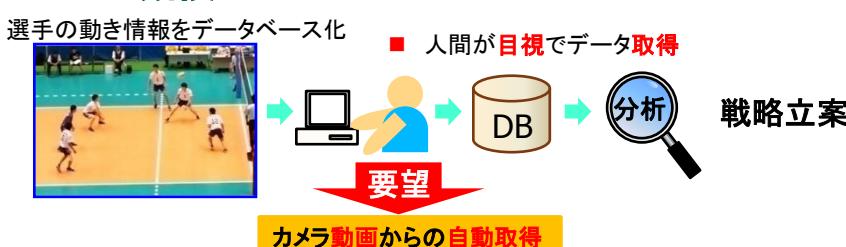


身体の動作軌跡のクラスタ化に基づく特徴量を用いた バレーボールの動作検出

久保田 栄次郎 池永研究室 修士課程終了

■ スポーツ競技



■ 従来研究

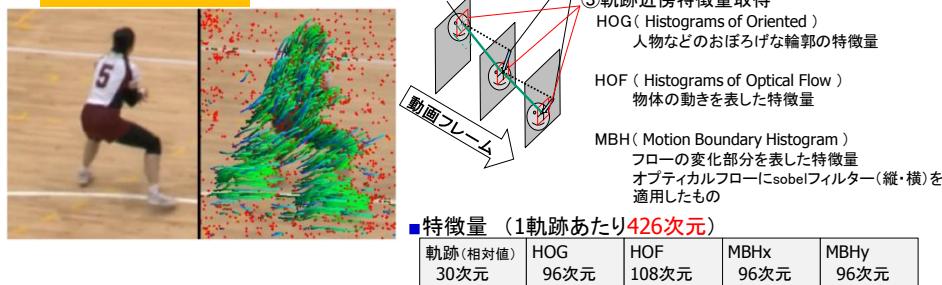
動画からの動作検出
標準的フレームワーク



特徴量: 特徴点を追跡した軌跡

Dense Trajectories

高密度な特徴量

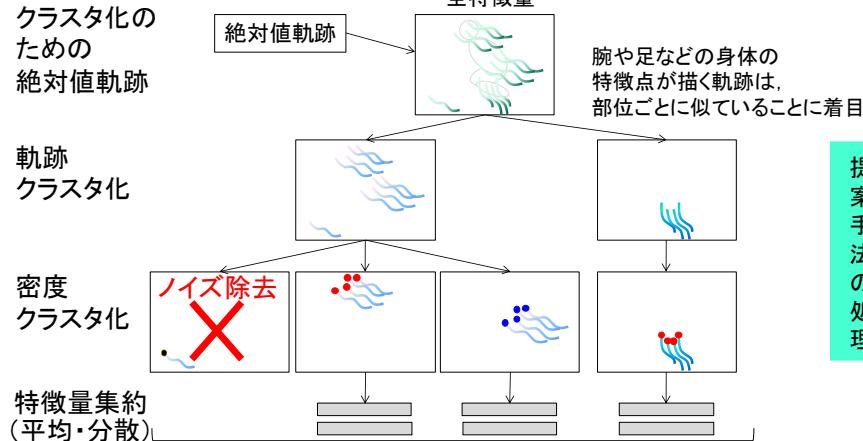


問題点

高密度な特徴量 → 動画の場合さらに特徴量増大 → 学習器適用困難
ランダムサンプリングで特徴量削減
しかし、動作認識に重要な特徴量が間引かれる可能性
動作認識に重要でない特徴量(ノイズ)を多くサンプリングする可能性

■ 提案手法

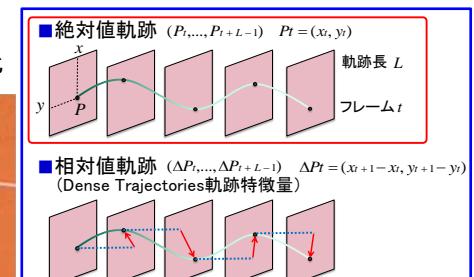
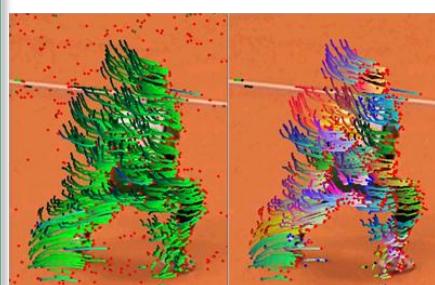
選手の身体動作軌跡に基づき特徴量集約
全特徴量



提案手法の処理

1. 軌跡クラスタ化

絶対値軌跡を基にk-meansでクラスタ化

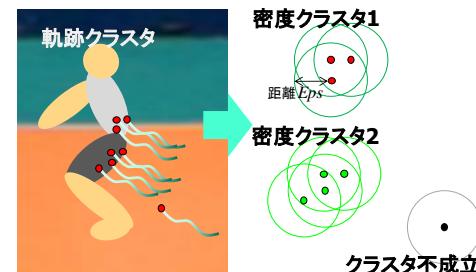


$$k\text{-meansアルゴリズム} \\ \sum_{j=1}^k \sum_{i \in \text{Trajectories}_j} (\text{Trajectories}_j - \text{centroid}_j)^2 \\ k: \text{クラスタ数} \\ \text{centroid}: \text{クラスタ重心} \\ \text{Trajectories}: \text{軌跡の特徴量} \\ \text{式の値が最小化するよう処理}$$

2. 密度クラスタ化

軌跡クラスタを

軌跡の最新座標(絶対値)を基にさらにクラスタ化



最新
クラスタ化 DBSCANアルゴリズム
 $x \in N_{Eps}(nx)$
 $|N_{Eps}(nx)| \geq MinPts$
 $Eps: (Eps=10)$ クラスタ成立可能距離
 $MinPts: (MinPts=3)$ クラスタ成立可能な最低の座標(点)数
 $Nx: 座標(点)$
 $N_{Eps}(nx): 距離Eps内の座標(点)の集合$

条件を満たす点
(例: 距離10以内に点3個)
を次々に結合しクラスタ化

3. 特徴量集約

密度クラスタ単位で特徴量を集約

平均 密度クラスタ内の全特徴量の平均を特徴量として集約
分散 平均では失われる密度クラスタ内の全特徴量のばらつきを特徴量として集約

クラスタ内の特徴量	軌跡(相対値)	HOG	HOF	MBHx	MBHy	426次元 × n
						(例:n=4)

各次元(426次元)ごとに平均・分散を計算

平均 分散

軌跡(相対値)	HOG	HOF	MBHx	MBHy	426次元 × 2
---------	-----	-----	------	------	-----------

$$\text{平均 } \bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_{ij}$$

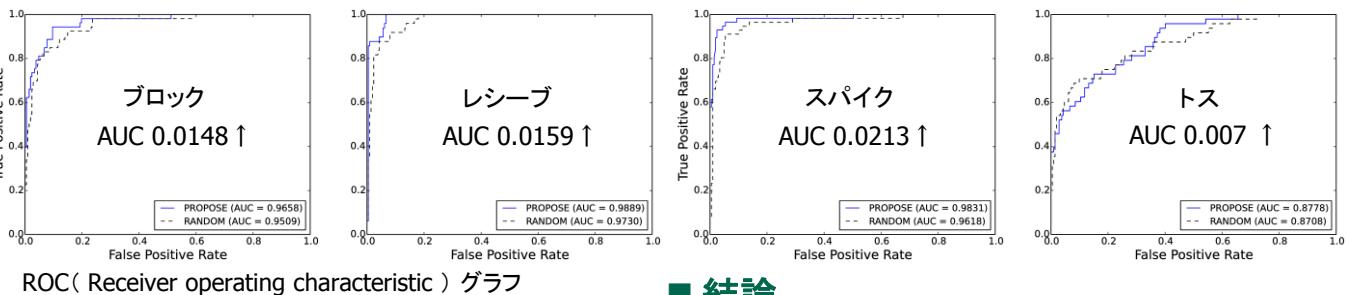
$$\text{分散 } \sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_i)^2$$

実験結果

■ 評価環境

使用動画

平成26年度全国高等学校総合体育大会
男子バレー部競技大会
コート右斜め後ろから動作の画像を切り出し
切り出し動画 640 × 480 pixel 60fps
学習動作 「ブロック」「レシーブ」「スパイク」
「トス」「その他」(各10動画)
検出動作 「ブロック」「レシーブ」「スパイク」「トス」
(各約50動画)



■ 結論

「ブロック」「レシーブ」「スパイク」提案手法優勢
(AUC平均0.017367向上)

「トス」提案手法とランダムサンプリング間で明確な差異なし
(AUCは提案手法がわずかに優勢)



早稲田大学大学院情報生産システム研究科