

機械学習を用いた男子新体操技判別システムの開発

斉藤 大和[†] 多田 信洋[†]

福岡工業大学 情報工学部 情報工学科[†]

男子新体操は日本発祥の競技であるにも関わらず、注目されておらず競技人口は少ないままにとどまっている。本研究に先立ち、筆者らは男子新体操への興味向上を目的として、Kinect を用いた男子新体操の技の判定・評価システムを開発した。しかし開発後の実証実験から、Kinect の採用に由来する技判定における複数の制約や技の判別精度そのものの問題が明らかとなったため、新たに技の判定・評価に機械学習を用いた、Kinect に依存しないシステムを開発、評価した。

1. はじめに

男子新体操は日本発祥の競技であり、リオオリンピックの閉会式で演技されるなど注目を集めている。しかし、発祥地である日本においても競技人口は 1500 人程度にとどまっている。この状況を改善すべく、まず筆者らはアンケートを行い、その原因の 1 つに男子新体操自体への興味の低さがあることを明らかとした。この結果を踏まえ、筆者らは男子新体操への興味向上を目的として、Kinect⁽¹⁾を用いた男子新体操の技の判定・評価システムを開発した⁽²⁾。

しかし開発後の実証実験から、Kinect の採用に由来する技判定における複数の制約や技の判別精度そのものの問題が明らかとなった。

そこで、新たに Kinect に依存しない、技の判定・評価に機械学習 (3D-CNN⁽³⁾) を用いたシステムを開発する。

2. 男子新体操の採点システムの特徴

男子新体操の採点システムを作成するにあたって、人物を遠くまで認識出来、複数人数の取得、新体操の道具である手具の認識、柔軟性の認識が重要になってくる。

非接触で骨格情報を取得する方法として Kinect や OpenPose⁽⁴⁾などが挙げられる。

筆者は以前、Kinect を用いた男子新体操における 7 つの動作を採点するシステムを開発した (図 1)。しかしながら、男子新体操は縦横 13m のフロア上で演技するため、人物認識を可能な範囲が 0.5m~4.5m の Kinect では、競技者を常時認識することが出来ないなどの問題点が挙げられた。

広範囲を認識可能な OpenPose あるが、つま先などの細部を認識できていない。さらに伸身

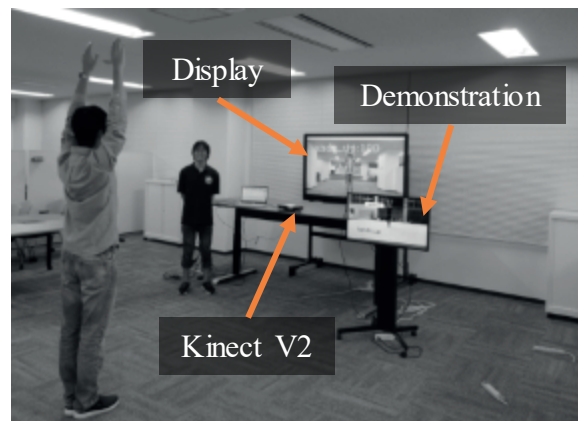


図1 開発したシステム及び実験風景

後宙と伸身前宙の違いなどの前後の経過が認識できない問題が挙げられる。

以上のことから、現在の骨格を取得できるシステムでは男子新体操の技の認識が出来ないため技の認識が出来るように機械学習を用いて、つま先など細部の認識・動画からの認識及び続き技の認識が出来るように技を判別・採点するシステム開発が必要である。

そこで本研究では、動画を用いた男子新体操の技の認識を行う。本研究は技の認識の 3D-CNN を用いたシステムについて目を向けた。

3. 実験概要

1 節の 3D-CNN を用いた男子新体操採点システムの有用性を実験により検討する。以下では、3.1 節で構築したシステムの概要を、3.2 節で 3D-CNN の実装の概略を述べる。

3.1. 実験概要

今回の機械学習の概要図を図 2 に示す。男子新体操の演技者の動画を用意し、新体操審判資格第 3 種である筆者が新体操男子規則 2015 年版⁽⁵⁾を参考にして各技をラベル付き動画として抽出した。ラベル付けを行った動画を 3D-CNN にて学習させ、モデルを構築する。本研究のモデル

Technique judgment system for Men's Rhythmic Gymnastics using machine learning

[†]Yamato Saito, Nobuhiro Tada.
Fukuoka Institute of Technology

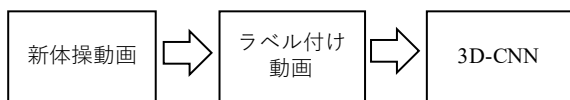


図2 手法の概要

は神戸市立高等専門学校藤本研究室のモデル⁽⁶⁾を参考した。

3D-CNN の学習には男子新体操の技 43 種の 300 動画を用いた。

3.2 実装

システムのハードウェアとしては、GPU(NVIDIA GeForce GTX960) を装着した PC (CPU: Intel Core-i7-3770, RAM: 16GB) 上で Python3.6 および Keras⁽⁷⁾ を用いて行う。

3D-CNN のハイパーパラメータは以下の通り

なお、学習におけるバッチ数は 1、エポック数は 100 とした。モデルを図 3 に示す。

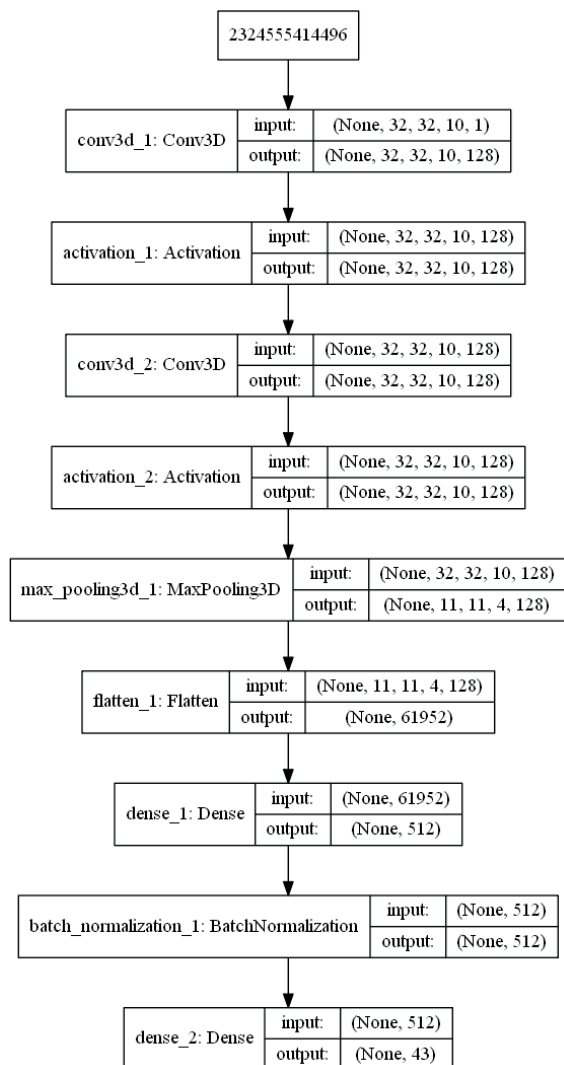


図3 作成したモデル

表1 学習結果

Train loss	15.617
Train accuracy	0.00422
Test loss	15.737
Train accuracy	0.0161

4. 採点結果・考察

実験結果を表 1 に示す。本研究で構築したシステムでは、高い判別精度は得られなかった。その原因としては以下の 2 点が考えられる。

1. データの少なさの問題

データが 300 動画であり、43 種の技の中には 1 つしかない動画も存在している。これでは学習用動画とテスト用動画として分けることが出来ない問題がある。

2. ハイパーパラメータ設定の問題

データが少ないことから、データの損失を防ぐために中間層が参考モデルより 14 層少なくなった。そのため、学習が進まず、学習結果がほとんど変わらず、認識率が上がらない結果となったと推測される。

5. おわりに

本研究では男子新体操の普及を目的として、男子新体操の技の判定・評価システムを開発した。しかし開発後の実証実験から、現状の手法では高い精度での技判定が困難なことが分かった。今後は学習データの増加、3D-CNN のハイパーパラメータ調整による精度向上を目指す。

参考文献

- (1) Kinect, <https://web.archive.org/web/20160509224-645/http://www.xbox.com/ja-JP/kinect/>
- (2) 齊藤大和, 多田信洋, 骨格情報を用いた男子新体操採点システムの開発～男子新体操の興味向上を目指して～, 第7回サイエンス・インカレ研究発表会要約集, 2017, p157
- (3) S. Ji, W. Xu, M. Yang, K. Yu. "3D Convolutional Neural Networks for Human Action Recognition." PAMI, 35(1):221-231, 2013.
- (4) Z. Cao, T. Simon, S.-E. Wei, and Y. Sheikh. Realtime multiperson 2d pose estimation using part affinity fields. In CVPR, 2017. 5
- (5) 日本体操協会 男子新体操委員会, 新体操男子規則 2015 年版, 2015. 2. 10
- (6) kcct-fujimotolab/3DCNN, <https://github.com/kcct-fujimotolab/3DCNN>
- (7) Keras: The Python Deep Learning library, <https://keras.io/>