

機械学習で得られた特徴空間上の軌道を用いた卓球フォーム分類

千田 正史 佐藤 慶太 櫻井 元輝 藤木 なほみ 早川 吉弘
 仙台高等専門学校

1. はじめに

階層型ニューラルネットワークを用いた恒等写像学習を行う、オートエンコーダと呼ばれるアルゴリズムを用いて手書き文字を学習すると、文字の傾き具合の連続的変化を低次元空間(特徴空間)に表現できることがわかっている^[1]。これを動画に適用した場合、動画内の対象とする物体は、連続した形の変化として捉えることが可能である。手書き文字の場合と同様に、動画の各フレーム画像は特徴空間上に点として写像され、その時間変化は軌道として表現される。この軌道の違いを行動の違いとして取り出すことが原理的に可能である。この軌道を用いた人の行動分類が機械的に行われたとしても、この軌道の分類に基づく人の行動は、人が理解できるものではないかもしれない。そこで間接的にせよ、この軌道の分類が人の行動に強く結びついていることを確認したい。

本研究では行動が限定され、かつ、その行動の微細な差が結果に影響を及ぼすと考えられる卓球のフォームを対象とし、この動画像を使った行動分類の実現性についての検討を行った。

2. 返球位置予測を用いた行動分類の検討

まず、卓球での返球位置は、返球時条件(球の位置)の基でフォームにより決定されるものと仮定する。このとき、上記の機械的分類によっても返球位置が同様に定まるのであれば、この軌道の分類はフォームに強く関連していると間接的に主張できると考え、これを検討する。

軌道分類手法について

- ①卓球のフォームを側面から SONY のハイスピードカメラ(アクションカム HDR-AS300, 1280×720)で撮影した動画(120fps)を対象が含まれる 100×100pixel のフレーム毎のグレースケール画像に変換する。
- ②7 階層の階層型ニューラルネットワークを構成(10000-100-30-3-30-100-10000)し、先の画像を恒等写像学習させる。
- ③学習終了後に第 4 層が特徴空間となり、動画に従った入力に応じて、3 次元特徴空間内に軌道を描かせる。
- ④この軌道を k-means 法によりクラスタリングを行う。

課題設定

着地位置(x,y),返球位置(X,Y)を得ることで、対象者が球を打つ直前に着地した座標と軌道の自動クラスタリングによる分類から、卓球台を 9 分割した A~I のどの位置に返球されたかを予測する。

予測結果とその検討

以下の図にクラスタ数 4 と 15 で分類を行った際の特定クラスタ内返球位置分布を示す。

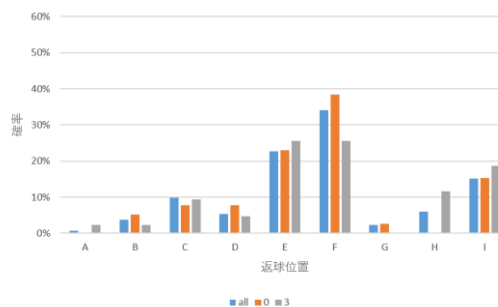


図 1 代表クラスタの返球分布(k=4)

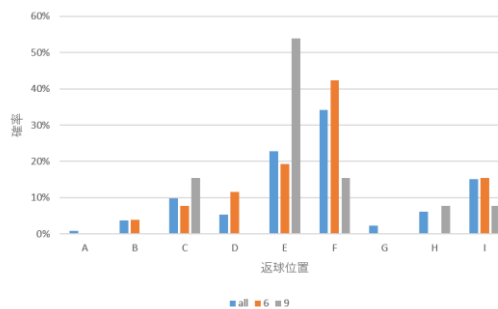


図 2 代表クラスタの返球分布(k=15)

図 1,2 の青のグラフは元の返球位置の分布を表している。図 1 の k=4 のとき、クラスタの返球分布は元の分布と似ており、偏りが小さい。図 2 の k=15 のときはクラスタの返球分布には大きな偏りが観測できる。このことからクラスタ数 k を大きくしていくことで軌道と返球位置との偏りが大きくなり、軌道の分類から返球位置の予測が可能であると考えられる。

3. おわりに

本研究では卓球フォームを対象とした、軌道分類による返球位置予測の検討を行った。結果として、軌道のクラスタ数を大きくすることで各クラスタに返球位置の偏りが観測され、軌道分類からの返球位置予測の可能性を確認した。このことから、軌道の分類結果はフォームに強く関連していると示唆された。

参考文献

- [1] 大沼峻徳, 早川吉弘「手書き文字の連続的特徴表現の抽出」電子情報通信学会基礎・協会ソサイエティ/NOLTA ソサイエティ大会講演論文集, 367, 2016.