

# ウェアラブルセンサを用いた ボールジャグリングスキル識別の検討

萬 絵 (15812120)

ロペズ研究室

## 1. はじめに

ジャグリングは大道芸やサーカスなどの曲芸として古くから世界中で親しまれており、近年ではスポーツとしても楽しまれている。しかし、初級者がジャグリングをすることは、基本的な動きであっても難しく、敷居が高い。そこで本研究では初級者のためのジャグリング動作の上達を支援するシステムを開発することを目的としている。本稿では初級者と上級者のジャグリング時の動きを解析し、動きの特徴を見つけることで、システムが支援すべき点を明確にする。そのためジャグリングの基本的な技である 3 ボールカスケード (以下カスケード) を行い、その際の手の動きを手首に装着した加速度センサにより取得する。

## 2. 関連研究

関連研究として、市川 淳[1]らの研究が挙げられる。これは赤外線カメラを用いたモーションキャプチャによって初心者と上級者の動作分析を行った研究である。しかし、使用カメラは 9 台と多くデータの取得は専用の機材がある場所に限られてしまう。これは支援システムを想定したときに有用とは言い難い。一方加速度センサは近年携帯端末にも標準で装備されているため、一般ユーザにも簡易的に推定を行うことが可能である。

他に加速度センサを用いた研究として松村 耕平[2]の研究が挙げられる。これは加速度センサとビデオカメラを用い、10 カ月にわたり 30 名の被験者の身体の運動を計測し、分析を行った研究である。これにより身体運動の計測において加速度センサは筋肉に力を入れるタイミングや力の強さを計測しやすいという可能性を示した。

## 3. 評価実験

本稿では両手首の加速度データによって上級者と初級者を分類する際に適した特徴量の調査を行った。また、同時にサンプリングレートを落とした場合の精度評価も並行して行った。高精度加速度センサには ATR Promotions 社の TSND121 を用い、スマートウォッチは motorola 社の Moto360 を用いた。

加速度センサは両腕に装着し、精度評価用のスマートウォッチを右腕に装着した。装着状態を図 1 に示す。高精度加速度センサのサンプリングレートが 1000Hz、スマートウォッチのサンプリングレートが 50Hz となっている。上級者 4 名、初級者 3 名の被験者にそれぞれ 50 キャッチ以上かつ 100 キャッチ未満のカスケードを 3 セット行ってもらい、得られた加速度信号に対して分析を行う。ここでの上級者と初級者の分類はより上位の技である 5 ボールカスケードが連続で行えるものを上級者としている。

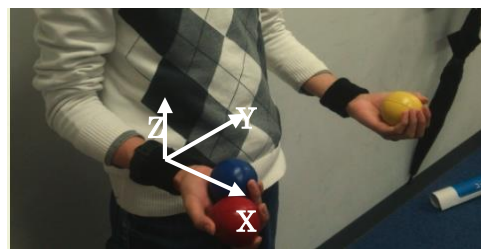


図 1 実験装置装着位置

## 4 実験結果

### 4.1 分析手法

カスケードはボールを投げ続ける周期的な運動である。その周期毎のピーク値は最も力が加わった点であり、キャッチとトスに関わりが深いと考えられる。そこで、周期毎の最大値と最小値を、閾値を用いて抽出し、分析に用いた。抽出結果の一部を図 2 に示す。黒い点が抽出された最大値

2015 (平成 27) 年度卒業論文要旨

で、白い点が最小値である。

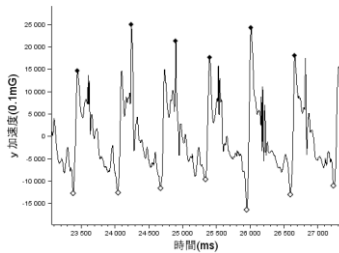


図 2 ピーク値の抽出結果

4.2 分析結果

これらの平均と標準偏差を計算し、ウェルチ検定を行った。高精度加速度センサで測定した右手のデータを分析し、そのうち有意水準 1%以下の特徴を○, 5%以下の特徴を△, それ以外を×で表した表を表 1 に示す。また、高精度加速度センサで測定した左手のデータを用いた場合、スマートウォッチで測定した右手のデータを用いた場合を同様に表 2, 表 3 に示す。

表 1 検定結果(右手高精度加速度センサ)

	山点平均	谷点平均	距離平均	山点偏差	谷点偏差	距離偏差
x軸	×	△	×	○	○	○
y軸	△	×	×	○	×	○
z軸	△	×	×	△	△	○

表 2 検定結果(左手高精度加速度センサ)

	山点平均	谷点平均	距離平均	山点偏差	谷点偏差	距離偏差
x軸	△	○	△	△	△	○
y軸	×	△	△	×	×	×
z軸	△	△	○	×	○	○

表 3 検定結果(右手スマートウォッチ)

	山点平均	谷点平均	距離平均	山点偏差	谷点偏差	距離偏差
x軸	△	○	○	△	○	○
y軸	△	×	×	×	○	×
z軸	×	△	△	×	×	×

ウェルチ検定の結果を元に SVM 用いて分類を行い、交差検定による分類精度評価を行った。分類にはワイカト大学が開発した weka を用いた。

属性選択の結果 x 軸距離の平均, x 軸距離の標準偏差, y 軸距離の標準偏差がクラス分類に大きく寄与する特徴とされた。その 3 つの特徴量を用いた SVM による分類を交差検定によって評価したところ, 91.7%で正しく分類された。

同様に高精度加速度センサで取得した左手の加速度データを用いて分類を行った。属性選択の結果, z 軸の山点の平均, x 軸谷点の平均, z 軸谷点の平均, z 軸山点の標

準偏差, y 軸距離の標準偏差がクラス分類に大きく寄与する特徴とされた。その 5 つの特徴量を用いた SVM による分類を交差検定によって評価したところ, 83.3%で正しく分類された。

同様にスマートウォッチで取得した右手の加速度データを用いて分類を行った。属性選択の結果, y 軸の山点の平均, x 軸山点の平均, x 軸谷点の標準偏差, x 距離の標準偏差がクラス分類に大きく寄与する特徴とされた。その 4 つの特徴量を用いた SVM による分類を交差検定によって評価したところ, 95.8%で正しく分類された。

TP rate	FP rate	Precision	Recall	F-measure	Class
1	0.167	0.857	1	0.923	上級者
0.833	0	1	0.833	0.909	初心者

表 3.1 分類結果(右手高精度加速度センサ)

TP rate	FP rate	Precision	Recall	F-measure	Class
1	0.33	0.75	1	0.857	上級者
0.667	0	1	0.667	0.8	初心者

表 3.2 分類結果(左手高精度加速度センサ)

TP rate	FP rate	Precision	Recall	F-measure	Class
0.917	0.083	0.917	0.917	0.917	上級者
0.917	0.083	0.917	0.917	0.917	初級者

表 3.3 分類結果(右手スマートウォッチ)

5. むすび

本稿では加速度センサを用いてカスケード技術の分類を行った。片手のみのデータでも高い精度で上級者と初級者の分類が行えることが分かった。また、サンプリングレートを下げた場合でも十分な精度で比較が行えたが、分類では通常のセンサで用いた特徴とは別の特徴を用いている。これはデータ取得時に装着していた場所が通常のセンサに比べて肩に近かったため、別の特徴となってしまったからだと考えられる。今後の課題として、別のジャグリング動作の場合検出が行えるのか、また、これらの特徴を用いて初級者にフィードバックを与え技術の改善を行うことが可能なか調査する必要があると考えられる。

6. 参考文献

- [1] 市川 淳, 三輪 和久, 寺井 仁, ”ノービスによる身体スキルの獲得:身体動作の安定性と着眼点からの検討”, 日本認知科学会 2014
- [2] 松村 耕平, ”加速度センサによるサンバリズム運動の分析” JAIST Repository 2007