

放送映像からの卓球競技の軌道追跡

Trajectory Tracking Method for Table Tennis from Broadcast Video

○ 林 勲¹, 関谷侑希², 入江 穂乃香¹, 荻野 正樹¹
○ Isao Hayashi¹, Yuki Sekiya², Honoka Irie¹, Masaki Ogino¹
¹ 関西大学大学院 ² 関西大学
¹Kansai University ²Kansai University

Abstract: Currently, we are developing a system that automatically acquires strategies of table tennis match from broadcast video. In this paper, we introduce three modules which are motion tracking system, strategy acquisition system, strategy display system, and especially discuss motion tracking system. During the match, an algorithm removes noise, and estimates the ball and player position. The ball trajectory is estimated by preprocessing with the white blob extraction process and RGB extraction process, and then the player's skeleton position is estimated by CenterNet of the deep learning (DNN). The position of the ball hidden at the body is estimated using the Kalman filter and the bicube interpolation method. In addition, the ball trajectory and rally trajectory are automatically converted into two-dimensional coordinates. Finally, the system makes the strategy visible to coaches. We discuss a future image of this study.

1. はじめに

最近、スポーツ界への AI: 人工知能の応用が切望されている [1]. 一般に、熟練者の技能スキルは単機能とメタ技能の階層構造から構成されるといわれ、特に、競技者は環境変化を客観的に観察し、内部モデルを逐次的に学習させながら最適な行動プロセスを決定できる [2]. スポーツ技能の研究では、従来では、この内部モデルに身体的構造モデルや骨格構造モデルを用いて動作解析等を議論してきた。しかし、近年、内部モデルに深層学習やデータサイエンス等の AI モデルを用いてスポーツ技能の評価や動作解析、戦略分析等の研究が行われている [1, 3, 4].

本論文では、データサイエンスから見る AI 卓球の一例 [5-7] として、放送映像から選手の戦術と戦略を抽出する画像処理アルゴリズムについて議論する [8, 9]. 具体的には、深層学習 (DNN) の CenterNet [11] を用いて、放送映像から選手の身体位置とボール軌道、ラリー軌道等を自動抽出し戦術戦略の知識を獲得するシステムを提案する。卓球は、勝負の作戦を論理的に組み立てるスポーツといわれ、戦術と戦略は定式化されている。ここでは、2016 年のリオ・デ・ジャネイロオリンピック大会卓球女子シングルの放送映像を用いて、ボール軌道から特定の選手の規則化された戦術と戦略を獲得することを試みる。システムの実装には、映像から対戦シーンのみを抽出しボール軌道とラリー軌道を獲得する映像抽出システムと戦略獲得システム、戦略表示システムが必要となる。しかし、卓球では、選手の戦略や心理変化が勝負に大きく影響し、練習を含めて、監督やコーチによる選手へのコーチングが勝負や技能改善を大きく左右する [10]. そ

のため、提案システムには、監督やコーチへの可視化の機能も必要となる。したがって、ここでは、映像抽出システムのみを紹介するが、戦略獲得システムでは、アンサンブル学習を導入したファジィクラスタリングモデル [12] により、戦略が if-then ルール [13] で獲得され、指導者への可視化の教示が可能となる。

我々が研究を進めている AI モデルは可視化できるデータサイエンスモデルである。この AI モデルが卓球トップ選手へのサポートツールや一般競技者への健康増進ツールとして活用できれば、「AI コーチ」や「AI 卓球」や「AI スポーツ」と言った新しいスポーツイノベーションを展開することも夢ではない。

2. 卓球画像処理システム

卓球とは、競技者が卓球台を挟んで向かい合い、プラスチック製のボールをラケットで打ち合って得点を競う競技である。卓球台の上面は、長さ 2.74m、幅 1.525m の長方形であり、地面より 76cm の高さで台は水平に置かれる。ネットは卓球台の長辺の等分の位置に台から 15.25cm の高さに垂直に張られる。ボールは直径 40mm のプラスチック製であり白色で無光沢のものが使用される。ボールはワンバウンドで相手コートに返球する。試合形式は 2001 年 9 月 1 日より変更され、現在は、各ゲーム 11 点先取の 7 ゲーム制 (4 ゲーム先取) か 5 ゲーム制 (3 ゲーム先取)、あるいは、3 ゲーム制 (2 ゲーム先取) で行われる。ただし、10 対 10 以後は、先に 2 点差を付けた方が 1 ゲーム先取となる。サービスは 2 本交代であるが、10 対 10 以降は 1 本交代となる。



Fig.1: Broadcast Video

卓球は、試合でサービスから 3 球目までに得点した場合、その試合の勝率が 7 割程度となる。そのため、選手は、特にサービスに注力し、サーブ時には、あらかじめパターン化している攻撃戦略が有利となるようなサービスを実行する。特に、選手は過去の試合の戦歴と相手選手の弱点を記憶しており、最適な攻撃パターンとサービスの種類を学習している。したがって、ここでは、サービスから 3 球目までの攻撃パターンの戦略の獲得のみに特化する。また、試合会場では、基本的には三脚を使用するカメラによる映像撮影は許容されていない。使用を許可されているのは、選手が持参するカメラと放送用カメラのみである。そこで、戦略の獲得は放送映像を原動画とする。図 1 に放送映像の一例 [14] を示し、図 2 に画像処理システムの概要を示す。システムでは、試合中に選手が打ったボール軌道とサーブ回転、選手位置を自動抽出し、ボール色と同じ他の白色を画像から抜き出し、卓球台上のボール位置の座標を獲得して、仮想データ(バーチャルデータ)を発生するファジィアンサンブル学習により、3 球目攻撃の戦略を if-then ルールで獲得する。このファジィルールによる「戦略知識の可視化」により、選手やコーチへの教示が可能となる。本システムは、映像抽出システムと戦略獲得システム、戦略表示システムの 3 つのモジュールから構成されるが、現在は映像抽出システムと戦略獲得システムの一部のみが完成している。

2.1 映像抽出システム (1)

映像抽出システムは、30fps の放送映像からボール軌道とサーブ回転、選手位置を自動抽出し、2 次元座標に変換する。映像抽出システムの第 1 バージョンは Python3.5.2 と OpenCV3.1.0 により構築した。国際卓球連盟 (ITTF) から 2016 年のリオ・デ・ジャネイロオリンピック大会の決勝トーナメント戦での卓球試合の放送映像の提供を受

けた [14]。図 3 に映像抽出システムの第 1 バージョンによる放送映像のボール軌道の一例を示す。映像抽出システムの第 1 バージョンでは、30fps の放送映像から試合中のボール着地点とサーブ種類を手入力システムを用いて入力し、卓球台の 4 端点の座標キャリブレーションとアフィン変換によってボール着地点を 2 次元の座標に変換する。この 2 次元座標に変換されたボール着地点から、ラリー軌道を描画しデータベースに記録する。

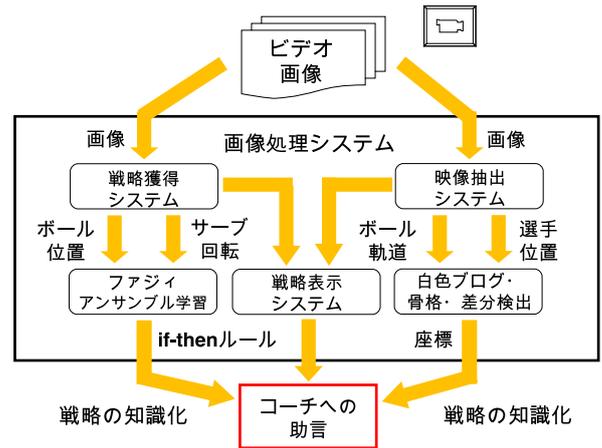
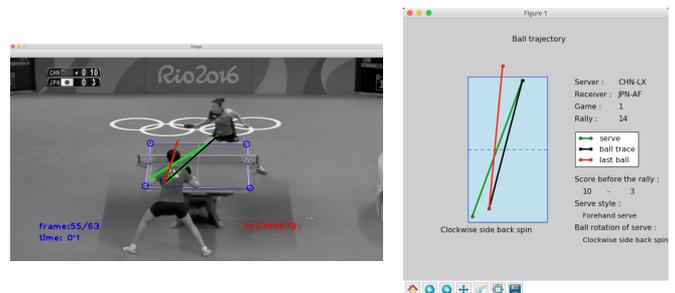


Fig.2: Concept of Table Tennis Strategy System



(a) 放送映像でのボール軌道

(b) 座標上でのボール軌道

Fig.3: Ball Trajectory by Video Extraction System(1)

2.2 戦略獲得システム

戦略獲得システムでは、同一の選手によるサービスからの 3 球目攻撃パターンを抽出し、3 球目攻撃のパターン戦略を獲得する。戦略獲得システムは、Python3.7.6 と OpenCV4.2.0, Numpy1.18.1, Pandas0.25.3 により構築する。ただし、戦略獲得システムでのアンサンブル学習型ファジィクラスタリングモデルによる戦略の自動獲得法は一部のみが完成している段階である。そこで、こ

では、ラリー軌道のデータベースを用いた戦略獲得の一部のみを説明する。リオ・デ・ジャネイロオリンピック大会の決勝トーナメント戦の試合における合計 372 プレー機会中の 6,862 ラリーを解析した。ここでは、2016 年 8 月 8 日の女子卓球シングルス 3 回戦、中国の李曉霞 (Li Xiaoxia) 選手とスウェーデンの Li Fen 選手の試合映像を例として、李選手のサービスからの 3 球目攻撃の戦略の分析の結果を紹介する。なお、映像抽出システムは第 1 バージョンを用いた。図 4 に第 1 ゲーム (セット) での李選手のサービス種類とボール着地点から得られたラリー軌跡を示す。ただし、李選手がサービスを出し得点したラリー軌道のみを描画し、サービスの種類により色分けされている。また、下部にラリー軌道を N 型と A 型で記述し、サービスの種類を色別に識別した。

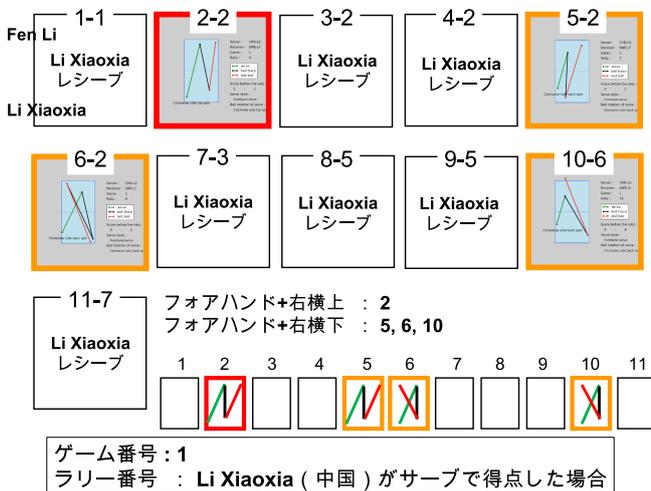


Fig. 4: Rally Record for First Game

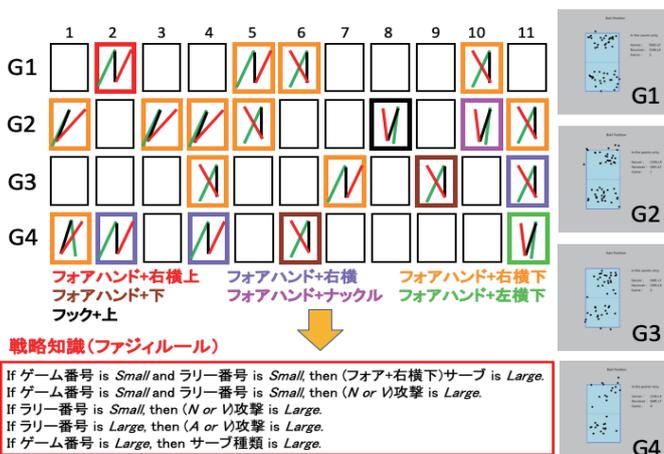


Fig. 5: Rally Record for All Games

第 2 ゲームと第 3 ゲームも同様に解析し、全ゲームの全ラリーの戦略知識を図 5 に示す。行にゲーム番号、列にラリー番号を表した表形式に、サービスで得点した場合のラリー軌道とサービス種類を示した。また、右側には、ボール着地点の位置をゲームごとに示した。これらの解析結果から、李選手の 3 球目攻撃には一定の攻撃パターンの規則化がみられた。その攻撃パターンを *if - then* ルールとして記述した場合、最終的には、戦略知識として下記の 5 つのルールが獲得された。

- R_1 : If ゲーム番号 is Small and ラリー番号 is Small. then (フォア + 右横下) サーブ is Large
- R_2 : If ゲーム番号 is Small and ラリー番号 is Small. then (N or V) 攻撃 is Large.
- R_3 : If ラリー番号 is Small then (N or V) 攻撃 is Large.
- R_4 : If ラリー番号 is Large then (A or V) 攻撃 is Large.
- R_5 : If ゲーム番号 is Large then サーブ種類 is Large.

2.3 映像抽出システム (2)

映像抽出システムの第 2 バージョンは、Python3.7.6 と OpenCV4.2.0 により構築した。第 2 バージョンの処理過程を図 6 に示す。ボール軌道は、放送映像を各ラリーごとに自動分割し、その後、白色ボールのための白色映像検出過程とフレーム間差分検出過程により推定される。

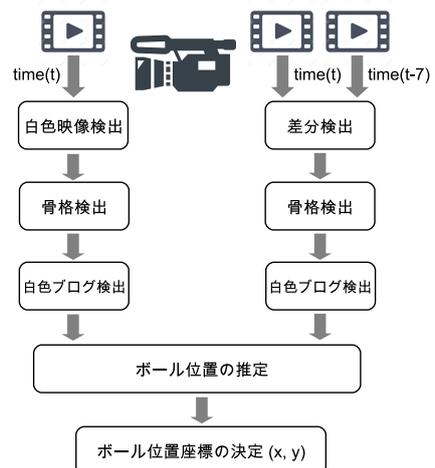


Fig. 6: Process of Video Extraction System(2)

白色映像検出過程では、まず、RGB のそれぞれのクラスケールをしきい値によって変更し画像を変形する。次に、CenterNet によって選手の骨格位置を学習から推定

した。CenterNet への入力 は mp4 形式の映像動画であり、出力は 17 点の 2 次元の骨格位置座標とそれらの骨格領域を決定する 2 次元座標の 2 点である。したがって、2 名の選手から、出力全体の変数は、 $17 \times 2 \times 2 + 2 \times 2 \times 2 = 76$ 個となる。CenterNet による選手骨格位置の推定後、その結果を用いて、選手のラケットとテーピング、ゼッケン文字、靴等の白色を消去し、白色ボールを検出した。

一方、フレーム間差分検出過程では、まず、現フレームの画像と 7 フレーム前の画像の間で RGB のカラースケールの差分を計算した。次に、白色映像検出過程の CenterNet を用いた選手の骨格位置から、選手のラケットとテーピング、ゼッケン文字、靴等の白色プログ部分を消去し、骨格領域以外の白色プログ部分を検出した。最後に、次フレームのボール位置を推定した。ボール位置の推定は、その領域を半径 80pixel の円内で、かつ、卓球台に 10pixel 分縮小した内部範囲の白色プログ部分 (ボール候補群) に限定して抽出した。ただし、検出が不能の場合には、1 フレームごとに半径を 20pixel ずつ拡大した、最後に、カルマンフィルタやバイキューブ補間法を用いて、ボールが身体等に隠れている場合 (オクルージョン) のボール位置の補間を行い、ボール軌道の座標 (x, y) を推定した。



Fig.7: Images of Video Extraction System(2)

図 7 に、白色プログ抽出過程とフレーム間差分抽出過程によるボール位置の推定イメージの例を示す。対象とした放送映像は、2016 年のリオ・デ・ジャネイロオリンピック大会卓球女子シングルス準決勝、日本の福原愛選手と

中国の李曉霞選手の試合映像である。第 4 ゲームの福原 0-4 李のあとの第 5 ラリーの映像である。図 7 の最下部にその放送映像のフレーム画像を示す。手前側の福原選手が奥側の李選手に対して、フォア側のボールに反応して打つ瞬間の画像である。ボールは白色であるが、映像では赤色にしている。最上段の図は、白色映像検出過程での CenterNet により選手の骨格の検出と白色プログ部分を検出したフレーム画像の結果である。選手の骨格と白色ボールだけでなく、五輪マークの白色、卓球台の白枠、ネット上部の白色部分、映像上の得点枠の白色等、多くの白色プログ部分が検出されていることがわかる。中間図は、白色映像検出過程の映像にフレーム間差分検出過程の CenterNet を適用することにより、再度、選手の骨格情報を検出している。また、白色プログ領域から、五輪マーク、卓球台の枠、ネット上部部分、映像上の得点枠が消去され、ボールの白色と選手の骨格のみが検出されている。これらの画像処理により白色ボールの軌道位置が検出できている。ボール軌道の検出後、映像での長さ 2740mm、幅 1525mm の卓球台 (台形) をアフィン変換によって長さ 341.5pixel、幅 155pixel の長方形に変換し、ボール軌道の位置座標を推定する。

図 7 の映像では、次のようなラリーの経過となっている。

- (1) 福原選手が、卓球台の左端 (x : 小, y : 小) から李選手のフォア中間領域 (x : 小, y : 中) ヘサーブスを打つ。
- (2) 李選手が福原選手のフォア側手前領域 (x : 大, y : 小) に返球する。
- (3) 福原選手が李選手のフォア奥領域 (x : 小, y : 大) にスマッシュを打つ。
- (4) スマッシュ以降のボール軌道は福原選手の身体によってオクルージョンが発生する。

図 7 における福原選手と李選手のラリーの映像に対して、映像抽出システムの第 1 バージョンにより手入力でマーキングした真値のボール軌道と本システムにより推定したボール軌道を図 8 に示す。上図が x 方向のボール軌道、下図が y 方向のボール軌道である。ただし、放送映像での卓球台位置の左下端を原点、横方向を x 方向、奥行方向を y 方向としている。したがって、上図では縦軸の原点が卓球台の x 方向の左端を表し、下図では縦軸の原点が卓球台の y 方向の手前端 (卓球台の左下端) を表す。また、赤色の実線が真値のボール軌道、青色の実線が推定のボール軌道、緑色の破線が卓球台の範囲を表し、横軸がフレーム番号の時間軸を表す。

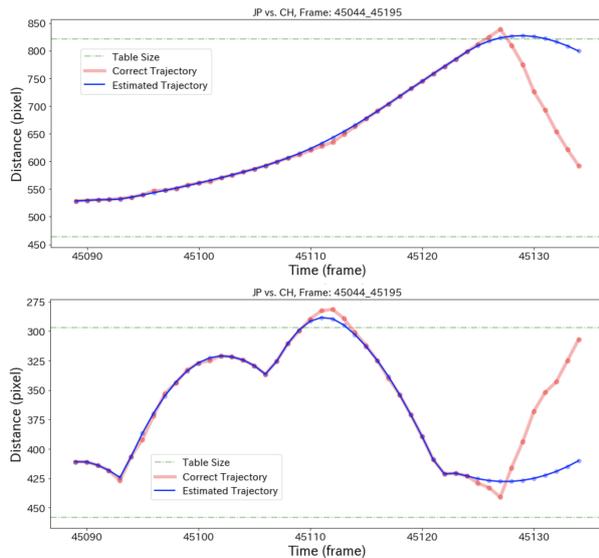


Fig.8: Ball Trajectory by Video Extraction System(2)

映像中のボール軌道は、 x 方向では卓球台の左端から右側方向へ移動するので、図 8 の上図では、ボール軌道は増加傾向となっている。スマッシュ以前のボールの推定軌道は真値のボール軌道とほぼ一致しているが、45127 フレーム以後の推定軌道はオクルージョンの理由により正しく推定されておらず、オクルージョンの解消は今後の課題である。 y 方向では、福原選手の自コートでのサービスのボール着地点と李選手のコートでのボール着地点が、それぞれ、45093 フレームと 45107 フレーム付近で推定できている。また、李選手がフレーム時刻 45112 付近で返球し、福原選手がフレーム時刻 45122 付近の着地点のボールに対してフレーム時刻 45127 付近で返球している。ただし、フレーム時刻 45127 以後のボール軌道はオクルージョンの理由により正しく推定されていない。

手入力によるボール軌道の真値の座標位置と本システムによるボール軌道の推定の座標位置との誤差を表 1 に示し、卓球台上のボール軌道とラリー軌道を図 9 に示す。表 1 では、ボールの着地点ごとに全フレームを分割し、着地点の x 方向と y 方向、2次元距離の誤差を示した。最後に、全フレームの誤差も示した。45123~45134 のフレーム帯で、福原選手が打ったボールが自身の身体でオクルージョンされ、それぞれの誤差が大きくなっている。しかし、45122 フレームまでの誤差は、10mm から 45mm 程度であり、本システムが真値のボール軌道を精度良く推定していることを示している。

一方、図 9 では、上図にフレームごとの真値と推定のボール軌道を示し、下図にボールの着地点から生成したラリー軌道を示す。オクルージョンにより、ボール軌道と

表 1: Average Errors between Correct Trajectory and Estimated Trajectory

単位 : mm			
フレーム帯	誤差 (x)	誤差 (y)	誤差 (x,y)
45089~45107	10.98	20.43	24.57
45108~45122	30.61	29.16	43.04
45123~45134	865.83	456.12	980.60
45089~45134	334.13	184.71	384.81

ラリー軌道の最終時には、真値と推定値で大きく異なっているが、それまでの軌道はほぼ一致していることから、本システムにより、放送映像からボール軌道とラリー軌道を精度良く獲得できていることがわかる。

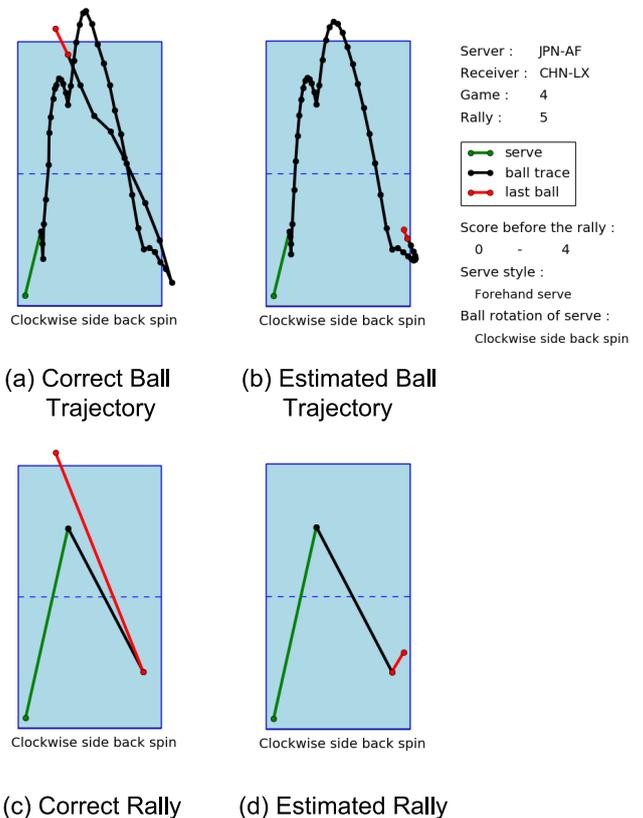


Fig.9: Ball Trajectory and Rally

3. おわりに

本論文では、放送映像から身体位置とボール軌道、ラリー軌道等を自動抽出し、戦術戦略の知識を自動獲得するシステムについて議論した。映像抽出システムでは、深層学習と白色ブロッグ抽出アルゴリズムにより、高精度な

ボール軌道とラリー軌道を獲得することを示した。また、戦略獲得システムでは、ボール軌道とボール回転の推定から戦術戦略の知識を自動獲得する本システムの将来像を示した。

今後、本システムをより高精度にするため、ボール軌道のオクルージョン処理とボール回転認識の新たな手法を提案する必要がある。

謝辞

本研究を推進するにあたり、順天堂大学の吉田和人先生、名桜大学の玉城将先生、University of Ljubljana の Prof.Miran Kondric、関西大学の竹中要一先生、国際卓球連盟、日本卓球協会、国立スポーツ科学センター、オムロン株式会社研究開発センタの皆様には、多大なご助言を頂きました。この場を借りて厚く御礼を申し上げます。

なお、本研究の一部は、科学研究費補助金基盤研究(C)一般「バーチャルデータ発生型ファジィバギングを用いた放送映像の卓球戦略獲得ボードの開発」(No.20K11981, 2020年~2025年)の助成を得た。

参考文献

- [1] 清水, 清田: スポーツ競技と AI, 人工知能, Vol.34, No.4, pp.492-496 (2019)
- [2] 川人: 小脳内部モデルとモザイクの計算論的神経科学, 人工知能, Vol.17, No.6, pp.720-731 (2002)
- [3] I.Hayashi, M.Fujii, T.Maeda, J.Leveille, T.Tasaka: Extraction of Knowledge from the Topographic Attentive Mapping Network and its Application in Skill Analysis of Table Tennis, *Journal of Human Kinetics*, Vol.55, pp.39-54, DOI:10.1515/hukin-2017-0005 (2017).
- [4] 林, 藤井, 田阪, 王, 前田: TAM ネットワークによる卓球技能の知識獲得, 第 23 回人工知能学会全国大会論文集, 1K1-OS8-3 (2009)
- [5] 玉城, 斎藤, 吉田: ボールマークと軌跡に基づく卓球ボールの 3 次元回転計測, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J98-D, No.4, pp.639-650 (2015)
- [6] K.Muelling, A.Boularias, B.Mohler, B.Scholkopf, J.Peters: Learning strategies in table tennis using inverse reinforcement learning, *Biological Cybernetics*, Vol.108, pp.603-619 (2014).
- [7] 林, 入江, 関谷, 中山, 八瀬: データサイエンスから見る AI 卓球の可能性, 統計, 6 月号 6, pp.23-28 (2020)
- [8] I.Hayashi, M.Ogino, H.Irie, S.Tamaki, K.Yoshida, M.Kondric: AI Coach: Learning Table Tennis Strategy Rules from Video, *Proc. of the 16th International Table Tennis Federation (ITTF) Sports Science Congress (ITTF-SSC2019)*, p.76 (2019).
- [9] I.Hayashi, M.Ogino, H.Irie, S.Tamaki, K.Yoshida, M.Kondric: Development of Image Processing System to Realize Table Tennis Strategy Board, *Proc. of Japan Table Tennis Association Sports Science and Medicine Committee International Meeting 2018 (JTTA-SSMC2018)*, p.21 (2018).
- [10] 吉田, 山田, 玉城, 加賀: 卓球サービス動作に関する指導の観点: 日本ジュニア世代トップレベル選手を対象とした競技サポートから, スポーツ教育学研究, Vol.36, No.2, pp.49-59 (2016)
- [11] X.Zhou, D.Wang, P.Krähenbühl: Objects as Points, *Arxiv Sanity Preserver*, No.arXiv:1904.07850 (2019).
- [12] 入江, 林: 正誤バーチャルデータの発生による pdi-Bagging の特性評価, 第 29 回インテリジェント・システム・シンポジウム講演論文集, Paper ID: No.A3-3 (2019)
- [13] 入江, 林: 台形型メンバシップ関数による学習型ファジィ推論の設計評価, 知能と情報, Vol.31, No.6, pp.908-917 (2019)
- [14] 国際卓球連盟: itTV, <https://tv.ittf.com/> (2020 年 9 月時点)

[連絡先]

林 勲 関西大学大学院 総合情報学研究科
〒 569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1
tel. 072-690-2448
fax. 072-690-2491
e.mail ihaya@cpii.kutc.kansai-u.ac.jp