

深度センサによる歩容特徴量を用いた個人識別・追跡方式の提案

明治大学大学院 森駿文, 菊池浩明

背景

- カメラによって個人を識別し追跡して、活用する試みが始まっている
- 2014年の大阪駅の事例
 - 大阪駅ビル構内に92台のカメラを設置
 - 目的: 大規模災害時の避難誘導
 - 顔認証, 歩容認証
 - プライバシー配慮が不十分で大きな批判を受けた

朝日新聞 2014年1月6日 朝刊 1ページ 大阪本



4月から実験

JR大阪駅の駅ビル「大阪ステーションシティ」(大阪市北区)で通行人の顔をカメラ約90台で撮影し、その特徴を登録して同一人物を自動的に追跡する実験が4月から始まる。顔認証技術Ⅱの精度を確かめるのが狙いで、データは個人が識別できない処理をしたうえで、JR西日本に提供されるといふ。不特定多数の人を撮影しデータを収集する行為に、専門家は「プライバシー侵害への懸念を示している。▼31面」こっそり収集

カメラ90台 行動把握



総務省所管の独立行政法人「情報通信研究機構」(東京都小金井市)がJR西日本とステーションシティを運営する「大阪ターミナルビル」の協力を得て、2年間実施する。実験では、各カメラで四方にいる数十人の顔を撮ることができる仕組みだ。

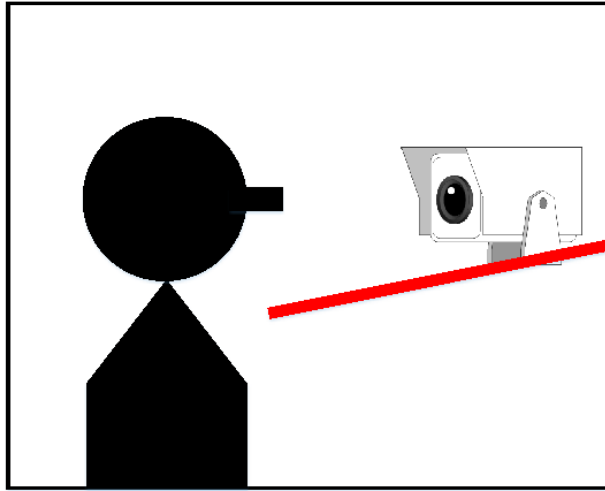
瞬時に撮影する、画幅など100カ所程人の顔の特徴を抽出。人のIDを与えて登録のカメラが同じ特徴を識別すると、顔を識別すると、物と判断して追跡。内での約1週間の行動を把握する仕組みだ。

朝日新聞 2014年1月6日

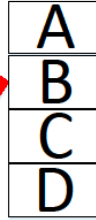
- [1] GEINet: View-Invariant Gait Recognition Using a Convolutional Neural Network(2016), Kohei Shiraga, Yasushi Makihara, Daigo Muramatsu, Tomio Echigo, Yasushi Yagi
- [2] Robust gait-based gender classification using depth cameras(2013), Laura Igual, Ageta Lapedriza, Ricard Borras

認証と識別の違い

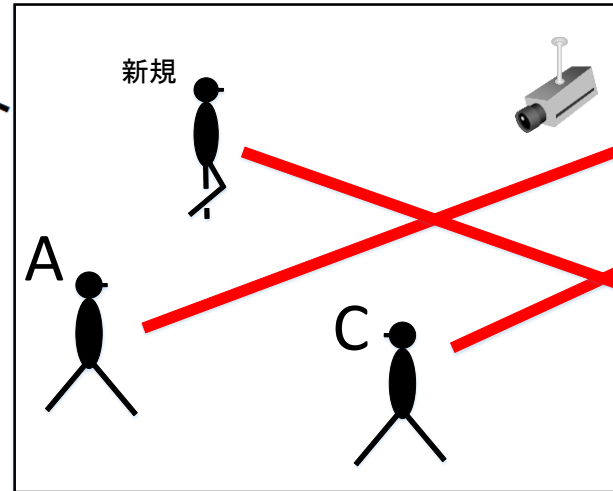
認証



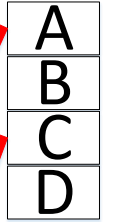
テンプレート



識別



テンプレート

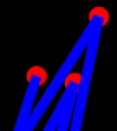


	認証	識別
用途	正当な利用者の証明	統計情報, 人流情報
対象者の協力	あり	なし
求められる精度	高い	低い
マッチング人数	1:n	m:n
プライバシー配慮	不要	必要
攻撃パターン	特定の人物になりすます	追跡を失敗させる

多様な生体認証

	認証向き	識別向き
顔	○	○
静脈	○	×
指紋	○	×
歩容	×	○

- 歩容
 - 顔よりも観測可能距離が長い
 - 精度が低く、プライバシー性が高い
 - 対象者の抵抗が少ない



実験目的

- どんな特徴量がよいのかを調査する
 1. どのくらい**個人差**があるかを明らかにする
 2. **安定性**が十分にあるかを明らかにする
 3. 特徴量を**組み合わせる**ことにより識別率がどう変化するかを調査する

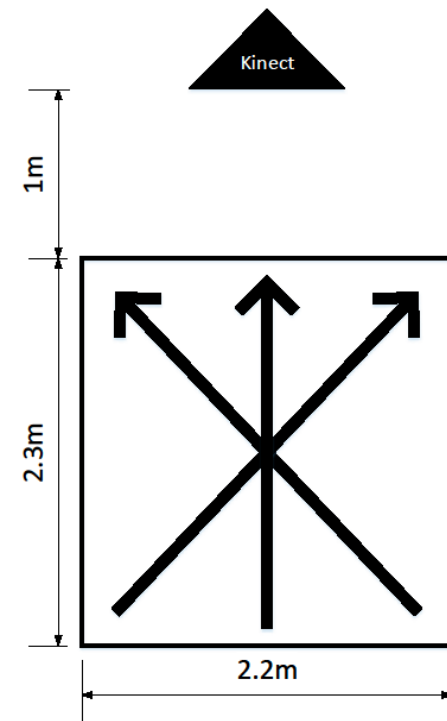
実験概要

- データ採取
- 特徴量の定義
- 前処理
- 後処理
- 識別

データ採取

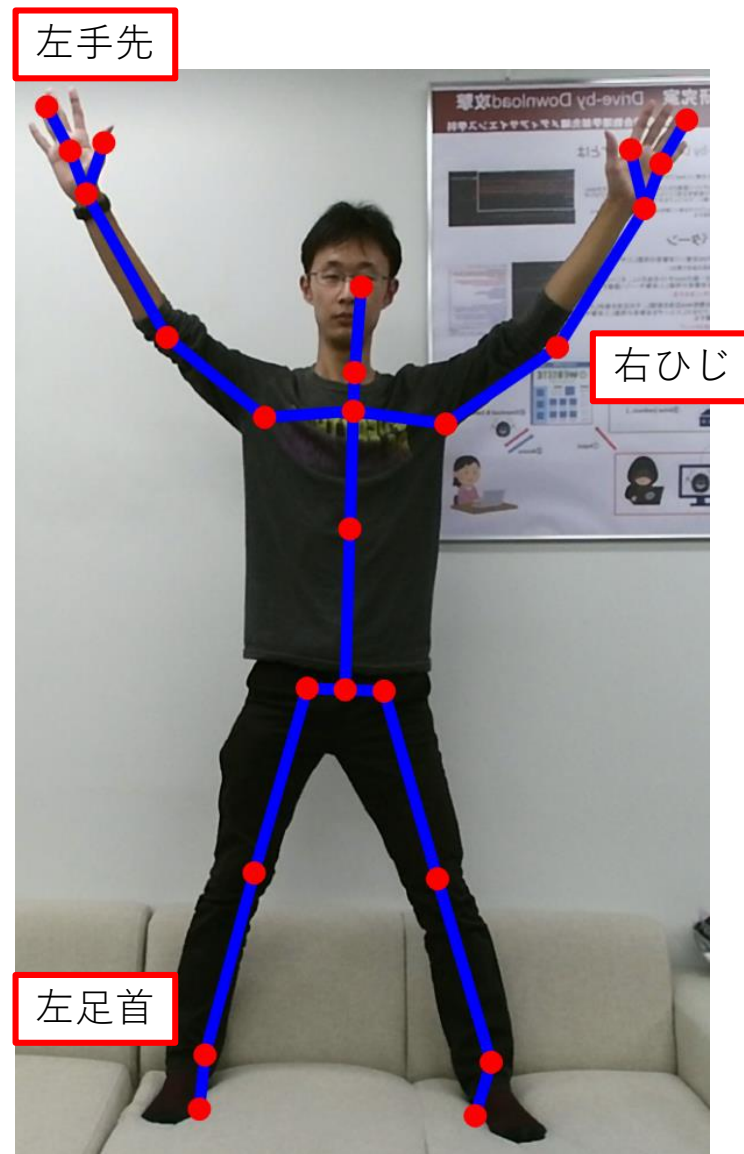
- 右図の空間で矢印の方向に2回ずつ採取

項目	値
開始日	2017/08/05
終了日	2017/08/17
人数	10人
一人辺りの歩行	6回

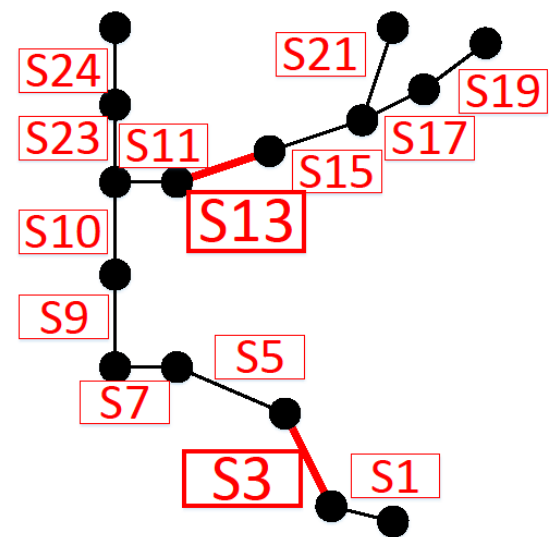


スケルトンデータ

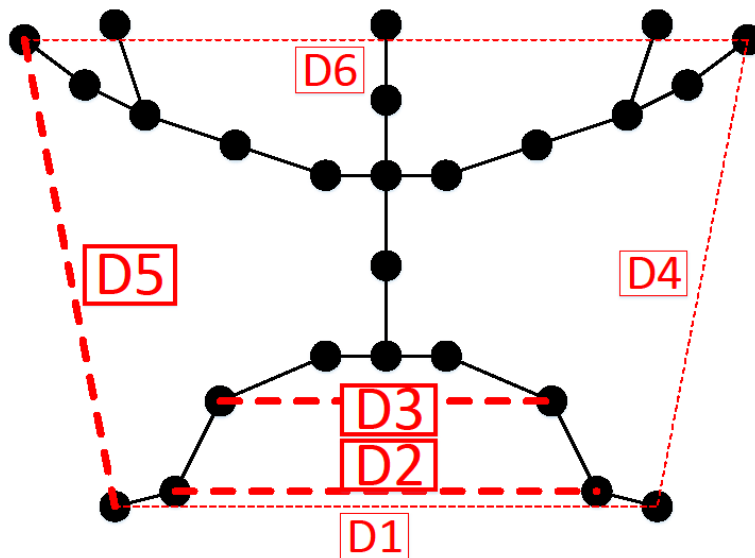
- MicrosoftのKinect V2
- スケルトンデータと呼ばれる25個の関節の3次元座標



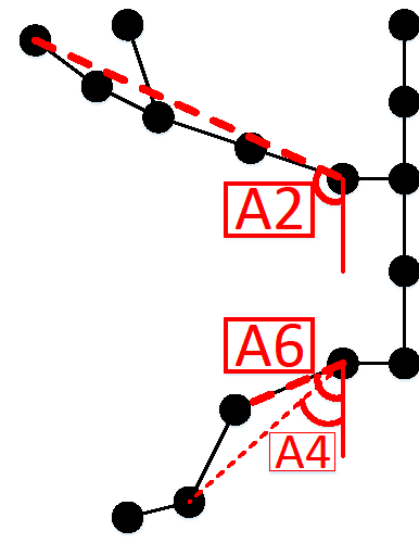
特徵量



靜的距離
S1~S24



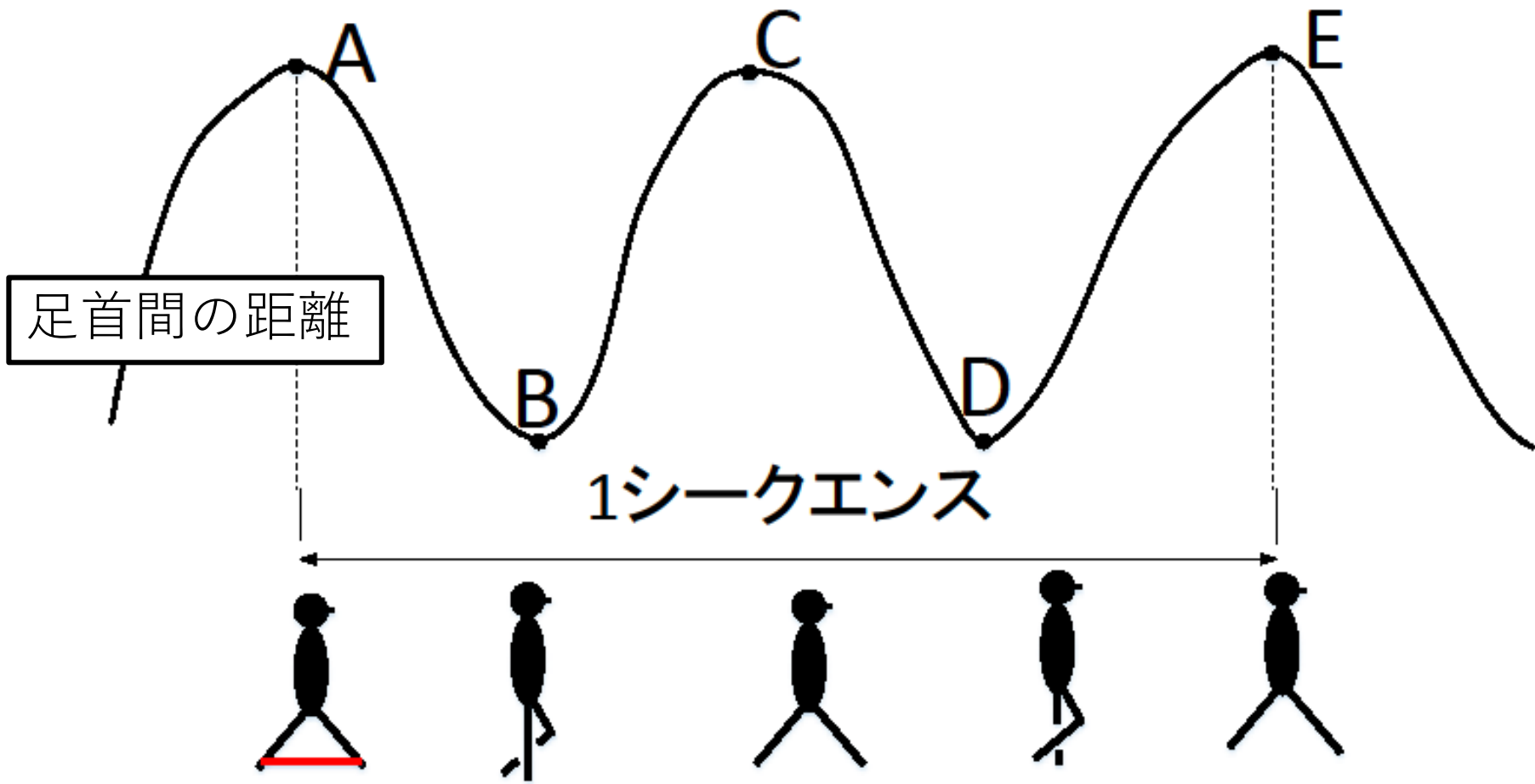
動的距離
D1~D6



關節角度
A1~A6

計36個

前処理

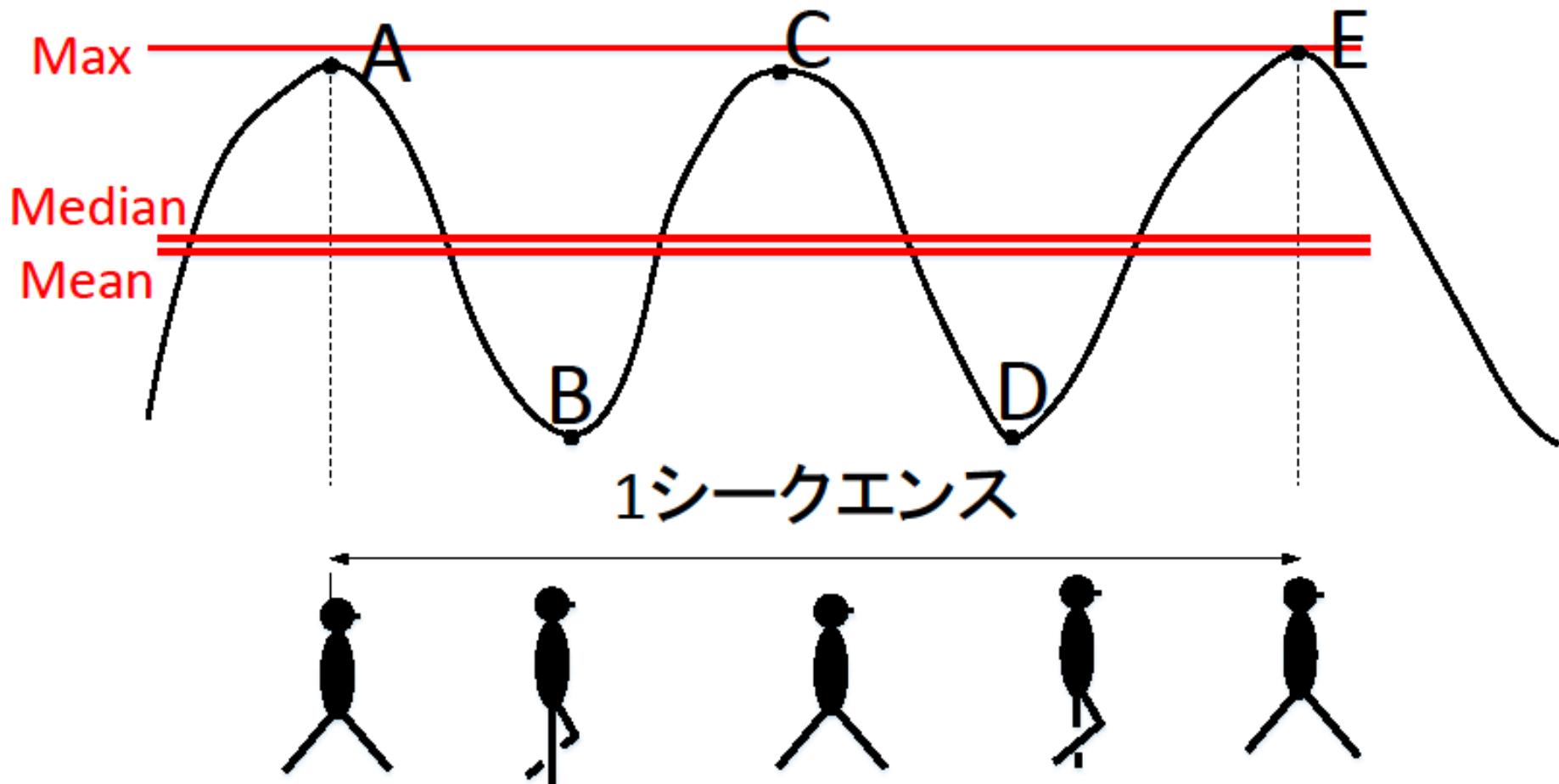


足首間の距離

1シークエンス

足首間の距離

後処理

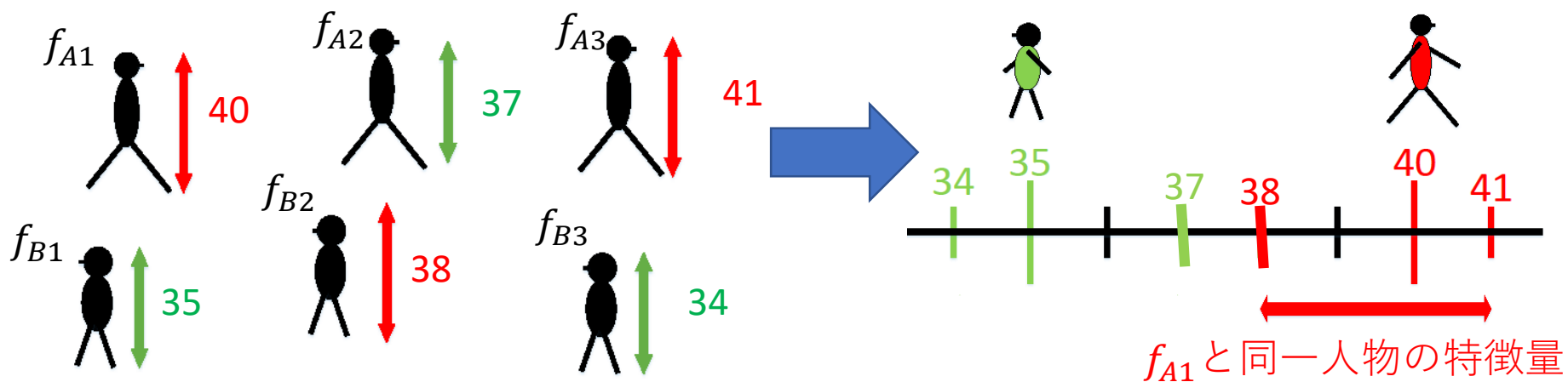


識別

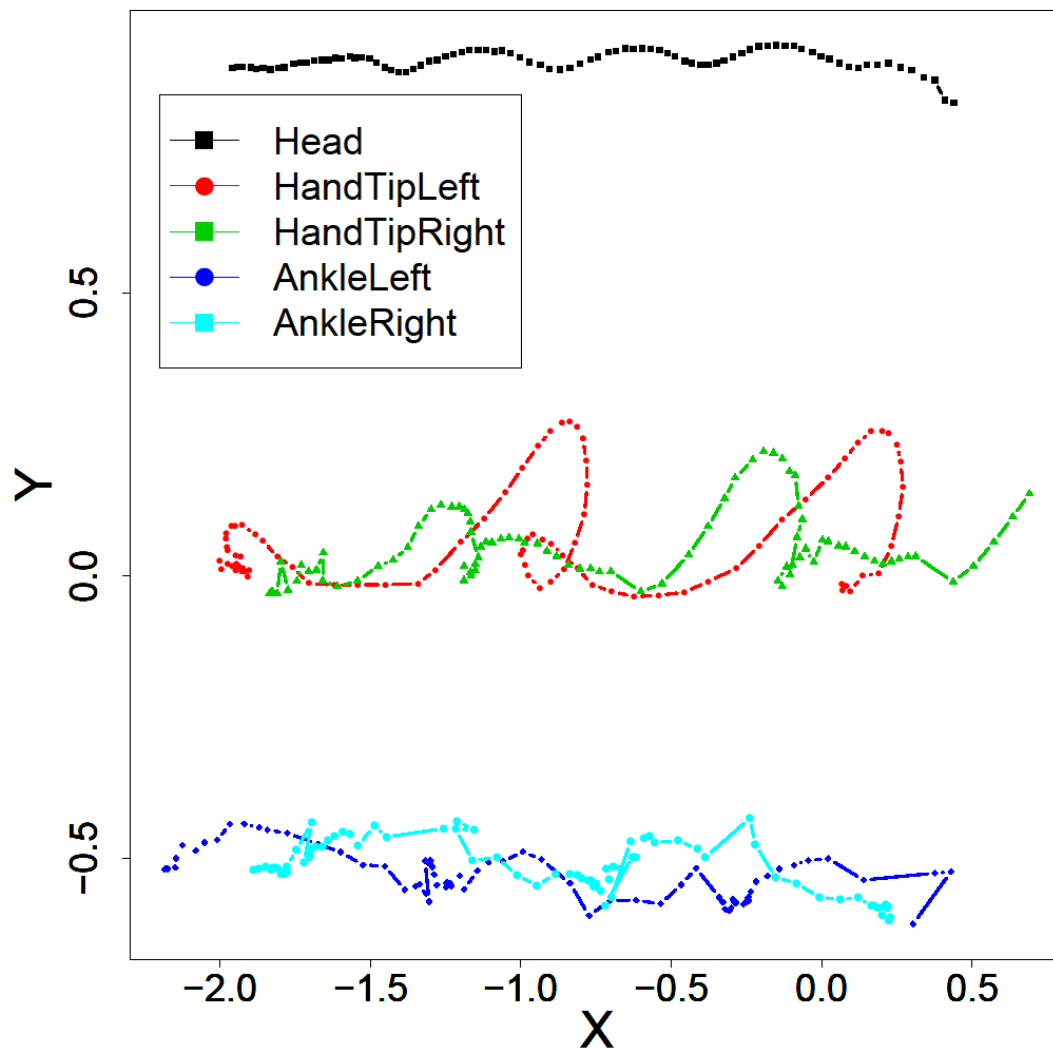
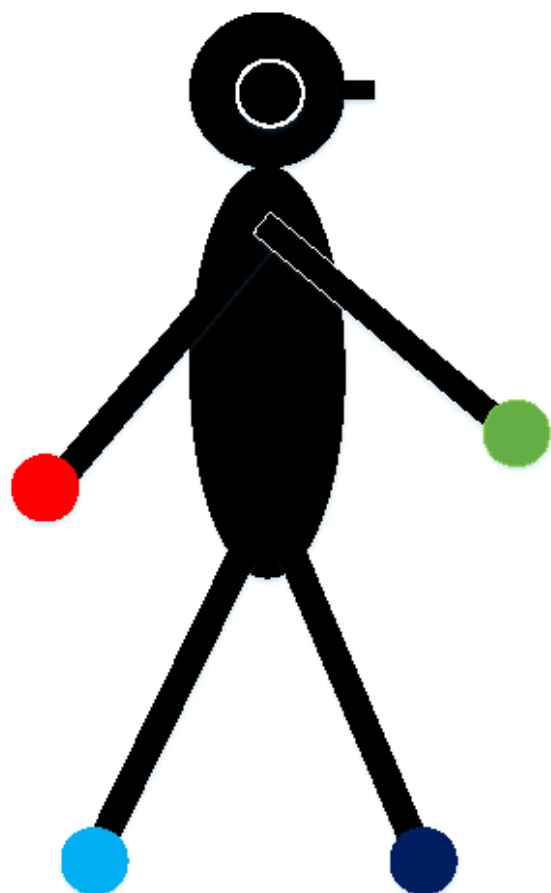
- i さんの k 番目の特徴量を $f_{i,k}$ とすると
 - 閾値を θ とすると $f_{i,k}$ と $f_{j,k'}$ の比較

- $same(i, j) = \begin{cases} T & \text{if } |f_{i,k} - f_{j,k'}| \leq \theta \\ F & \text{otherwise} \end{cases}$

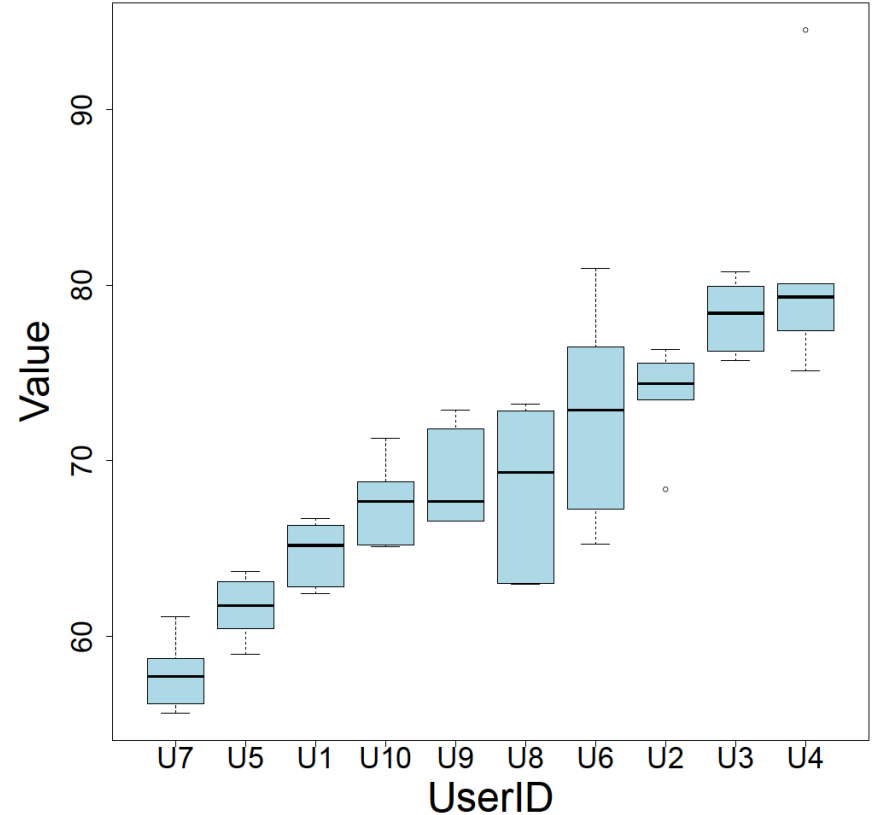
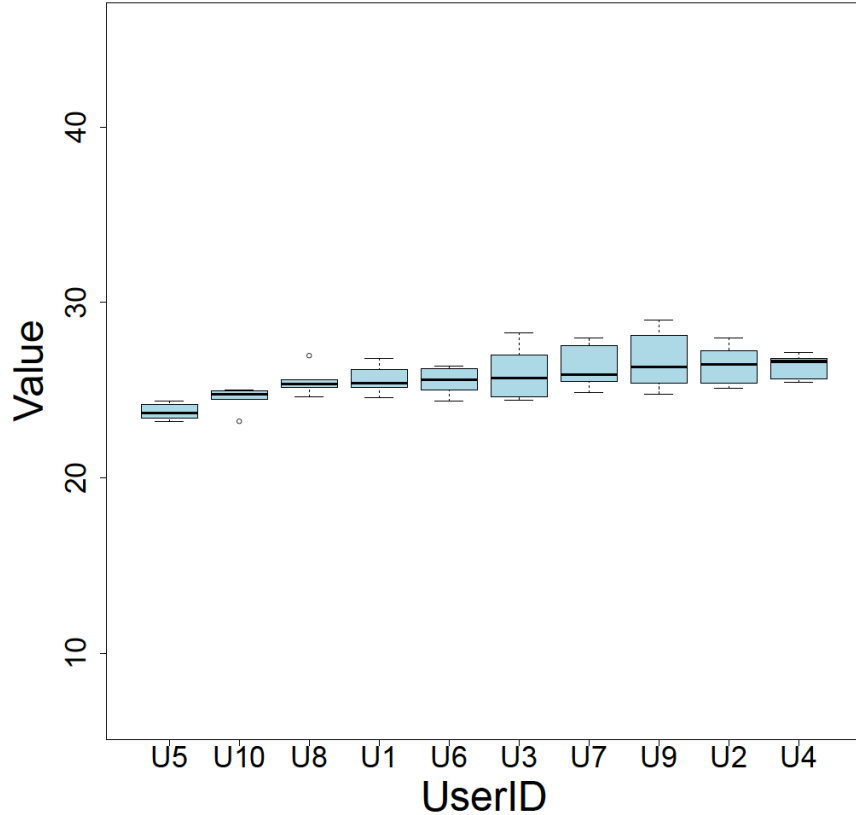
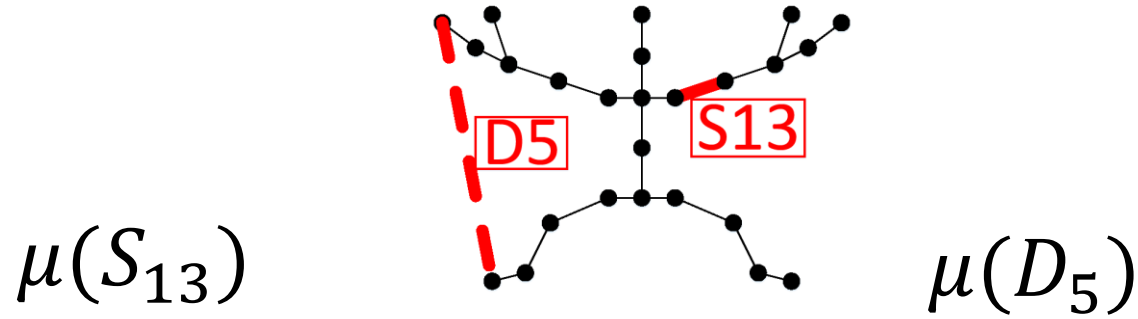
$\theta = 2$ の場合



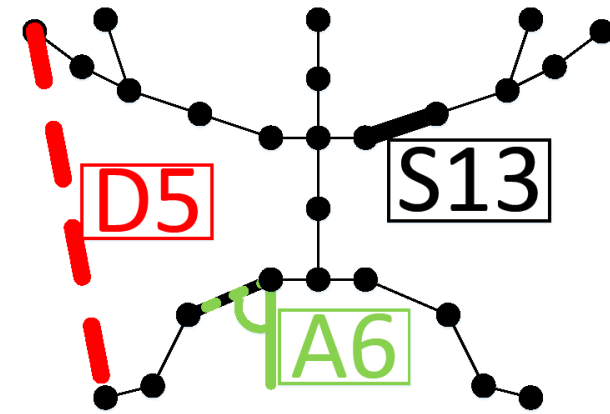
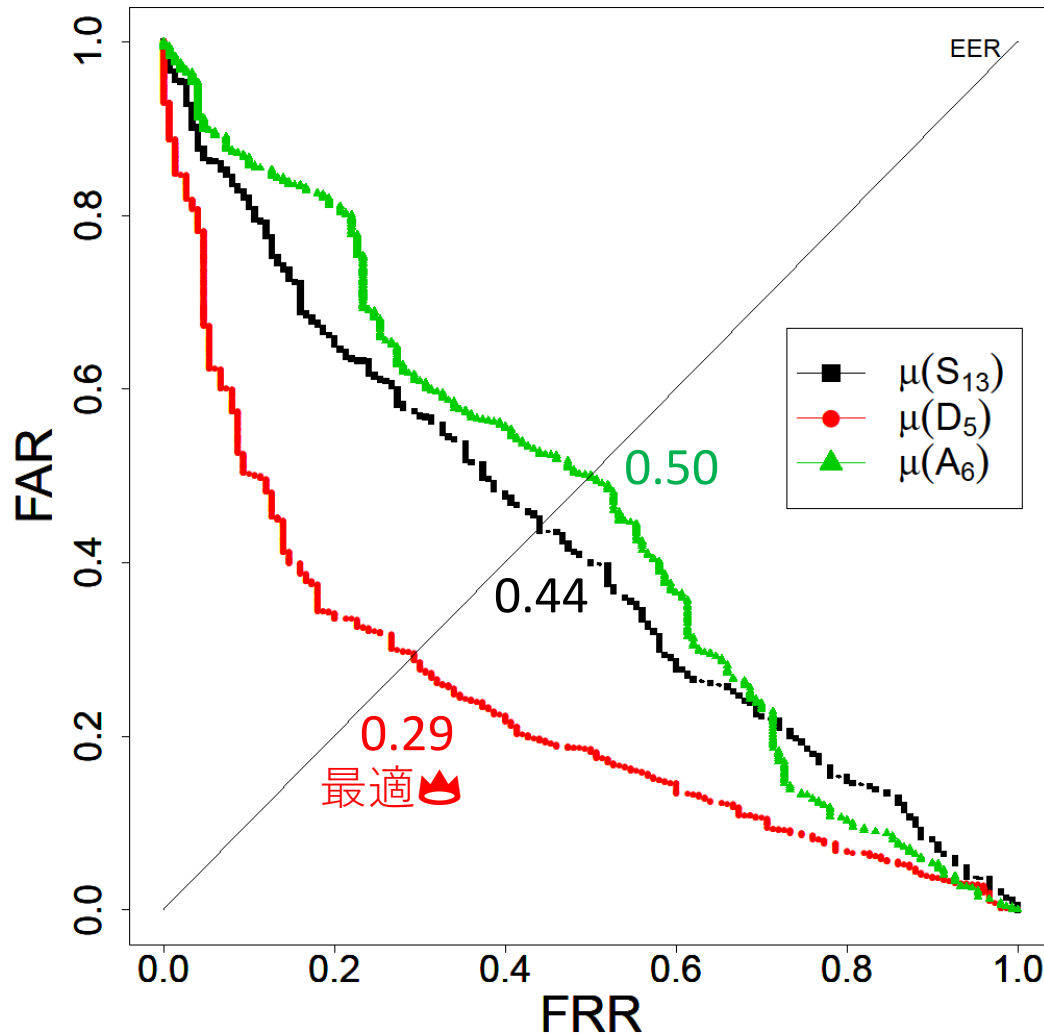
取得データの例



全被験者の $\mu(S_{13}), \mu(D_5)$ の分布

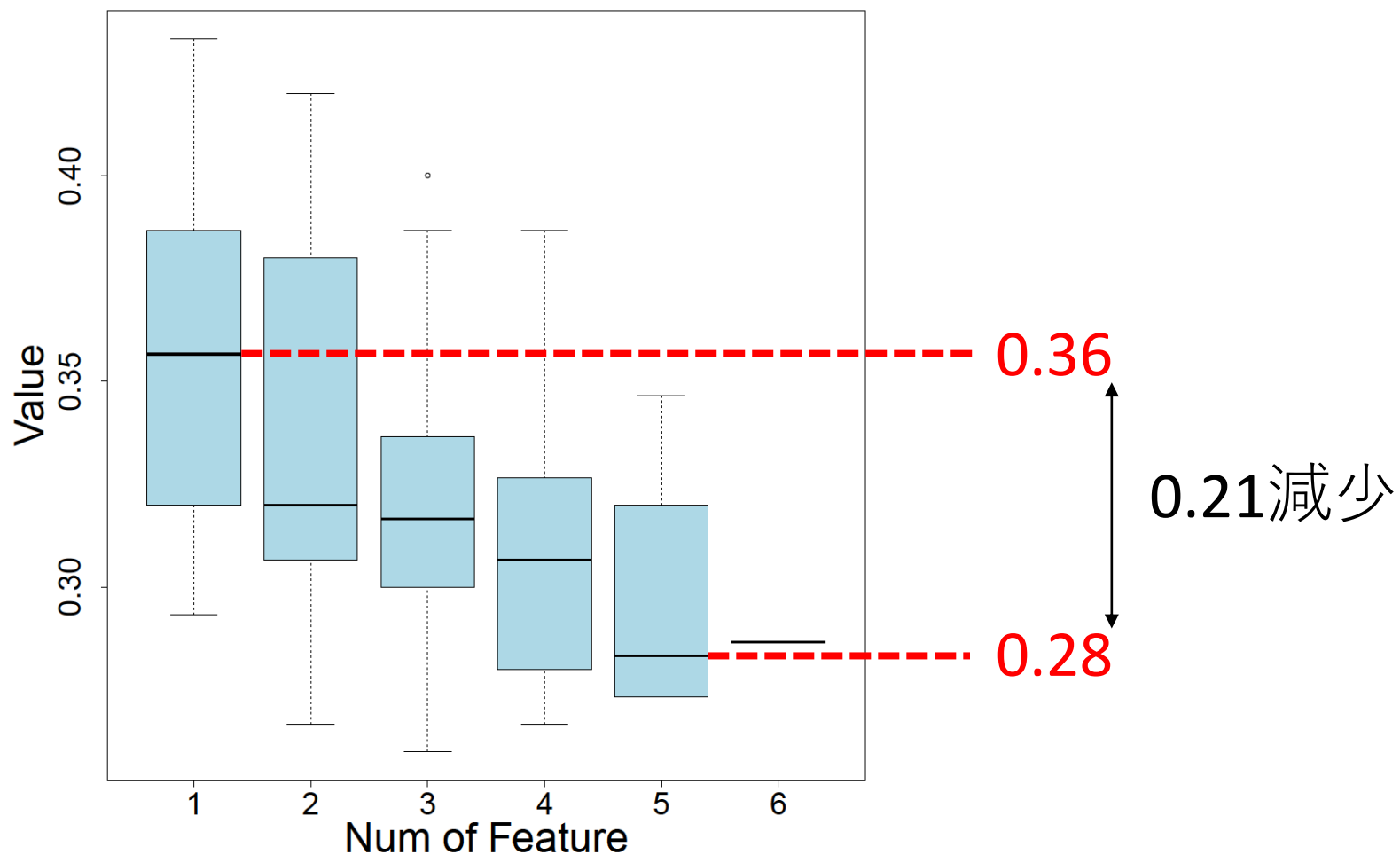


特徴量の例

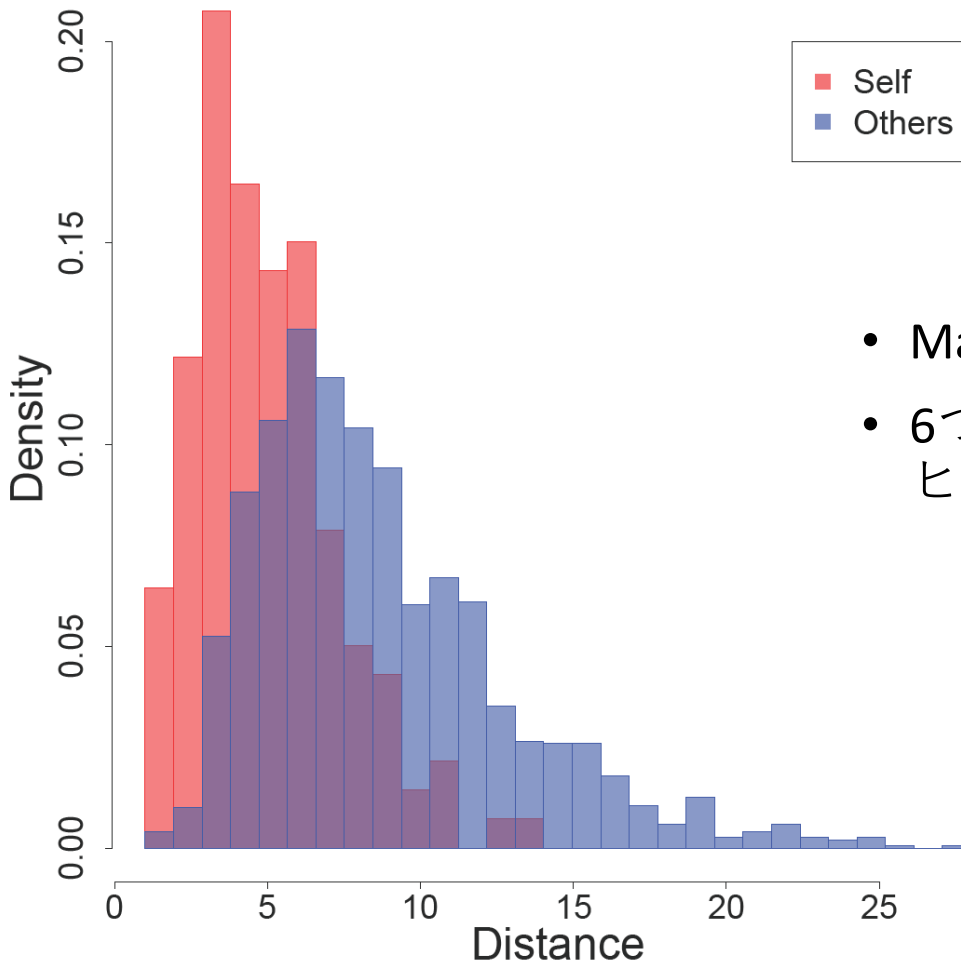


特徴量を組み合わせたときのEER

(Maxの場合の動的距離)



特徴量を組み合わせたときの 本人同士，他人との距離の比較



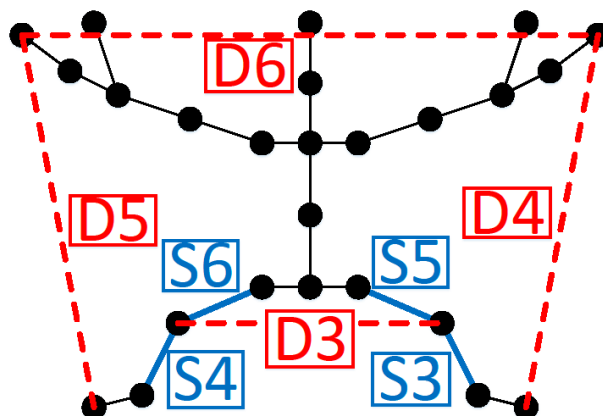
- Maxの場合の動的距離
- 6つを全て組み合わせた場合のヒストグラム

EERのTop5, Worst5

Top5

Worst5

特徴量	EER	特徴量	EER
$\mu(S_3), \mu(S_4), \mu(S_5), \mu(S_6)$	0.23	$\max(S_7)$	0.55
$\mu(S_2), \mu(S_3), \mu(S_4), \mu(S_6)$	0.24	$\text{median}(S_7)$	0.52
$\mu(D_4), \mu(D_6)$	0.25	$\mu(S_2), \mu(S_7)$	0.51
$\mu(D_3), \mu(D_5)$	0.25	$\mu(A_6)$	0.50
$\mu(S_3), \mu(S_6)$	0.26	$\mu(S_2)$	0.49



まとめと課題

- まとめ

- 本研究では、Kinect v2を用いて採取した歩容データから実際に特徴量を抽出して検証した

1. 単独の特徴量では D_5 (右手右足間)が、EER=0.29で最適
2. 組み合わせると、 $S_{3,4}$ (両すね長)、 $S_{5,6}$ (両もも長)の組み合わせがEER=0.23で最適だった
3. 組み合わせると5個まで単調減少し、単独の場合と比較するとEERは平均0.21減少した

- 今後の課題

- 統計情報として使用する場合の最適な識別率の調査
- プライバシーを保護する手法の検討