
歩容データのDTW距離に基づく個人識別に おける複数部位のフュージョン手法

森 駿文, 菊池 浩明

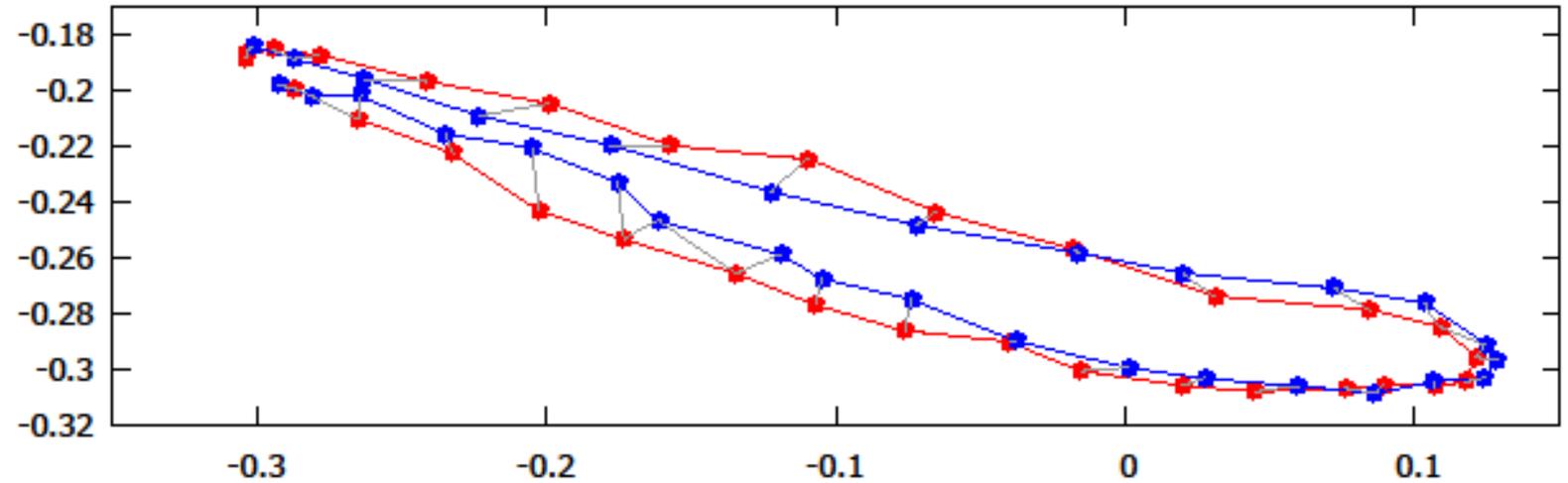
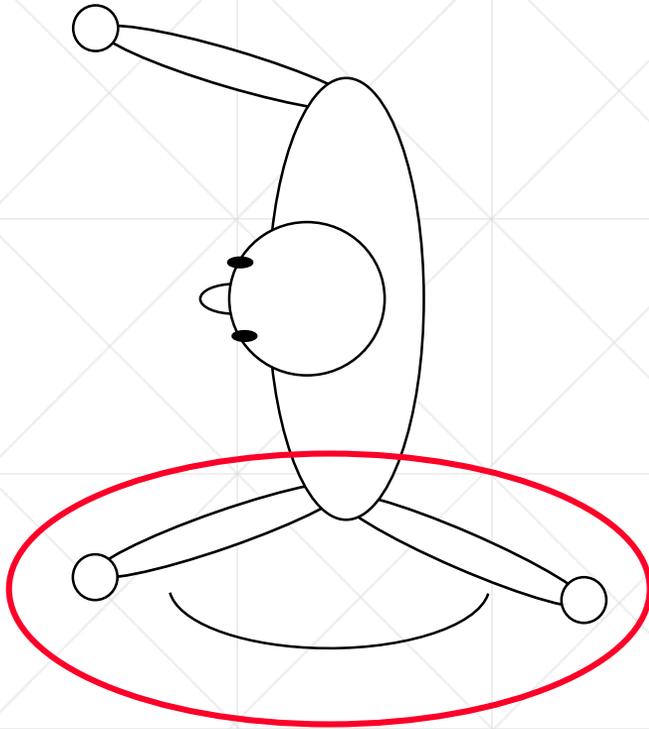
明治大学大学院先端数理科学研究科

我々のこれまでの研究[3]

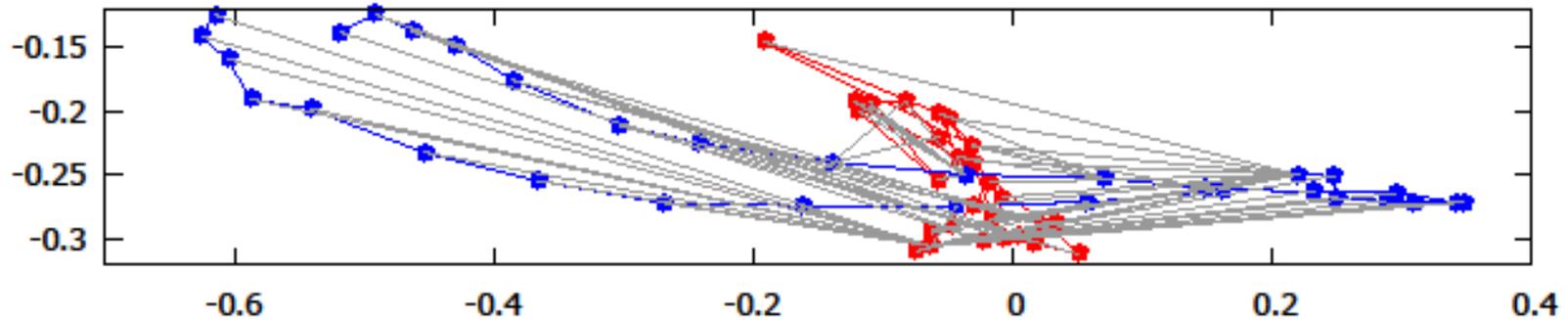
- 深度センサを用いた歩容識別手法を提案した
- 身体の各部位の動きに対してDTWを適用した
- 複数部位のDTW距離を統合し精度を上げた
- 2つの問題点があった
 1. 統合時に一様な重みのユークリッド距離を用いていた
 2. 被験者が31人であり、十分な数とはいえなかった

[3] 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”, DICOMO2018, pp. 672-680, 2018.

各関節のDTW距離の結果[3]

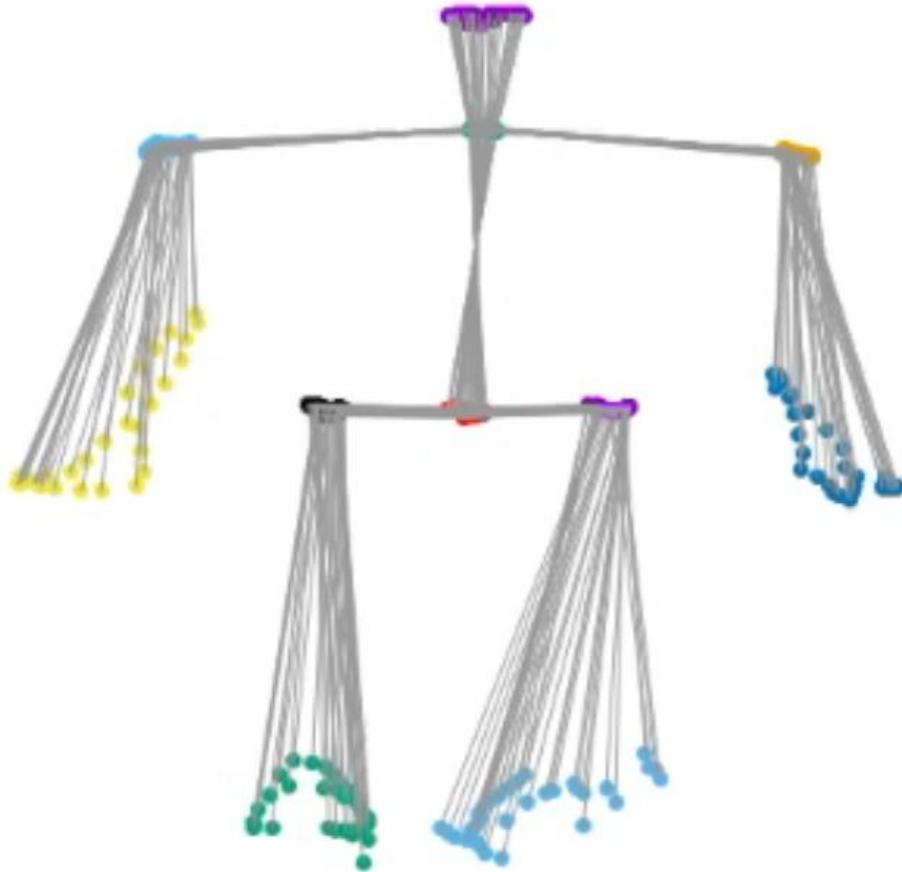


自分とのDTW(距離は0.45, 平均1.5cm/フレーム)



他人とのDTW(距離は12, 平均40cm/フレーム)

歩行データのサンプル



部位	EER	SD
● ShoulderLeft	0.12	0.40
● Neck	0.12	0.31
● HandLeft	0.12	1.44
● FootLeft	0.14	1.80
● SpineBase	0.14	0.33

今回の研究目的

- [3]の2つの問題点を解決すること
 1. 複数の特徴量の統合手法が適切でなかった
 - » 6種類の手法を新たに提案し、最適なものを明らかにする
 2. 被験者数が十分とはいえなかった
 - » 大規模データセットを作成し被験者数と精度の関係を明らかにする

提案する, 複数特徴量の統合手法

1. 特徴量ごとの重み付けベクトルのユークリッド距離(d_l と d_m の例)

手と足など, 2部位を
組み合わせる場合

a. 一様な重み(前回の手法)

$$D_{euc} = \sqrt{d_l^2 + d_m^2}$$

b. 各DTW距離の標準偏差(SD)の逆数を用いた重み

» 変動の大小を正規化できる

$$D_{sd} = \sqrt{\left(\frac{d_l}{\sigma_l}\right)^2 + \left(\frac{d_m}{\sigma_l}\right)^2}$$

c. 各特徴量のEERの逆数を用いた重み

» 識別に有効な関節の重みを大きくする

$$D_{eer} = \sqrt{\left(\frac{d_l}{E_l}\right)^2 + \left(\frac{d_m}{E_m}\right)^2}$$

d. EERとSDの逆数の両方を用いた重み

$$D_{eer-sd} = \sqrt{\left(\frac{d_l}{\sigma_l \cdot E_l}\right)^2 + \left(\frac{d_m}{\sigma_m \cdot E_m}\right)^2}$$

2. 投票方式(Voting)

□ ○個中△個が閾値以下ならば本人と判断する

3. マハラノビス距離

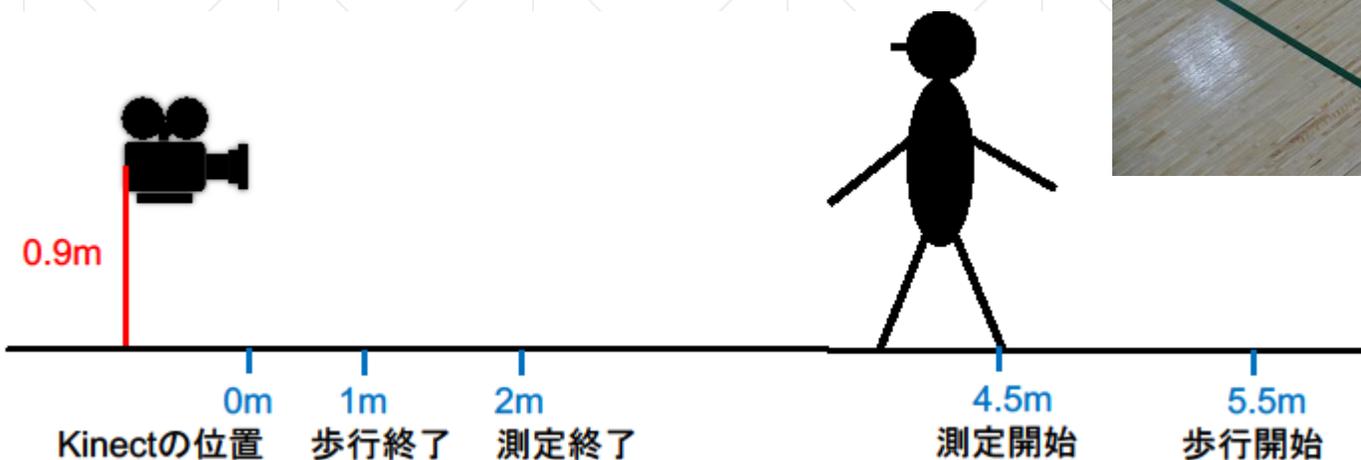
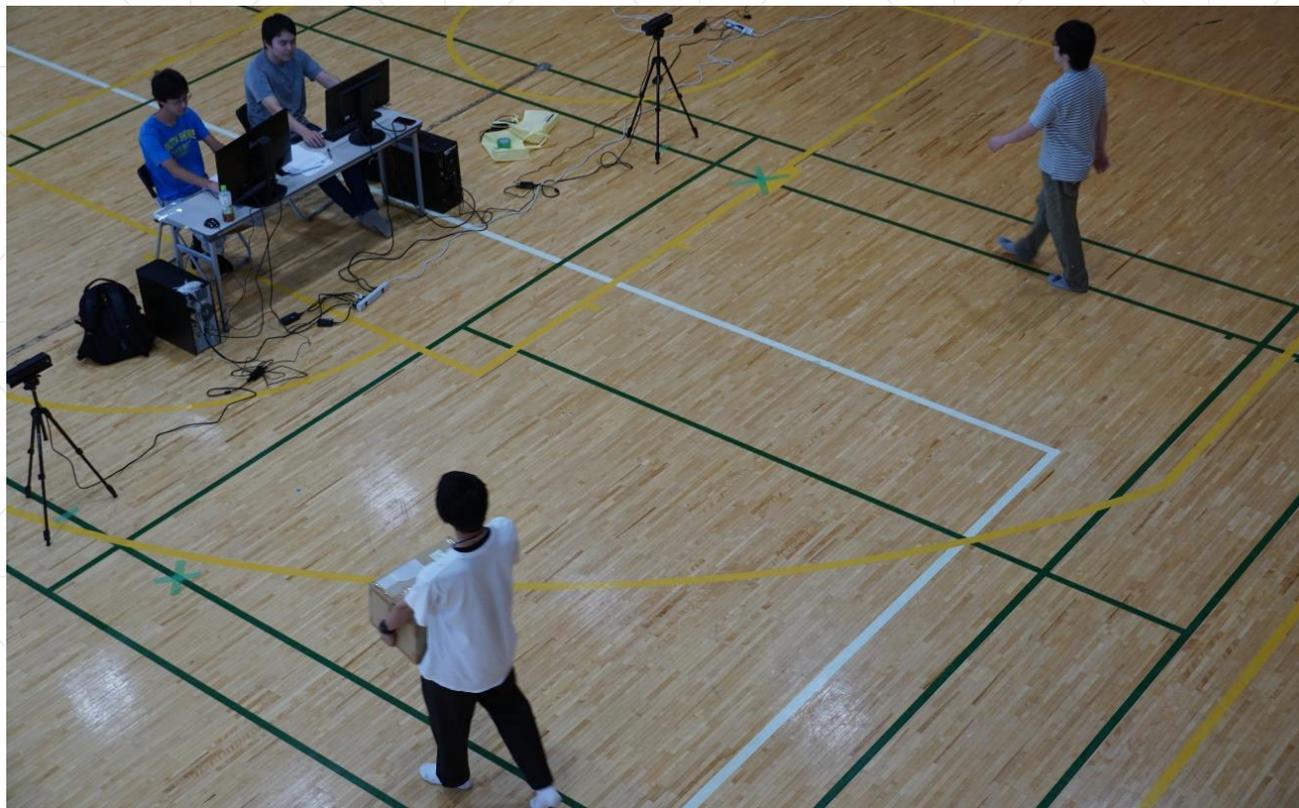
$$D_m^2 = \frac{d_l^2 - 2rd_l d_m + d_m^2}{k(1 - r^2)}$$

実験目的

1. 提案手法の中で最も識別に有効な統合手法を明らかにする
2. 統合する特徴数 c の最適値を明らかにする
3. 被験者数 n による精度の変化を明らかにする
 - 何人で実験すればよいのか
4. 最適な関節を明らかにする
 - 少ない結合数で識別が可能な関節

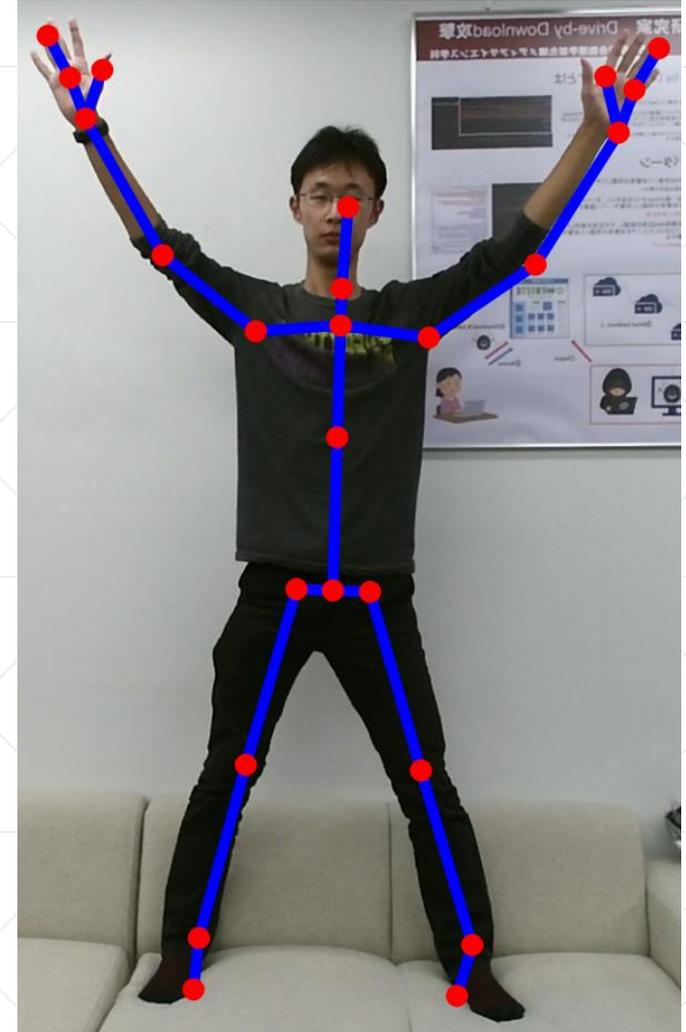
データ収集

- 2018年4月19日
 - 菊池研の学生・教員31名
- 2018年7月26, 27, 30日
 - 体育館で募集した114名
- 合計 **145名**

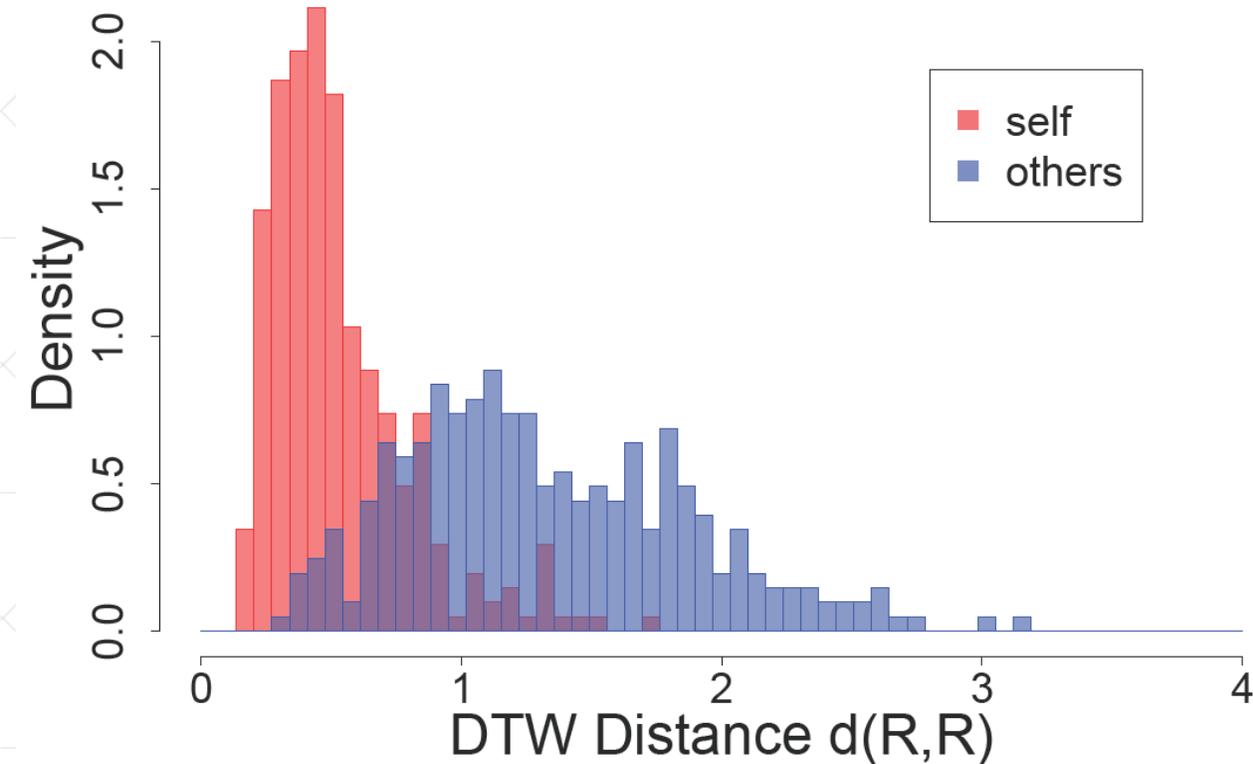


特徴量単体のときのDTWの結果

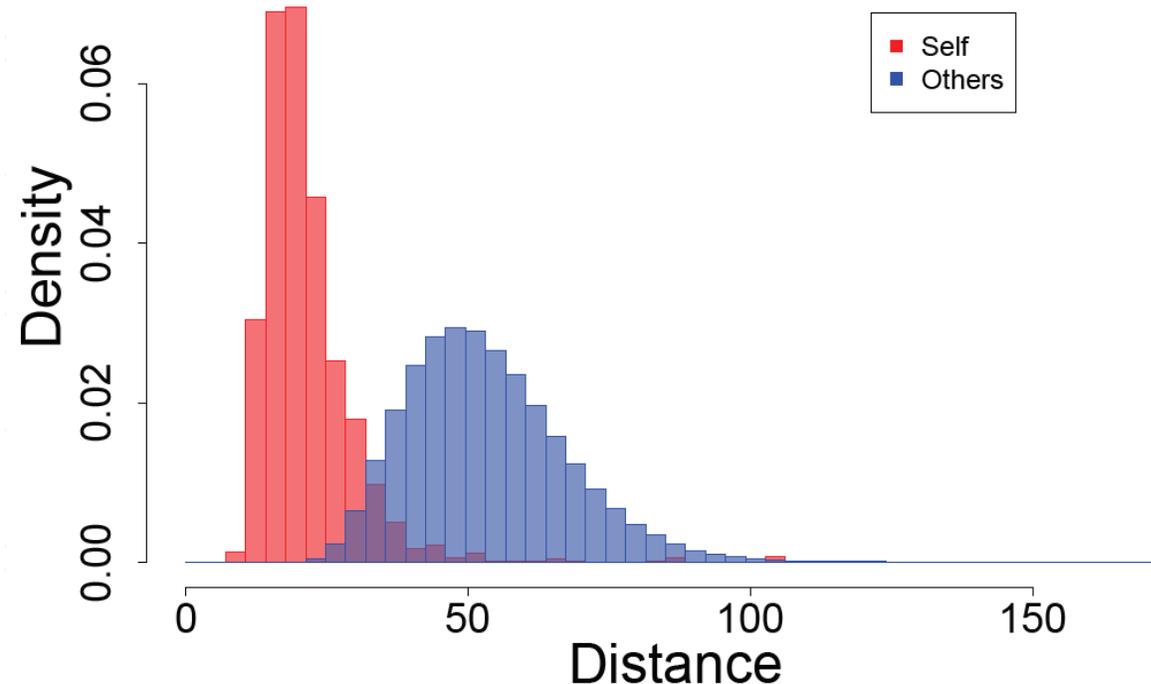
Feature	EER	SD	Feature	EER	SD
ElbowLeft	0.10	0.62	AnkleRight	0.13	1.64
ElbowRight	0.11	0.64	HandRight	0.14	1.59
ShoulderRight	0.11	0.38	HipLeft	0.14	0.34
ShoulderLeft	0.12	0.40	HandTipRight	0.14	1.83
HandLeft	0.12	1.44	WristRight	0.14	1.30
KneeRight	0.12	1.08	Head	0.14	0.55
WristLeft	0.12	1.20	KneeLeft	0.14	1.14
Neck	0.12	0.31	FootLeft	0.14	1.80
HandTipLeft	0.13	1.67	SpineBase	0.14	0.33
SpineShoulder	0.13	0.23	AnkleLeft	0.14	1.63
HipRight	0.13	0.36	ThumbLeft	0.19	1.48
FootRight	0.13	1.79	ThumbRight	0.19	1.57



単体と統合時のヒストグラムの比較

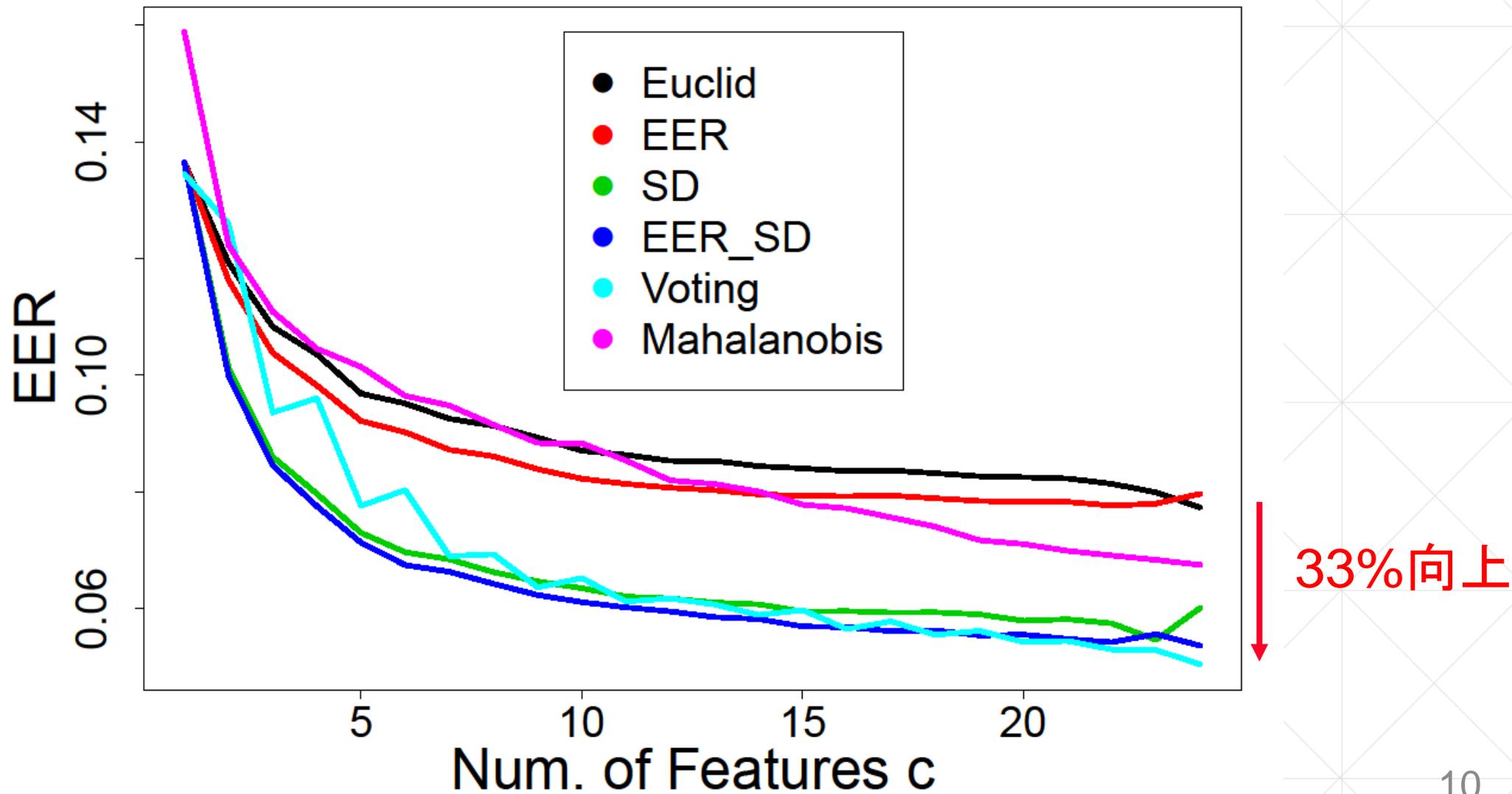


Head 単体

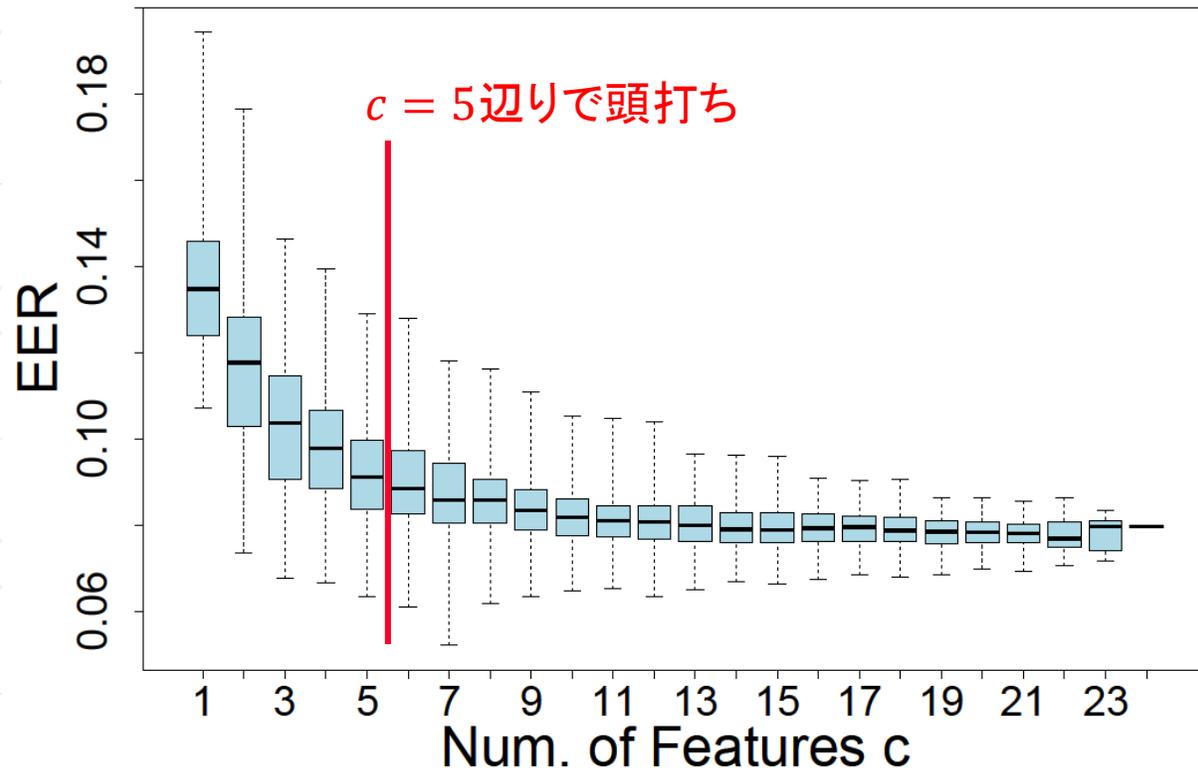


$c = 8$ のときの D_{eer-sd}

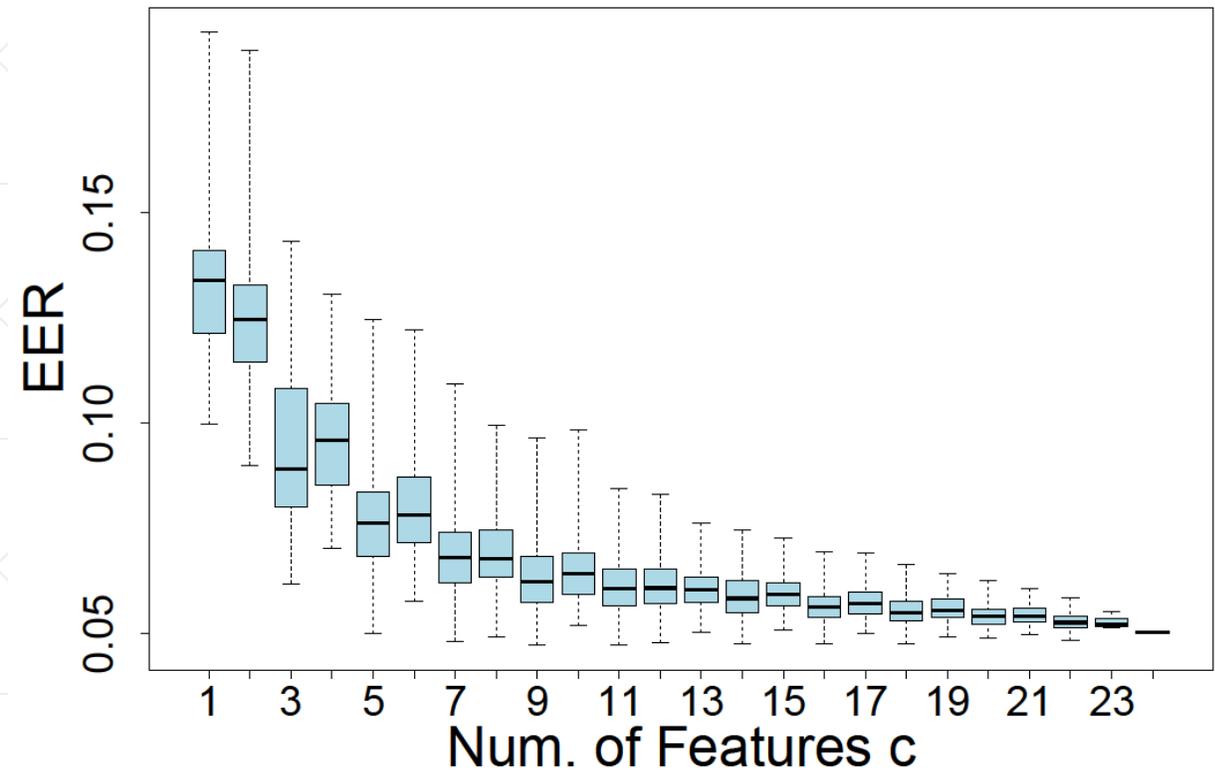
1. 統合手法の比較



2. 統合する特徴量数 c とEERの関係

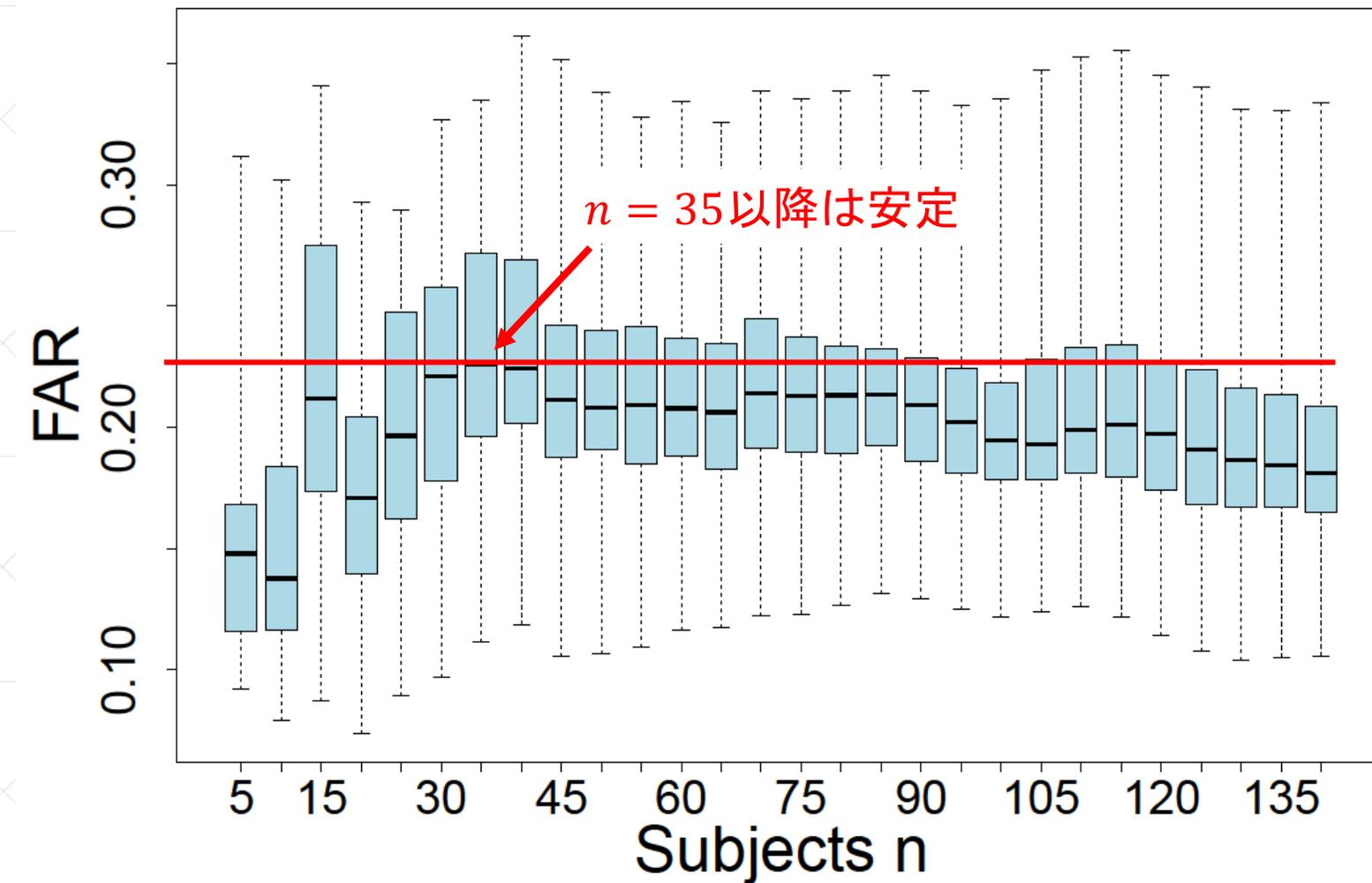


D_{eer}



投票方式

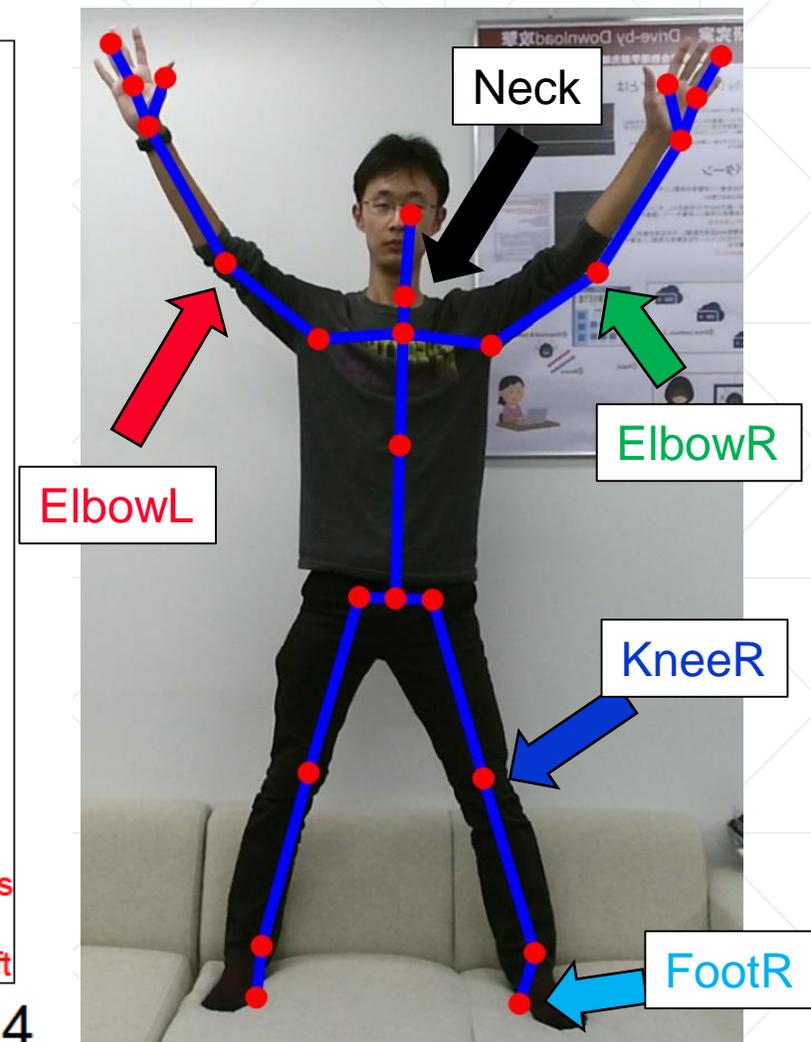
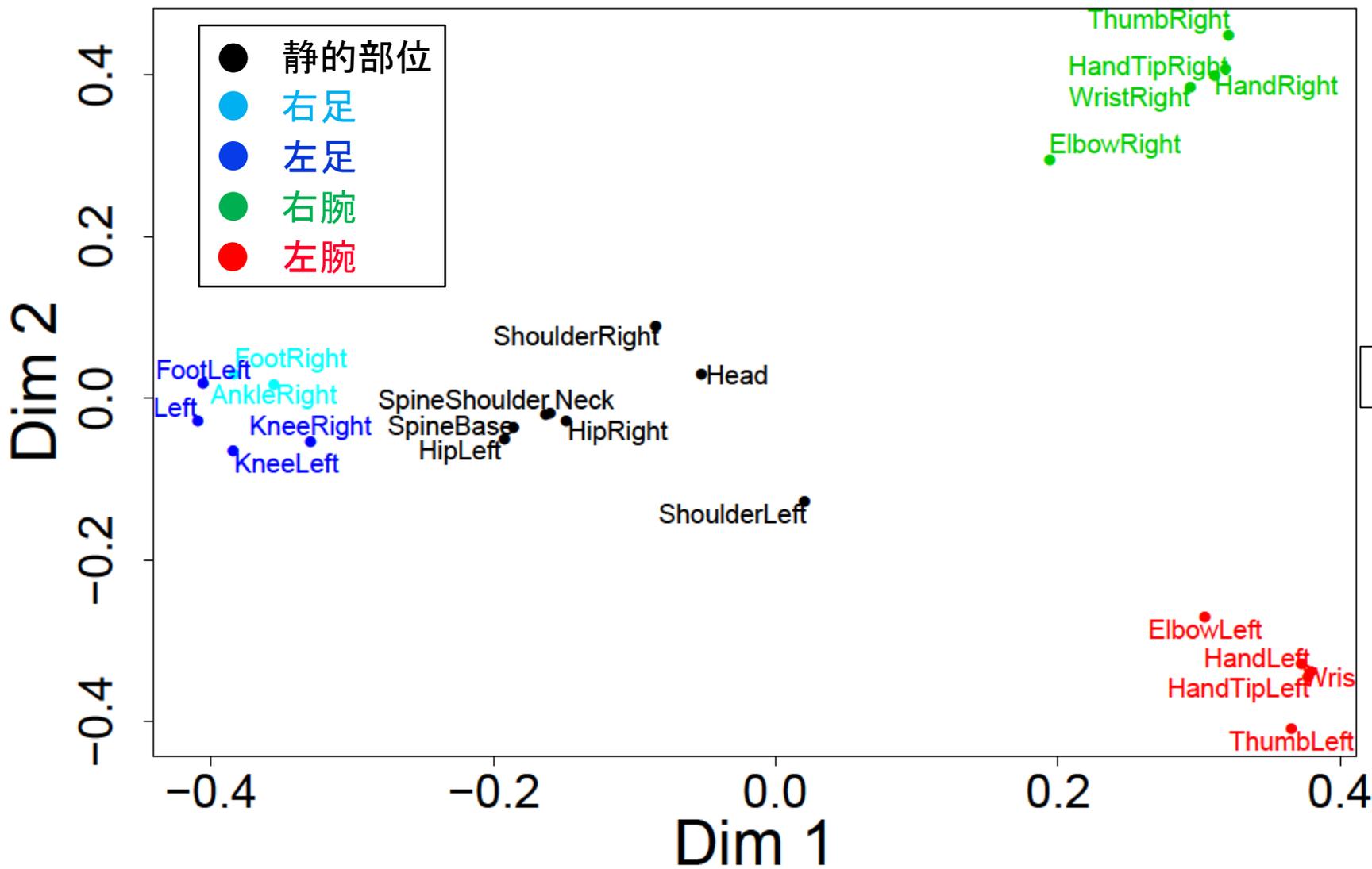
3. 被験者数 n とFARの関係



実験条件

- FRRを0.1に固定した時のFAR
- $c = 1$ の24パターンの箱ひげ図
- n 個のサンプリングはランダムで1通り

4. 各関節の相関係数によるMDS散布図



4. 最適な関節群を用いたときのEER

グループ	関節								代表
1	ElbowL	HandL	WristL	HandTipL	ThumbL				ElbowL
2	ElbowR	HandR	WristR	HandTipR	ThumbR				ElbowR
3	FootL	AnkleL	KneeL	KneeR					KneeR
4	AnkleR	FootR							FootR
5	HipR	SpineBase	ShoulderL	ShoulderR	Head	Neck	SpineShoulder	HipL	Neck

	D_{euc}	D_{eer}	D_{sd}	D_{eer_sd}	<i>Voting</i>	D_m
EER	0.083	0.075	0.048	0.049	0.061	0.086

[3]の手法
0.060



本手法
0.048

まとめ

1. 提案手法の中で最も識別に有効な統合手法を明らかにした
 - D_{sd} , D_{eer_sd} が有効であった
2. 統合する特徴数 c の最適値を明らかにした
 - $c = 5$ で頭打ちとなった
3. 被験者数 n による精度の変化を明らかにした
 - $n = 35$ 以降は安定
4. 最適な関節を明らかにした
 - ElbowL, ElbowR, KneeR, FootR, Neckの5つ

結論

- 歩容識別手法における, [3]の問題点を解決した
 1. 複数の特徴量の統合手法が適切でなかった
 - » 各特徴量の標準偏差を用いて重み付けすることが識別に有効であった
 2. 被験者数が十分とはいえなかった
 - » 被験者数が一定数を超えると精度は安定することが判明した