

ウェアラブルデバイスを用いた卓球のフォーム解析の検討

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

1. はじめに

集積技術の発展により、センサが小型化し、日常生活における行動を場所や時間に関係なくセンシングすることが可能になっている^[1]。それらのデータを活用することによって、人間の行動を基盤とした様々なサービスが可能であると考えている。その際、必要となるのは機械学習をはじめとするデータ解析手法である。これらのデータ解析手法は人間が視認して動作を識別するよりも詳細かつ高精度に識別することが可能である。

一方で日常生活を妨げない身軽さを考慮すれば、ウェアラブルデバイス、特に腕時計型端末は有用である。しかしながら、その装着位置から限定された部位のみでのデータ取得となる。そこで本研究では、ある程度限定された動作を使用する卓球競技を採用し、ニューラルネットワークを含む機械学習を活用することで、限定された部位のみから得たセンサデータによりフォーム分析を試みたので報告する。

2. ウェアラブルデバイスによる分類手法

本章で使用する動作はフォアハンドスイングとし測定に加速度センサを使用した。まず、プレイヤーに POLAR 社製のスマートウォッチ、M600 を装着しフォアハンドラリーを行った。また、分類されたセンサデータがどの動作に対応するかの確認用にビデオカメラを用いて同時に記録し利用した。

センサデータを解析するためには得られたデータを一定時間ごとに分割し、そのデータを 1 スイングと定義し、動作の評価を行う。しかし、固定長で分割したセンサデータをそのまま分類すると、データの開始点の違いが位相のずれとなり、動作の正確な分類を妨げていると考えている^[2]。この問題を回避するために 2 つの方法を導入する。

FFT 利用: 位相の影響をなくし、動作本来の分類を行うために、本検討ではセンサデータを 128 点に分割し、FFT を適用し、位相成分を除去した。位相成分が取り除かれたデータに対し主成分分析(PCA)を行い、X-means 法でクラスタリングした。

ニューラルネットワーク (NN): オートエンコーダでセンサデータを 2 次元に圧縮した後、X-means 法で分類を行った。

3. 結果の比較検討

FFT を用いた方法では 4 つのクラスタに分類され(図 1)、NN を用いた方法では 3 つのクラスタに分類された(図 2)。

これらが位相情報の影響を受けていないかを確認するため、FFT を使用せずに PCA を行った結果(図 3)と図 1、図 3 の結果を比較する。図 1 で左側に密集して分布しているデータ群は図 3 で円周上に分布しており、図 2 で左上に位置しているデータは図 1 でバラバラに分散している結果となった。図 3 は位相による影響を受けていることから、逆を言えば図 1、2 の結果は位相情報を考慮し、分割の開始点に影響されることなく分類されていると考えられる。また、各分類結果の分類に対応する動作を動画像により確認すると図 1 では横軸が大きくなるほどラケットを振るスピードが遅くなっている傾向がみられたが、図 3 では動作の特定には至らなかった。これは図 3 が非線形変換であるため各軸が曲線であると考えられ、図 2 の分類結果をより人間が認識可能な動作に対応付けるのは難しいと考えられる。

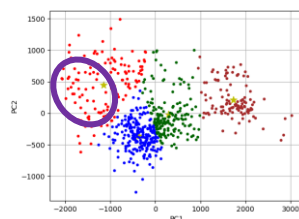


図 1 FFT を用いた分類結果

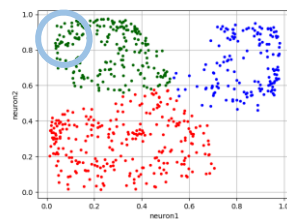


図 2 NN を用いた分類結果

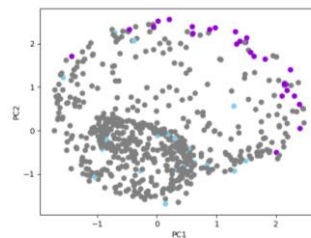


図 3 PCA を用いた分類結果

4. まとめ

本研究ではウェアラブルデバイスで取得したセンサデータから動作の分類を行う手法の検討を行った。フォームに着目した検証ではどちらも位相による影響は軽減し、FFT を使用したことでスイングの速さが分類に影響していた。また NN を使用した場合には、特徴的な分布が得られたものの、動作の特定には至らなかった。

参考文献

- [1] 津田麻衣, 玉井森彦等, 「居室内のセンシングによる独居高齢者支援システムとその評価」, 情報処理学会研究報告, 2014
- [2] 佐藤慶太, 藤木なほみ, 「卓球のスイングデータを用いたセンサデータ解析手法の検討」, 専攻研究 2 年次中間発表論文集, June. 2018