

卓球放送映像から獲得する ボール軌道のオクルージョン処理とその評価

Occlusion Solution and its Evaluation for Ball Trajectory Estimation
Acquired from Broadcast Video of Table Tennis

○ 馮 楊蘊, 入江 穂乃香, 林 勲
○ Feng Yangyun, Honoka Irie, Isao Hayashi
関西大学大学院
Kansai University

Abstract: Recently, we have been developing a system that automatically acquires tactics and strategies of the table tennis match from broadcast video. From the broadcast video, two-dimensional coordinates of the input and output data are constructed by automatically extracting the ball trajectory with the white blob extraction process and RGB extraction process by CenterNet of deep learning (DNN). In addition, the player's skeleton position is also estimated by CenterNet of deep learning. However, the occlusion problem occurs. An Occlusion problem is that the ball trajectory is hidden behind the player and the ball trajectory cannot be tracked. In this paper, we propose a method to solve the occlusion problem and evaluate its recognition level. If the occlusion occurs, ball positions in occlusion are estimated from the ball coordinate and trajectory before and after the occlusion area using orthogonal regression and interpolation or extrapolation. In order to show the usefulness of the occlusion solution, the accuracy of the difference between the teacher data and the estimated output of the ball coordinates in all rallies is evaluated.

1. はじめに

最近、スポーツ界への人工知能の応用が切望されている [1,2]. 特に、身体の内モデル [3] に深層学習やデータサイエンスの 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 [1,4,5]. 現在、我々は視覚化が可能な卓球 AI モデルの研究を進めている [6-12]. 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。具体的な卓球 AI モデルとしては、我々は放送映像から選手の戦術と戦略を獲得するシステムを開発している [11,13,14]. 本システムは、映像抽出モジュールと戦略獲得モジュール、戦略表示モジュールからなり、現在、映像抽出モジュールを開発している。映像抽出モジュールでは、放送の映像から卓球の対戦シーンのみを抽出し、深層学習の CenterNet [15] を用いて、選手の身体位置やボールのラリー軌道、ボール回転等を抽出する。その後、戦略獲得モジュールにおいて、ラリー軌道やボール回転等から戦術戦略の知識を獲得し、戦略表示モジュールで、監督やコーチに選手への技能改善 [16] の提示を行うシステムである。しかし、現在開発中の映像抽出モジュールでは、ボールのラリー軌道が選手の身体に隠れて、ボール位置が認識不能となるオクルージョン課題が発生している。

本論文では、映像抽出モジュールのオクルージョン課題を解決する手法を提案し、ラリー軌道と卓球台での

ボールのバウンド点、及び、選手によるボールの打球位置を推定する手法を提案する。具体的には、オクリュージョン領域以外のボールのラリー軌道を推定し、オクリュージョン領域前後のラリー軌道とその変化の違いから、直交回帰と内挿法または外挿法を用いてオクリュージョン領域内のラリー軌道を推定する。ただし、オクリュージョンはパターンに分類し、それぞれのパターンに合わせて直交回帰と内挿外挿法を適用する。一方、ボールバウンド位置と打球位置は、ラリー軌道の変化から推定する。ここでは、2016 年のリオ・デ・ジャネイロオリンピック大会の卓球女子シングルの放送映像を用いて、本システムによる推定のラリー軌道と事前に確認された正しいボール位置によるラリー軌道との差から、本手法の精度を議論する。将来的には、本システムは、アンサンブル学習型ファジィクラスタリングモデル [17] により戦術戦略を if-then ルール [18] として獲得し、戦術戦略を視覚化することも可能である。本システムの最終的な目標は、卓球トップ選手へのサポートツールとして、また、一般競技者への健康増進ツールとして、「卓球 AI コーチ」の実現である。

2. 卓球戦略獲得システム

卓球 [19] 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、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。

卓球の試合会場では、映像撮影は許容されていない。そこで、戦略の獲得は放送映像を原動画とする。図 1 に本システムの卓球戦略獲得システムの概要を示す。本システムでは、選手が打球したボールのラリー軌道とサーブ回転、選手位置を自動抽出し、卓球台上のボール位置の座標を推定して、仮想データ (バーチャルデータ) を発生するアンサンブル型ファジィクラスタリングモデルにより、選手の戦術戦略を if-then ルールで獲得する。本システムは、映像抽出モジュールと戦略獲得モジュール、戦略表示モジュールの 3 つのモジュールから構成されるが、現在は映像抽出モジュールの一部のみが完成している。

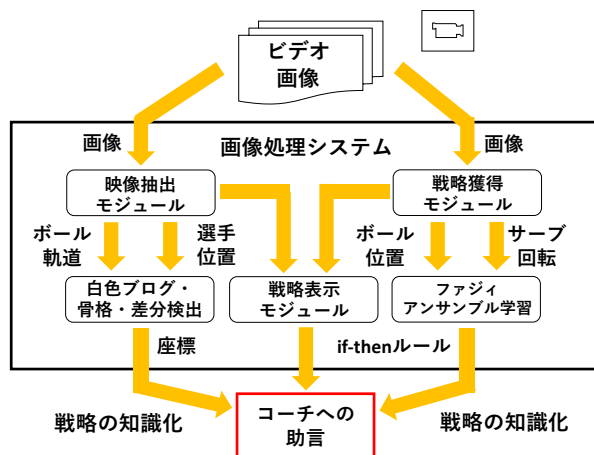


図 1: Concept of Table Tennis Strategy Acquisition System

3. 映像抽出モジュール

映像抽出モジュールは、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。映像抽出モジュールは、Python3.7.6 と OpenCV4.2.0 により構築した。処理過程を図 2 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。

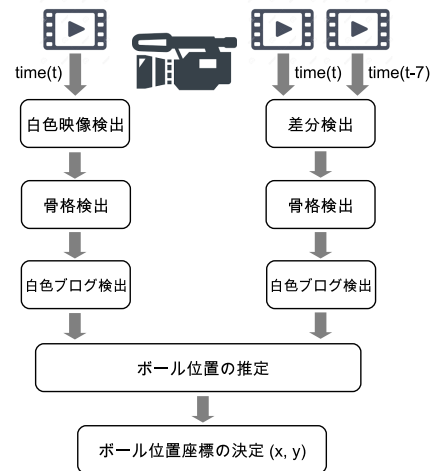


図 2: Process of Video Extraction Module

白色映像検出過程では、まず、RGB のそれぞれのカラー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。図 3 に CenterNet によって獲得した選手の骨格情報を加えた放送映像の一例 [20] を示す。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。

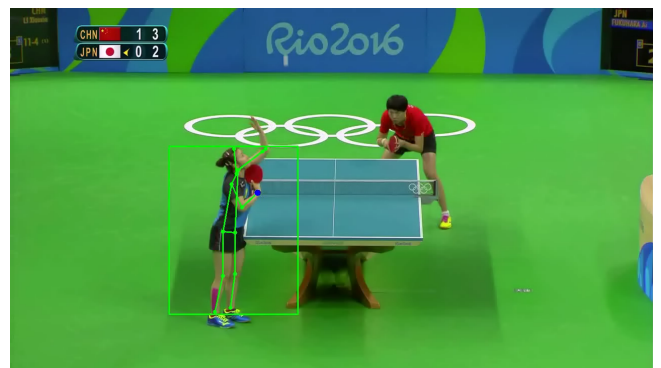


図 3: Broadcast Video with Body Coordinates Added by CenterNet



図 4: Images of Video Extraction Module

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ping、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抽出した。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、

図4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。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[20]。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暁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4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映像である。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抽出したフレーム

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。

図4の映像では、次のようなラリーの経過となっている。ただし、最後は、ボールが身体等に隠れているオクルージョンが発生している。

- (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)へサーブを打つ。
- (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。

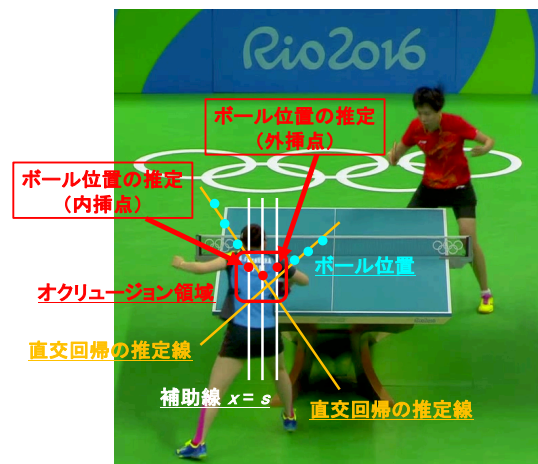


図 5: Processing Near Occlusion Area

4. オクルージョン解決

ラリー軌道の推定中に、選手の背後にボールが隠れてラリー軌道が追跡できないオクルージョンが発生する。オクルージョンが発生した場合、直交回帰と内挿法または外挿法を用いて、オクルージョン領域の前後のボール

位置とラリー軌跡からオクルージョン内のボール位置を推定する．図 5 にオクリュージョン領域の前後のボール位置とラリー軌道，及び，直交回帰の推定線とその内挿点と外挿点を示す．

まず，次のように，オクリュージョン領域前のボール位置の座標 $(x_1^b, y_1^b), (x_2^b, y_2^b), \dots, (x_M^b, y_M^b)$ による直交回帰の推定線 $f^b(x, y)$ とオクリュージョン領域後のボール位置の座標 $(x_1^a, y_1^a), (x_2^a, y_2^a), \dots, (x_N^a, y_N^a)$ による直交回帰の推定線 $f^a(x, y)$ を求める．直交回帰では，与えられた 2 次元データの座標 (x^b, y^b) からの距離の二乗和 J^b を最小とする回帰線 $f^b(x, y)$ と (x^a, y^a) からの距離の二乗和 J^a を最小とする回帰線 $f^a(x, y)$ を求める．

$$J^b = \sum_{i=1}^M ((x_i^b - \hat{x}_i^b)^2 + (y_i^b - \hat{y}_i^b)^2)$$

$$J^a = \sum_{j=1}^N ((x_j^a - \hat{x}_j^a)^2 + (y_j^a - \hat{y}_j^a)^2)$$

ただし， $(\hat{x}_i^b, \hat{y}_i^b)$ と $(\hat{x}_j^a, \hat{y}_j^a)$ は，それぞれ，データ (x_i^b, y_i^b) と (x_j^a, y_j^a) からの距離が最も近い回帰線 $f^b(x, y)$ と $f^a(x, y)$ 上の点である．すなわち，それぞれのデータからの回帰線上の正射影の座標である．

次に，回帰線 $f^b(x, y)$ と $f^a(x, y)$ を用いて，内挿点と外挿点を求め，オクリュージョン内のボール位置を推定する．いま，直線 $x = s$ ， $x_{min} \leq s \leq x_{max}$ と直交回帰の推定線 $f^b(x, y)$ と $f^a(x, y)$ との交点をそれぞれ $B: (s, \hat{y}_s^b)$ と $A: (s, \hat{y}_s^a)$ とする．この 2 点 BA の交点間を $m:n$ に内分する内挿点 P と外分する外挿点 Q は次のように求める．

$$P: (s, y_s) = \left(s, \frac{n\hat{y}_s^b + m\hat{y}_s^a}{m+n} \right), \hat{y}_s^b \leq \hat{y}_s^a$$

$$Q: (s, y_s) = \left(s, \frac{-n\hat{y}_s^b + m\hat{y}_s^a}{m-n} \right), \hat{y}_s^b \leq \hat{y}_s^a \leq y_s$$

$$Q: (s, y_s) = \left(s, \frac{-n\hat{y}_s^a + m\hat{y}_s^b}{m-n} \right), y_s \leq \hat{y}_s^b \leq \hat{y}_s^a$$

ただし，オクルージョン領域の前後で，ボール位置座標が 1 個しか存在しない場合には，直交回帰を用いることはできないので，これらのオクリュージョン前後のボール位置の線形補間からボール位置を推定する．

オクリュージョン領域の前後のラリー軌道の凸性とオクリュージョン内でボールのバウンド点と打球点の存在から，回帰線 $f^b(x, y)$ と $f^a(x, y)$ を用いて，オクリュージョン内の内挿点 P か外挿点 Q を決定し，オクリュージョン内のラリー軌道を推定する．内挿点 P と外挿点 Q を決定するため，オクリュージョン内のラリー軌道のタイプをまとめると次のようになる．ただし，ここでの凸

性は図 6 で表現しているように，ラリー軌道から全体の凸性を 7 種類に分類した．

- (1) オクルージョン前のラリー軌道：上強凸，上凸，上弱凸，凸なし，下弱凸，下凸，下強凸
- (2) オクルージョン後のラリー軌道：上強凸，上凸，上弱凸，凸なし，下弱凸，下凸，下強凸
- (3) ボールのバウンド点：存在する，存在しない
- (4) 打球点：存在する，存在しない

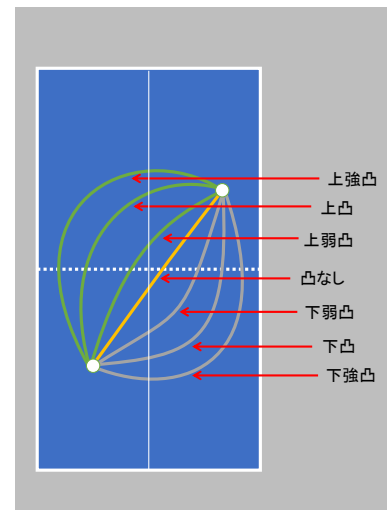


図 6: Convex Type

したがって，オクルージョン全体のタイプは， $7 \times 7 \times 2 \times 2 = 196$ 種類が存在する．しかし，バウンド点と打球点がオクルージョン領域に [存在しない] 場合では，ラリー軌道がオクルージョン前に [上に凸] ならば，オクルージョン後に [下に凸] になることはない．また，オクルージョン前に [凸なし] の場合には，オクルージョン後も [凸なし] となるので，オクルージョンタイプは $7 \times 7 = 49$ 種類から 34 種類となる．次に，バウンド点がオクルージョン領域に [存在し]，打球点が [存在しない] 場合では，オクルージョン後に [下に凸] になることはない．したがって，オクルージョンタイプは 49 種類が 28 種類となる．さらに，バウンド点がオクルージョン領域に [存在しない] が，打球点が [存在する] 場合には，オクルージョン前に [下に凸] になることはない．したがって，49 種類は 28 種類となる．最後に，バウンド点も打球点もオクルージョン領域に [存在する] 場合には，オクルージョン前がどのようなラリー軌道であっても，ラケットでボールを多様に打球できるので，オクルージョン後のラリー軌道は，[上に凸] も [下に凸] も [凸なし] も存在するので，49 種類の

ケースが存在する．すなわち，オクルージョン全体では，196 種類のタイプは 139 種類に分類できることとなる．

5. ラリー軌道の評価

オクルージョン解決の有用性を確認するため，全ラリーのボール座標の教師値と推定値の差の精度を評価する．卓球戦略獲得システムでは，サービスからの 3 球目攻撃パターンを抽出し，その戦術戦略を獲得する．図 7 に映像抽出モジュールによる放送映像の編集画面とラリー軌道のボールのバウンド点から得られたバウンド点軌道の例を示す．また，図 8 にバウンド点軌道の例を示す．これらのバウンド点軌道は，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第 2 ゲームの試合映像から抽出されたものである．特に，図 8 では，李曉霞選手がサービス権を得た場合の 3 球目攻撃パターンを抽出している．上部に得点のバウンド点軌道を示し，下部に失点のバウンド点軌道を示す．

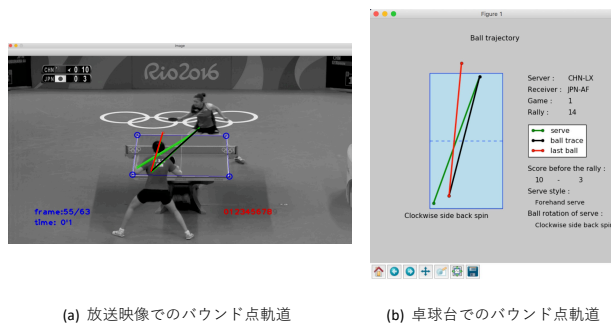


図 7: Ball Bound Points by Video Extraction Module

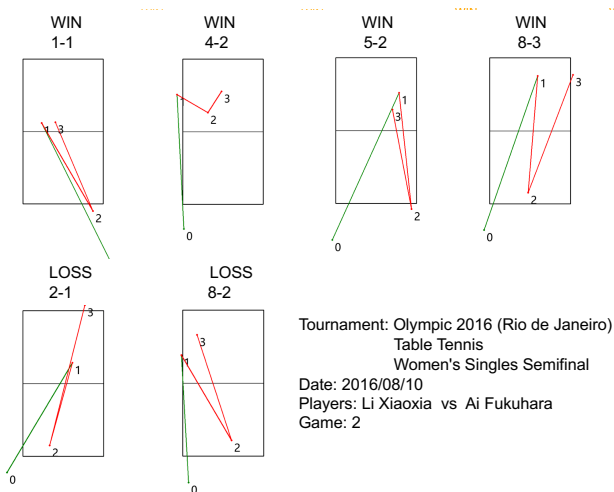


図 8: Display of Ball Trajectories

表 1: Errors between Correct Rally Trajectory and Estimated Rally Trajectory

ゲーム番号	単位: mm			
	OC 外 平均誤差	OC 内 平均誤差	OC 外+OC 内 平均誤差	全ラリー軌道 平均誤差
1	321.92	855.00	588.46	392.15
2	707.42	738.70	723.06	711.63
3	271.28	3224.07	1747.68	742.54
4	637.58	783.25	710.42	655.66
平均	484.55	1400.26	942.40	625.50

表 1 は，ゲームごとのオクルージョン (OC) 外の 2 次元座標 (x, y) での平均誤差，オクルージョン内の平均誤差，オクリュージョン外誤差とオクリュージョン内誤差の平均誤差，及び，全体の平均誤差を示している．ゲーム全体では，625.50mm の平均誤差が発生している．オクルージョン (OC) 外の平均誤差でも 484.55mm の誤差が生じており，この大きな誤差は，本システムがラリー軌道を正確に認識していないと考えられる．また，第 3 ゲームのオクルージョン (OC) 内の誤差が 3224.07mm もあることから，オクルージョン処理はかなり困難であることもわかる．

そこで，一連のラリー軌道を示す映像フレームごとにオクリュージョン内外の誤差の原因を調べた．表 2 にオクリュージョン外での映像フレーム番号，オクリュージョン (OC) 外の平均誤差，その主な原因を示す．初期値設定とは，本システムがボール位置の推定の探索のため，探索の初期座標を選手の右腕周辺に設定するが，その初期値の設定を誤った位置に設定した場合の原因を示す．また，背景位置とは，選手や卓球台の背景の任意の場所に誤ってボール位置を認識した場合の原因を示す．表内では，それぞれの映像フレームでの主な原因には ○ を表している．映像フレームの順番は平均誤差の降順に並び替えていて，オクルージョン外では，ボール位置の誤認識を生じさせた大きな原因の一つは，ユニフォームの背中に書かれている白色の人名ということが明確になった．映像の解析から，ボール位置がユニフォームの背中の人名位置と誤認識された場合，提案システムでは，ボール位置は数フレームの長時間にわたり誤認識し続けるので，誤差が大きくなってしまっていた．その他，卓球台のサイドラインやエンドライン，選手のシューズなども誤差の大きな要因の一つとして列挙されている．これらの位置は，正しいボール位置とは全く異なる座標であるので，誤差は大きくなる．一方で，選手のリストバンドや五輪

表 2: Errors between Correct Rally Trajectory and Estimated Rally Trajectory outside OC

単位 : mm										
フレーム 番号	OC 外 誤差	初期値 設定	リスト バンド	ラケット エッジ	卓球台 ライン	ユニ フォーム	シューズ	五輪 マーク	ネット	背景 位置
46382-46551	1542.37	○				○				
46971-47091	1278.74					○				
23572-23755	1250.91				○	○	○	○		
26724-26845	1091.03	○				○				
7585-7730	913.04		○			○				
26001-26149	686.55				○	○				
48331-48528	636.54		○			○	○	○		
38390-38539	636.04					○	○			
33369-33737	574.85		○		○			○		○
21449-21612	553.34	○			○					
15391-15495	440.80	○		○				○		
10200-10547	374.96		○					○		
31385-31560	347.13		○						○	
12160-12329	332.12			○				○		
48072-48234	325.68							○		
24373-24533	301.82		○	○				○		
9269-9738	291.97		○					○		
43849-44005	207.09	○								
44394-44589	184.07		○					○		
14733-14890	169.41							○		
12841-12982	126.51							○		
36087-36706	114.89							○		
20389-20841	100.40							○		
38956-39142	63.71									
6717-7012	50.80									
30333-30973	35.31									

マークは、ほぼ全ての映像フレームに含まれているので、ほぼ全ラリー軌道で、ボール位置がこれらの座標位置に誤認識されていることがわかる。誤認識の原因はほぼ解明されているので、今後は、これらの誤認識を補正する新たなアルゴリズムが必要である。これらは今後の課題としたい。

一方、オクリュージョン内の誤差の原因を調べた結果、システムがオクリュージョン前後でボール位置を誤認識している場合、オクリュージョン内でバウンド点や打球点が存在する場合は、ほぼ全ての映像フレームのラリー軌道で確認された。これらの問題は解決が困難であるが、これも今後の課題としたい。

表 3 に、映像フレームの全ての 26 個のラリー軌道において、オクリュージョン外の誤認識の原因として、初期設定の不定、ユニフォームの背中の誤認識とその他の誤認識が複数個存在しているラリー軌道を除去した各ゲームの平均誤差を示す。また、オクリュージョン内の誤認識の原因

表 3: Error Removing Multiple Misrecognitions and Indefinite Default Settings

単位 : mm			
ゲーム 番号	OC 外 平均誤差	OC 内 平均誤差	OC 外+OC 内 平均誤差
1	100.81	775.99	438.40
2	100.40	759.09	429.75
3	69.38	257.28	163.33
4	184.07	688.55	436.31
平均	113.67	620.23	366.95

として、オクリュージョン前と後の大きな偏差のラリー軌道を取り除いた各ゲームの平均誤差を示す。表 1 と表 3 の比較から、オクリュージョン外の平均誤差は 484.55mm から 113.67mm に減少している。また、オクリュージョン内の平均誤差は 1400.26mm から 620.23mm に減少している。

全ラリー軌道の平均誤差は、オクリュージョン内で誤認識が存在するラリー軌道がかなり多いので計算できない。そこで、オクリュージョン外誤差とオクリュージョン内誤差の平均誤差を示す。オクリュージョン外とオクリュージョン内の平均誤差は 942.40mm から 366.95mm に減少している。さらに、38956~39142, 6717~7012, 30333~30973 のラリー軌道において、表 2 からオクリュージョン外の様々な誤認識の要因を取り除いたラリー軌道の平均誤差は 49.94mm となった。36087~36706, 26724~26845, 48072~48234 のラリー軌道において、オクリュージョン内の前後の大きな偏差を取り除いたラリー軌道の平均誤差は 241.29mm となった。特に、30333~30973 のフレームでは、全ラリー軌道の平均誤差は最も値が小さく 49.09mm となった。この 30333~30973 のフレームでは、表 2 から、オクリュージョン外の平均誤差は 35.31mm であり、誤認識のラリー軌道を取り除いた場合には、本システムのラリー軌道の推定精度は高く、本システムの有用性が示されていると思われる。ただし、本システムには残された多くの問題があり、これらは今後の課題としたい。

6. おわりに

本論文では、放送映像からボール位置とラリー軌道等を自動抽出し、オクリュージョン課題を解決する新たな手法を提案して、映像抽出モジュールの開発を行った。深層学習と白色ブロッグ抽出アルゴリズムによりボール位置とラリー軌道を獲得した。また、オクリュージョンをパターンに分類して、オクリュージョン前後のラリー軌道とその変化から直交回帰と内挿法または外挿法を用いてオクリュージョン内のラリー軌道を推定した。さらに、ボールバウンド位置と打球位置はラリー軌道の変化から推定した。

今後、本システムをより高精度にするため、ラリー軌道のオクリュージョン処理における課題とボール回転認識のための新たな手法を提案する必要がある。また、ラリー軌道とボール回転の推定量から戦術戦略の知識を自動獲得する戦略獲得モジュールを開発する必要がある。

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と学生の関谷侑希君、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ーの皆様には、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)、関西大学研究拠点形成支援経費「Harmonized Fitness : 音楽運動のアンサンブルによる健康づくりのスマート化」(2021 年~2022 年)、及び、2021 年度関西大学学術研究員研究費の助成を得た。

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] 青木: スポーツ競技を対象とした画像 AI 技術, 人工知能, Vol.34, No.4, pp.497-502 (2019)
- [3] 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)
- [4] I.Hayashi, M.Fujii, T.Maeda, J.Leville, 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).
- [5] 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)
- [6] 玉城, 斎藤, 吉田, 山田, 尾崎: 卓球のパフォーマンス分析とビジョン技術, *ViEW ビジョン技術の実利用ワークショップ講演論文集*, Paper ID: No.ROMBUNNO.OS3-O4 (2012)
- [7] 吉田, 山田, 玉城, 内藤, 加賀: 卓球のワールドクラスの試合におけるラリーの特徴 - ラリー中の打球回数に着目して -, *コーチ学研究*, Vol.28, No.1, pp.65-74 (2014)
- [8] 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)
- [9] 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).

- [10] 林, 入江, 関谷, 中山, 八瀬: データサイエンスから視る AI 卓球の可能性, 統計, 6月号, pp.23-28 (2020)
- [11] 林, 関谷, 入江, 荻野: 放送映像からの卓球競技の軌道追跡, 第 36 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.263-268 (2020)
- [12] 林, 馮, 入江: 深層学習を用いて卓球放送映像から獲得するボール軌道と戦術知表現, 第 12 回横幹連合コンファレンス講演論文集, Paper ID:No.C-3-3 (2021)
- [13] 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).
- [14] 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).
- [15] X.Zhou, D.Wang, P.Krähenbühl: Objects as Points, *Arxiv Sanity Preserver*, No.arXiv:1904.07850 (2019).
- [16] 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)
- [17] 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)
- [18] 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)
- [19] 日本卓球協会: 卓球の基本的なルール, <https://jtta.or.jp/rule/>, 2021 年 11 月 1 日現在 (2021)
- [20] 国際卓球連盟: itTV, <https://www.ittf.com/itTV/>, 2021 年 11 月 1 日現在 (2021)
- [21] 日本卓球協会: 観戦ガイド, <https://jtta.or.jp/guide/>, 2021 年 11 月 1 日現在 (2021)

[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@kansai-u.ac.jp