

深層強化学習を用いたバドミントンダブルスのフォーメーション評価

中原 永登[†]

兵庫県立大学 情報科学研究科[†]

川嶋 宏彰[‡]

兵庫県立大学 情報科学研究科[‡]

1 はじめに

サッカーやバスケットボールなどのチームスポーツでは、選手それぞれに攻撃や防御といった特定の役割やポジションがあり、それを全うしてチームの勝利に貢献することが重要となる。一方で、バドミントンダブルスには、選手それぞれに明確な役割やポジションがない。そのため、選手はパートナーや相手の状況から試合状況を把握し、状況に適した行動を行う必要がある。また、その行動は、ペアとの連携が取れている必要があり、連携できていなければ隙が生まれ、失点する可能性が大きくなってしまふ。そのため、試合中の動きについて事前にパートナーとコミュニケーションを行い、連携の練習をすることが大切になる。試合映像を解析することでフォーメーションの良さについて評価することができれば、プレーの上達や改善のためのヒントを得ることが期待できる。

スポーツのパフォーマンス評価を行うには深層強化学習を用いる方法があり、アイスホッケーでは選手の総合的なパフォーマンスを評価するための指標を導出する試み [1] や、ラケットスポーツでは試合中に選手が行ったストロークを評価する研究 [2] がある。しかし、これらは選手のパフォーマンスやストロークを評価する手法の提案にとどまり、選手のフォーメーションや動きについては評価できない。

そこで本研究では、バドミントンダブルスの試合映像からペアが状況に適した行動をとれているかを、フォーメーションや動きの良さの点から評価することを目指す。具体的には、過去の試合映像から抽出した選手のポーズやシャトルの位置を入力とし、深層強化学習の行動価値関数を用いて次にシャトルを打ち返すペア側のフォーメーションの価値を求め、ペアのフォーメーションを評価する手法を提案する。

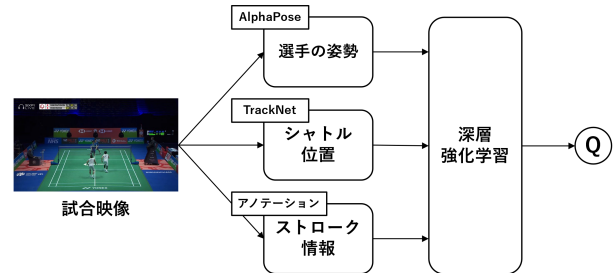


図1 本研究の全体像

2 提案手法

図1は本研究の全体像である。本研究では、サーブ開始からシャトルが地面に落ちて勝敗が決まるまでを「ラリー」と呼ぶ。バドミントンダブルスの試合映像を用いて、各ラリー中での、選手の姿勢推定、シャトル検出を行う。その出力を深層強化学習モデルの入力特徴ベクトルとし、深層強化学習手法を適用して行動価値関数からQ値を推定し、次のフォーメーションを予測する。

2.1 選手の姿勢

試合映像から選手の姿勢を抽出するために本研究では多人数姿勢推定モデルのAlphaPose [3]を用いて、鼻、目、耳、肩、肘、手首、腰、膝、足首の関節位置のXY座標値を推定する。そして、両足首の中間点の座標値を求め、各関節位置の座標値から引くことで、各座標値を相対座標値に変える。また、両足首の中間点はコートの4隅の座標値を用いてホモグラフィ変換を行い、その値をコート上の選手位置として用いる。

2.2 シャトル検出

シャトルの検出にはシャトルやテニスボールのような小さく高速な物体を検出できるTrackNet [4]を用いてシャトルの座標値を検出し、正規化した値を用いる。誤りがある場合には人手で修正した。

2.3 深層強化学習

強化学習の設計として、各ヒットフレーム(ラケットがシャトルに接触した瞬間)を時間ステップ t とする。サーブ時を $t=0$ として、ストロークごとにインクリメントする。状態 s_t は、ステップ t における選手の位置・姿勢、シャトル位置などの特徴ベクトル

Formation Evaluation in Badminton Doubles Using Deep Reinforcement Learning

[†] Eito Nakahara, Graduate School of Information Science, University of Hyogo

[‡] Hiroaki Kawashima, Graduate School of Information Science, University of Hyogo

ルとする。行動 a_t は、ストロークとフォーメーションの組とし、ストロークはサーブ、ドロップ、スマッシュ、クリア、リフト、ドライブ、ブロック、プッシュ、ネットショットの9種類、フォーメーションは top&back(攻撃型)、sidebyside(防御型)、other の3種類のうちそれぞれいずれかの値をとるものとする。報酬は短期的な観点から、次の場面に取った実際のフォーメーションに基づき、あらかじめ設計したルールに従って与える。Q 関数 $Q(s, a)$ は、次の場面での対象のフォーメーションの価値を表す。

Q 関数を学習し Q 値を推定するために、LSTM ネットワークを構成した。ネットワークには、プレイヤーがシャトルを打った瞬間(ヒットフレーム)の状態 s_t と行動 a_t のシーケンスを入力とする。このモデルを使用して、与えられたラリーでコート前のペア (front 側) と後ろのペア (back 側) のフォーメーションを同時に予測した。

Q 値の推定には、オンポリシー強化学習アルゴリズムである SARSA を適用する。

3 実験

3.1 データセット

YouTube の BWF TV チャンネルから 2021 年全米オープン男子ダブルスの 5 試合分の動画を収集した。収集した映像をラリー単位に分割し、ラリー開始から終了までの間カメラの切り替えがない映像のみをデータとして用いる。今回の実験では 105 ラリー分の映像を用いた。

3.2 結果

提案手法で Q 値の推定を行なった結果を図 2 に示す。このラリーでは back 側が攻め、front 側は守る展開が続き、最終的に back 側が勝利に至った。back 側が push を打った状態で、次の場面に front 側が取るフォーメーション価値 Q は、other で 0.179, top&back で 0.137, sidebyside で 0.252 であった。front 側は攻められている状況なので、守りのフォーメーションである sidebyside でいることが理想的な場面だったが、実際は other で対応する形になり、front 側は失点する結果となった。このラリーに関しては、試合の状況に適したフォーメーションの予測ができていていると考える。

また、勝敗の観点で実際のフォーメーションと予測結果との関係を調べた。勝者側では、予測結果が実際のフォーメーションと一致した数が不一致の数以上だったのは 44 ラリー、不一致の数未満だったのは 61 ラリーとなった。一方で敗者側では、一致した数が不一致の数以上のものは 37 ラリー、不一致の数未満は 68 ラリーとなった。この結果より、勝者

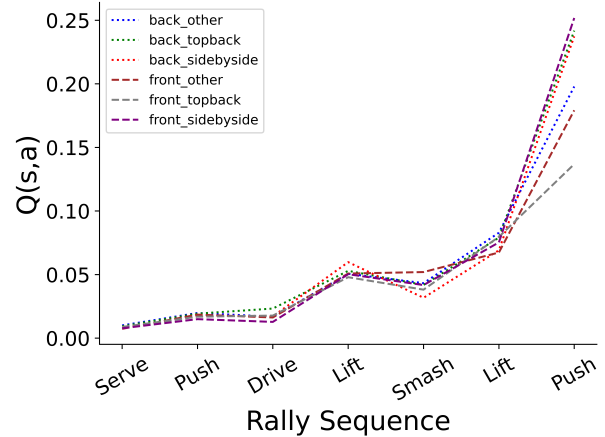


図 2 各場面での次のフォーメーションの価値

側の方が予測と同じフォーメーションを取っている数が多くなっており、状況に適したフォーメーションを予測できている傾向がある。

3.3 課題

課題としては、攻撃すべき状況で防御のフォーメーションの値が一番高いなど、明らかに状況にふさわしくない結果となっていることがある。また、実際のフォーメーションと予測結果が一致した割合は約 4 割となっており、プレーの上達や改善の参考にするには精度が足りないと考える。今後は、場面に応じて報酬の量を変えるなど、報酬の設計を見直すことでより良い精度を目指す。

謝辞 本研究の一部は科研費 JP21H05302 の補助を受けて行った。

参考文献

- [1] Ning Ding, Kazuya Takeda, and Keisuke Fujii. Deep reinforcement learning in a racket sport for player evaluation with technical and tactical contexts. Vol. 10, pp. 54764–54772, 2022.
- [2] Hao-Shu Fang, Jiefeng Li, Hongyang Tang, Chao Xu, Haoyi Zhu, Yuliang Xiu, Yong-Lu Li, and Cewu Lu. Alpha-Pose: Whole-body regional multi-person pose estimation and tracking in real-time. Vol. 45, No. 6, pp. 7157–7173, 2023.
- [3] Guiliang Liu and Oliver Schulte. Deep reinforcement learning in ice hockey for context-aware player evaluation. In *Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 3442–3448, 2018.
- [4] Nien-En Sun, Yu-Ching Lin, Shao-Ping Chuang, Tzu-Han Hsu, Dung-Ru Yu, Ho-Yi Chung, and Tsi-Ui Ik. TrackNetV2: Efficient shuttlecock tracking network. In *2020 International Conference on Pervasive Artificial Intelligence (ICPAI)*, pp. 86–91, 2020.