

評価項目を考慮した機械学習による演舞競技評価システム

上田 健生[†] 島 孔介[†] 武藤 敦子[†] 森山 甲一[†] 松井 藤五郎[‡] 犬塚 信博[†]
名古屋工業大学[†] 中部大学[‡]

1 はじめに

スポーツにおいて技能を習得する際に、指導者の評価は重要である。一方で、自主練習など指導者が居ない場合では助言を得ることは難しい。そこで本研究では、指導者の評価を再現するシステムを構築し自主学習効果の向上を目指す。

山中ら [1] は、スマートフォンから得られた加速度データから演舞競技を評価する演舞競技評価システムを開発した。しかし、当該システムでは実際の指導者の評価項目によらず動作全体を入力としており、実際の評価とシステムによる評価では、着眼箇所が異なっていた。そこで本研究では、実際の評価を再現するため、評価項目ごとに実際の評価時の着眼箇所の動作データのみを用いた機械学習モデルを構築する。

2 演舞競技評価システム

山中ら [1] の演舞競技評価システムについて STEP1-5 で説明する。

- STEP1 演舞者の腰部にスマートフォンを装着し演舞競技を行なうことで、3軸の加速度データを取得する。同時に、指導者による評価を評価ラベルとして付与する。
- STEP2 取得したセンサーデータを演舞競技を構成する動作毎に分割する。動作毎に現れる加速度データのピークを取得し(図2左)、そのピークを基に一定の長さで分割する。
- STEP3 分割したデータで、ノイズを前提とした機械学習モデルを構成する。また、評価ラベルを分割後の各動作に対応させる。
- STEP4 上記で構築したモデルで評価したいデータを取得し、STEP2と同様に分割する。
- STEP5 STEP4で分割したデータをモデルに入力し、評価の中で最も多い評価をその加速度データの評価とする。

このシステムにより高い精度で指導者の評価を再現することが可能となったが、指導者の着眼箇

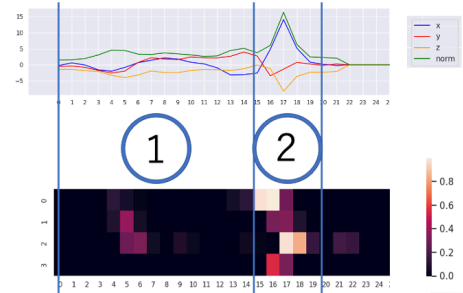


図1: 加速度データと grad-cam の出力結果

所とシステムの評価箇所が異なっているため、評価データの解析が困難であるという問題点があった。図1は、学習済みのモデルに入力した加速度データ(上段)に対して grad-cam[2] が出力した判断根拠となった箇所を可視化したもの(下段)である。指導者の着眼箇所が1の部分になる評価項目を学習したが、システムの評価箇所は2の部分が判断根拠として重要であると出力した。

3 提案手法

3.1 本研究の演舞競技の対象

本研究では、演舞競技の例としてテコンドーの型の一種であるチョンジを評価する。テコンドーの型はあらかじめ決められた動作を順に行う。チョンジは最も基本的な型であり、突きやガードなどの19個の動作で構成されている。

計測した加速度データの x,y,z 軸と norm の4つを入力データとする。出力データは、各加速度データに対し次節の評価項目で指導者より取得した4段階評価とする。

3.1.1 テコンドーの評価項目

テコンドーの型に対する評価項目は4つで各項目のポイントは以下のようにになっている。

- 自然 自然な動きで、体全体が緩やかな波を描くようにリラックスしていること。
- 振り 動作のダイナミックさまたは、極めの前に大きく振りかぶること。
- 極め 技を決めるときに心身の力を一点に集中発揮すること。
- 総合 全体的な動作のまとめ。

Performance Evaluation System by Machine Learning Considering Evaluation Items

[†] Nagoya Institute of Technology

[‡] Chubu University

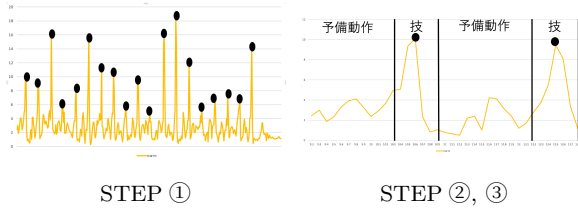


図 2: データの分割方法

3.1.2 予備動作と技

テコンドーの型は自然→振り→極めという順の繰り返しで構成されている。本研究では、体を大きく素早く動かし急制動する振りと極めの部分を技と呼び、技と技の間の自然部分を予備動作と呼ぶこととする。

3.2 データの分割方法

本システムでは、評価項目ごとの着眼箇所とシステムの評価箇所の一致を目指す。山中ら [1] の演舞競技評価システムの STEP2 での分割方法を変更し、動作毎に予備動作と技に分割する。また STEP3 の機械学習モデルの入力データを評価項目ごとの着眼箇所の動作データに変更する。

以下の STEP ①～③でデータを分割し、自然の評価の機械学習モデルの入力データには予備動作部分の加速度データを、振りと極めのための入力データには技部分を使用する (図 2)。総合は動作全体が着眼箇所であるため山中ら [1] の使用データと同様の動作全体を使用する。

STEP ① 山中ら [1] の STEP2 と同様の方法で動作の数のピークを取得する。

STEP ② ピークから前後 K 秒を技とする。

STEP ③ 技から次の技の間を予備動作とする。

4 実験

4.1 実験方法

本実験では 44 個のチョンジの加速度データを使用した。機械学習モデルについては山中ら [1] が使用した畳み込みニューラルネットワークと同様のものを使用し学習した。3.2 の STEP ② のパラメータは $K=0.3$ とした。

4.2 実験結果と考察

4.2.1 クロスバリデーションによる評価

6 分割交差検証によって精度を検証した。評価値は A～D 評価の 4 段階で順序尺度であるため重み付きカッパ係数を使用した。結果は表 1 のようになった。

4.2.2 grad-cam[2] による解析

grad-cam は主に画像を入力とした畳み込みニューラルネットワークにおいて、機械学習の判断根拠となったピクセルの重要さをヒートマップとして可視化する手法である。

表 1: 重み付きカッパ係数

	自然	振り	極め	総合
提案手法	0.93	0.77	0.85	0.84
従来手法	0.93	0.84	0.85	0.84

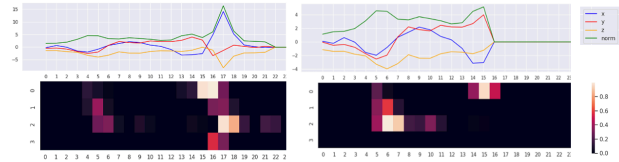
図 3: 加速度データと grad-cam の出力結果
左: 従来手法、右: 提案手法

図 3 に自然を学習したモデルでの grad-cam での出力結果の一例を示す。色の明るさは重要さを示す。

4.2.3 考察

4.2.1 より、評価項目ごとの着眼箇所のみのデータを使用して学習した場合でも動作全体のデータを使用していた従来手法と近い精度を出すことが出来た。よって、評価項目に沿っていない着眼箇所以外の部分が評価に寄与しないことを示唆する結果を得られた。システムの判断根拠が着眼箇所内となり、評価結果の解析が容易となった。

5 まとめと今後の課題

本研究では、実際の評価とシステムの評価の着眼箇所の一致を目指し、評価項目ごとの着眼箇所のみのデータを用いた評価システムを提案した。山中ら [1] は自然の評価で極めの瞬間が最も重要であるという結論を出した。本実験結果により、自然の評価に予備動作の部分が関係していることが明らかとなり、指導者の着眼点と一致した。

今後は、提案手法を用いて演舞競技の上達を支援するシステムを開発したい。

謝辞

実験データを提供して頂いた岐阜テコンドークラブと岸玄二師範に深く感謝します。

参考文献

- [1] 山中他; 実評価の不確実性を考慮した加速度センサによる演舞競技評価システム, 第 143 回情報処理学会数理モデル化と問題解決研究会 (IPSJ-MPS), No.2 (2023).
- [2] R. R. Selvaraju et al.; Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization, IEEE Int'l Conf. on Computer Vision. pp. 618-626 (2017).