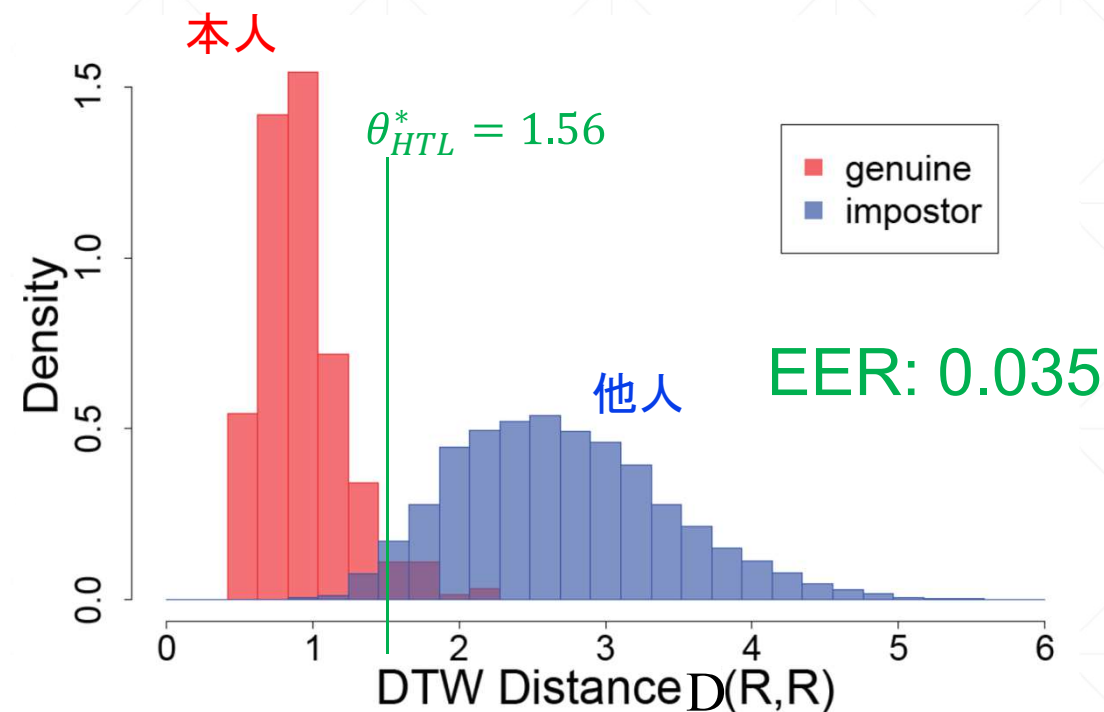


$k = 5$ のときとその要素の
ROCカーブ

特徴量単体と統合時のDTW距離の比較

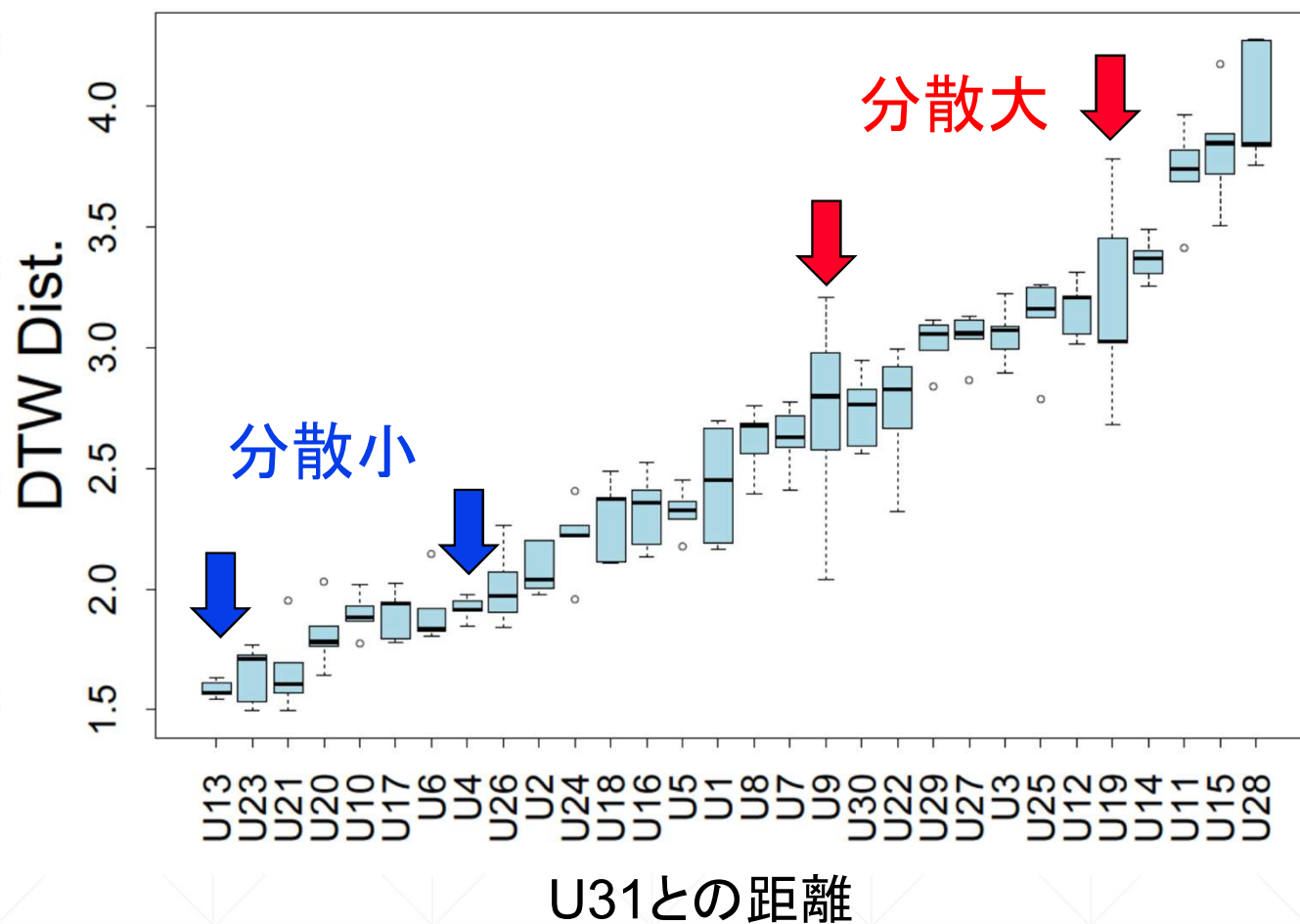


特徴量単体のときのDTW距離
(HandTipLeft)



$k = 5$ のときの統合DTW距離

全被験者の統合DTW距離($k = 5$)の分布



実験1 結果と考察

- 手や足よりも、変動の小さい肩や首などの方が精度がよかった
 - 安定しているから
 - 小さいながら周期的な運動をしていると考えられる
- 腕の関節は左側の方がよくなった
 - 左手をあまり振らない被験者がいた
- k の値は5が最適だった
 - $k = 6$ 以上では次元が増えすぎて本人拒否率が上がった

実験2(外乱実験) 目的・概要

■ 目的

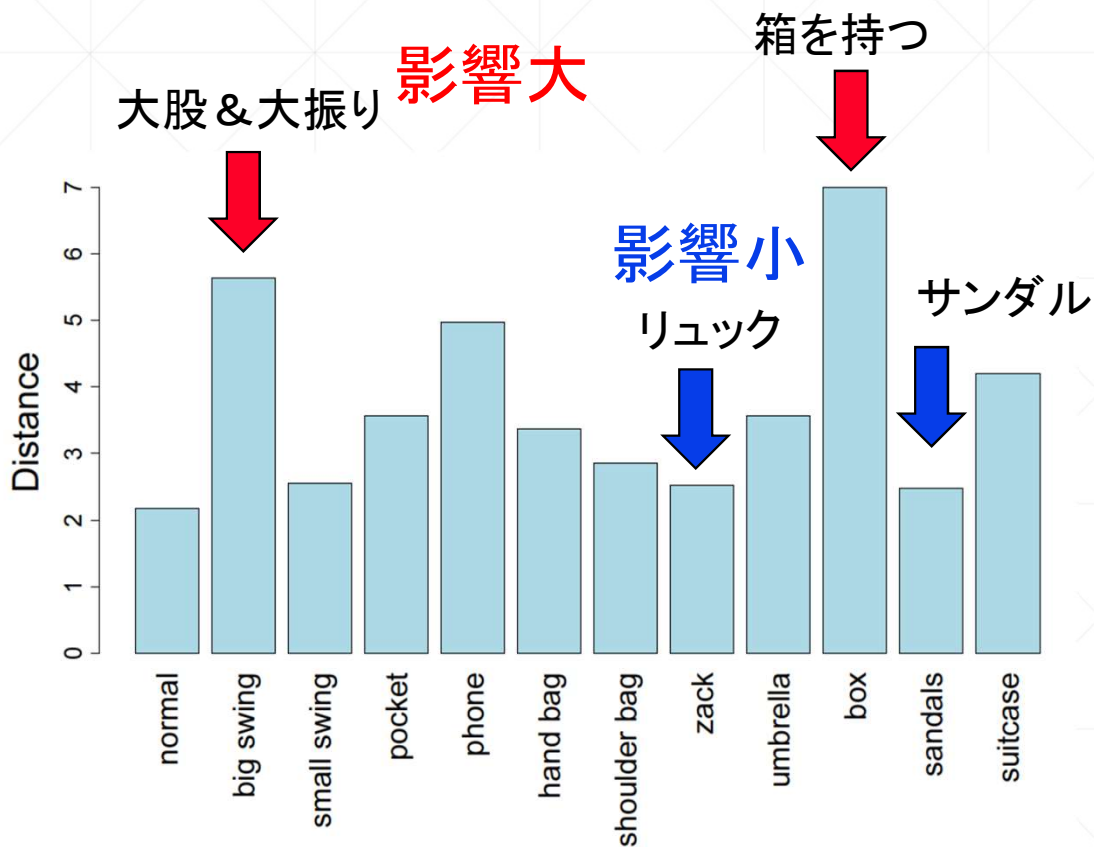
- カバンなどの外乱を加えると識別精度がどの程度変化するかを検証する
- 外乱に対して頑強な関節を明らかにする

■ 概要

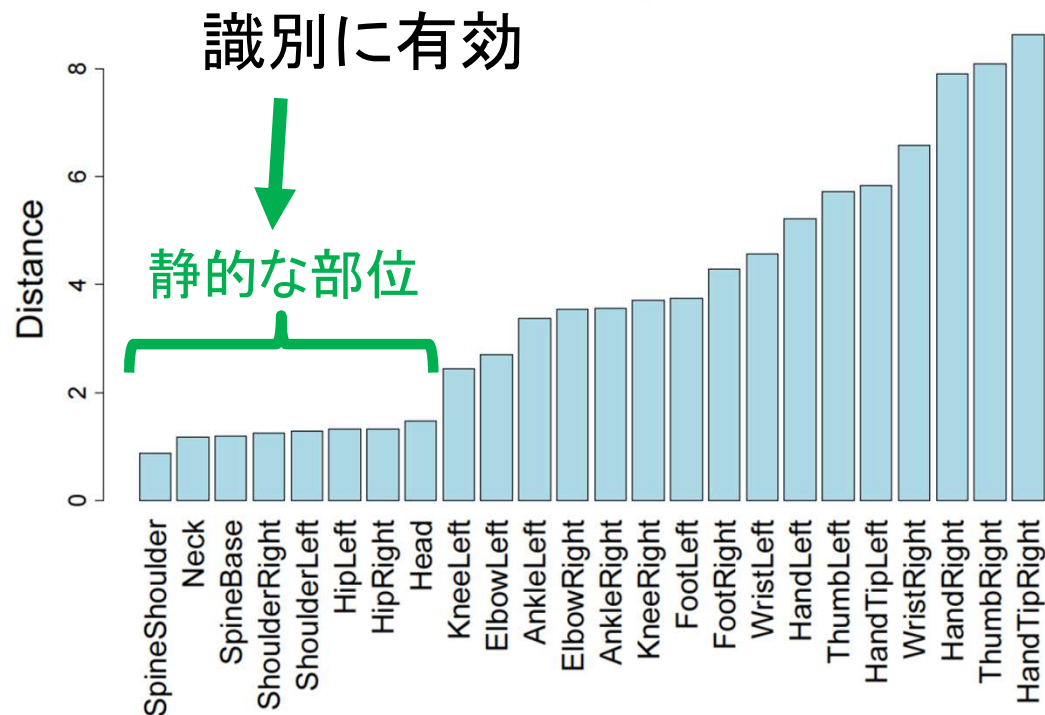
- 右記の外乱を含む場合の5人の歩容データを収集し、提案システムでの識別精度を明らかにした



DTW距離の平均



外乱ごと



関節ごと

結論

- 歩容の時系列データにDTWを適用し個人識別をする方法を提案した
- 動きの少ない関節を用いた方が精度が上がる傾向にあった
 - » ElbowLeft, ShoulderRight, ShoulderLeft, Neck, SpineShoulder
 - 最適な場合でEER=0.03まで向上することを明らかにした
 - » 先行研究の森(0.25), Muaaz(0.13)を大きく上回る
- 外乱を含む場合の提案システムの変化を検証した
 - 肩などの変動の少ない部分が外乱の影響を受けにくかった