

卓球ボールと選手の位置および利き腕角度を用いた機械学習によるラリー終了検出に関する検討

深澤 農浩[†] 亀田 裕介[†]

[†] 上智大学理工学部情報理工学科

1. はじめに

卓球競技ではデータ分析が盛んに行われており、ラリー終了のタイミングとそれに対応する卓球ボールと選手の位置情報は戦術立案に活かされている[1]。しかし手動によるラリー終了のアノテーションでは、データセットの大量生成が困難である。そこで物体の検出アルゴリズム Yolo v7 を使い、試合動画からボールと選手の位置および利き腕角度を検出し、機械学習によりラリー終了を検出する手法について検討する。選手が打ったボールの次期状態:「打ち返される」、「得点する」や「失点する」ことを判断させ、深層学習を使ってボール軌道の予測や戦略予測に必要なデータセットの大量生成ができ、データ不足解消が期待できる。

2. 先行研究

先行研究では、MSSGAN を利用し、テニス試合動画からプレイヤーの長所や短所を分析し、軌道予測手法を提案している [3]。卓球競技でも、卓球台の側面から撮影した 120 fps の卓球試合からのリアルタイムで卓球ボール座標の検出が成功している[2]。また、深層学習を応用した打法認識手法が提案されており、選手の立ち位置や体の周り、利き腕の動きなどは Yolo v5 と Open Pose 法を使用して選手の骨格を検出し、I3D で学習させることで、打法を 95% で識別できることが確認された[4]。

3. データセット

卓球選手のラケットが卓球ボールに当たった瞬間をラリーの始まりとし、相手選手のラケットが卓球ボールを打った時、空振りなどをラリーの終わりとする。卓球試合動画からこのようなラリー映像 180 件を切り分け、このラリーの次期状態を「打ち返される」、「得点する」と「失点する」分類し、その結果「打ち返される」:80 件「得点する」50 件と「失点する」50 件となった。

YOLO v7 内の事前学習させた学習済みモデルを利用し、分類したラリー映像から、ラリーの始まりと終わりの選手の立ち位置や体の周り、利き腕の動きなどの画像上の xy 座標を集める。しかし、学習済みモデルは卓球ボールの検出に特化していないので、卓球ボール検出のための卓球ボールのデータセットを作成し学習する。これにより、ラリー映像から卓球ボールを検出し、10 時刻ずつ切り分け、その時の卓球ボールの xy 座標を集めた。

4. 実験

3 で作成したデータセットを識別しやすいように、ボールの次期状態を「打ち返される」(80 件)が「ラリーは続く」(80 件)となり、「得点する」(50 件)と「失点する」(50 件)を「ラリーは続かない」(100 件)に分類した。このデータセットを学習データ (train) 件数と識別データ (test) 36 件数に分割し、Support Vector Machines と kernel 関数“linear”を使い、学習及び識別を行った。

また、「ラリーは続かない」の識別後、学習データ (train) 85 件数と識別データ (test) 15 件数に分割し、さらにロジスティック回帰で「得点する」と「失点する」の識別を行った。

5. まとめ

実験結果 (SVM)				実験結果 (ロジスティック回帰)			
次期状態	train 件数	test 件数	適合率	次期状態	train 件数	test 件数	適合率
ラリーは続く	62	16	0.875	失点する	43	7	1
ラリーは続かない	80	20	0.95	得点する	42	8	0.875

図 1 SVM とロジスティックス回帰の実験結果

「ラリーは続く」と「ラリーは続かない」の識別率は 91.6% であり、その時な中でも、「ラリーは続かない」の識別率が 95% である。また、「ラリーは続かない」の状態から「得点する」と「失点する」状態への識別率は 93% であり、「得点する」の識別率は低めの 87.5% であり、全体の識別率は 94% であった。

さらに、ロジスティック回帰で「得点する」と「失点する」を識別する際学習データ (train) 件数を増やすと全体の識別率は表 Yref(学習データの比較) のようになり、学習データ (train) 件数が 90 の時、全体の識別率は 100% に達し、識別率は最も高くなることが分かった。しかし、識別データ (test) 10 件は test 件数としては少なく、偶然性がある。

本研究では、卓球選手の角度、体、利き腕とボール軌道の二次元座標からデータセットを作成し、SVM とロジスティック回帰を用いて学習し、選手が打ったボールの次期状態:「打ち返される」、「得点する」や「失点する」を判断した。全体識別率は平均レベルに達しているが、「得点する」の認知が困難であった。

今後は、オプティカルフローを使い、卓球ボールと身体やラケットが重なりによる認識のノイズ改善し、「得点する」と「失点する」のデータを増やすことで、識別率を上昇させたいと考えている。

実験結果 (ロジスティック回帰学習データの比較)

train 件数	test 件数	識別率
80	20	0.8
85	15	0.93
90	10	1

図 2 ロジスティック回帰 train 件数の比較

参考文献

- [1] 野中由紀, 中村剛, 安藤真太郎. 卓球競技における状況把握能力に関する例証分析. (2019 年).
- [2] R. Voeikov, N. Falaleev, R. Baikulov. TNet: Real-time temporal and spatial video analysis of table tennis. (2020).
- [3] T. Fernando, S. Denman. Memory Augmented deep generative models for forecasting the next shot location in tennis. (2020).
- [4] 北原格, 宍戸英彦, 亀田能成, 藤原円央. 卓球競技映像における深層学習を用いた打法認識手法. (2022).