

<報告書>

k-means法によるソフトテニスゲームのボール落下点の識別

工藤 敏 巳¹山本 裕 二²

1. 目的

対人競技において、対戦相手の特徴を把握することは極めて重要である。テニス競技において、対戦相手の打球コースを予測し、ボールの落下位置に素早く移動し打球することが求められている。このようなプレーを行なうために、プレー中、プレイヤーは打球コースの予測に様々な手がかりを利用している。一つは、打球フォームなどの形態情報で、もう一つは配球パターンやプレイヤーのポジションなどの文脈情報が挙げられる。形態情報に関連する研究では、視線計測や注視点デバイスから予測の手がかりとなる身体部位を特定したり、時間遮断パラダイムを用いて形態的な予測手がかりを見つけ出したりすることに力が注がれてきた(Williams, A. M., Ward, P., Knowles, J. M., 2002)。

一方、予測手がかりとしての文脈情報に関する研究として、熟練されたプレイヤーの位置情報がショット結果の予測に影響することを示した Loffing & Hagemann (2014) の研究などがある。Kudo, T., Yamamoto, Y., Shinohara, H., & Kudo, R. (2017) は、プレイヤーは対戦相手のプランニングされた配球パターンを基に予測しているとして、①あらかじめ設定されたコート区分に落下した打球数の離散的確率変数を算出し、②2打の打ち分けについて状態遷移確率を求め、事前情報としての文脈情報を分析することの重要性について示唆した。ここで設定されたコート区分は、コート半面を単に縦横3分割し、9区画内に落下したボールの位置に対する2打の状態遷移確率を求めるものであった。実際の試合状況において、プレイヤーは9区画に打ち分けておらず、プレイヤーの個性に応じて、例えば得意なコースや対戦相手の弱点となるコースに打球している。従って、状態遷移確率はコート区画数や形状に影響されるので、より精密な打球コースの分類が必要とされることが課題として残されていた。

そこで、本研究ではプレイヤーが打球したボールの落下位置を機械学習のクラスタリング手法を用いて分類することが可能であるか検討することを目的とした。クラスタリング手法には距離が近いクラスタを段階的に結合する階層的な手法と決められたクラスタ数でデータを分類し

¹ 宮城学院女子大学学芸学部心理行動科学科教授

² 名古屋大学総合保健体育科学センター教授

最適分割を探索する非階層的手法があるが、本研究では非階層的手法の一つでハードクラスタリングに分類される k-means 法 (Arthur, D., Manthey, B., & Röglin, H., 2011) を用いて、ボールの落下位置をクラスタに分類した。ソフトクラスタリング手法として混合ガウスモデルによるクラスタリングの手法もあるが、各落下点の一つのクラスタに所属することを前提としているので、k-means 法を採用した。

2. 方法

2.1. 分析対象と撮影方法

2018年9月1日に行なわれたアジア大会ソフトテニス競技男子団体戦決勝シングルスと2019年10月28日に行なわれた世界ソフトテニス選手権大会男子個人戦シングルス準々決勝の2試合を分析対象とした。いずれの試合の利用については日本ソフトテニス連盟医科学委員会の承諾を得ている。

デジタルビデオカメラをコートの手前ベースラインの後方約15m、コート面から約10mの高さに設置し、手前側ベースラインが入るようにズームを調整し撮影した。

2.2. 実座標データの取得

まず、録画されたビデオ映像をPCに取り込み(画面解像度720×480)、2名の選手が打球したボールの落下位置を30Hzでデジタイズし、二次元DLT法を用いて実座標データを計測した。その座標系はFigure1に示している。

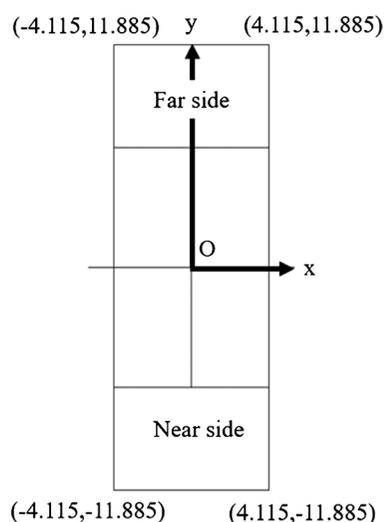


Figure 1 Coordinate system used in this study. Near side means closer to the video camera.

ソフトテニスの試合では、チェンジサイズは奇数ゲーム終了後に行われるため、コート奥側 (Far side) から打球した座標位置をコート手前側 (Near side) から打球したものに座標変換した。

2 試合の全ポイントのうち、ラリーが 3 本以上継続したものを分析対象とし、2 本以下のラリーは除外した。また、打球の結果がエラーとなった最後のラリーも除外した。結果的に分析対象となったのは、2018 年アジア大会の試合については、A 選手が 327 打、B 選手が 329 打で、2019 年世界選手権大会においては、C 選手は 248 打、D 選手は 242 打であった。

3. 結果と考察

3.1. k-means 法によるクラスタリング

k-means 法を適用するにあたり、あらかじめ成分数を 2 から 10 の範囲に設定した。Figure 2 は、2018 年アジア大会における 2 名の選手の打球コースについて、成分数ごとに k-means 法によってクラスタリングを行なった結果である。Figure 3 は 2019 年世界選手権大会におけるクラスタリングの結果を示している。

3.2. 成分数の最適解

成分数の適合性はシルエット係数から評価した。シルエット係数を計算するには、分類された同じクラスタ内にある 1 点とその他すべての落下点との平均距離からクラスタの凝集度 $\alpha^{(i)}$ を計算する。次に、最も近くにあるクラスタ内のすべてのサンプルとの平均距離を計算し、そ

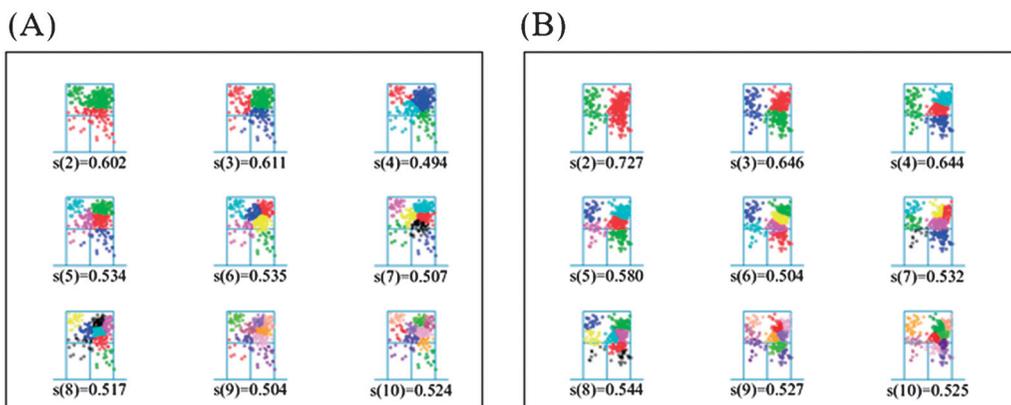


Figure 2 Results of cluster analysis using the k-means method at the 2018 Asian Games. s is the silhouette coefficient. The numbers in parentheses indicate the number of components. Panel (A) shows Player A. Panel (B) shows Player B.

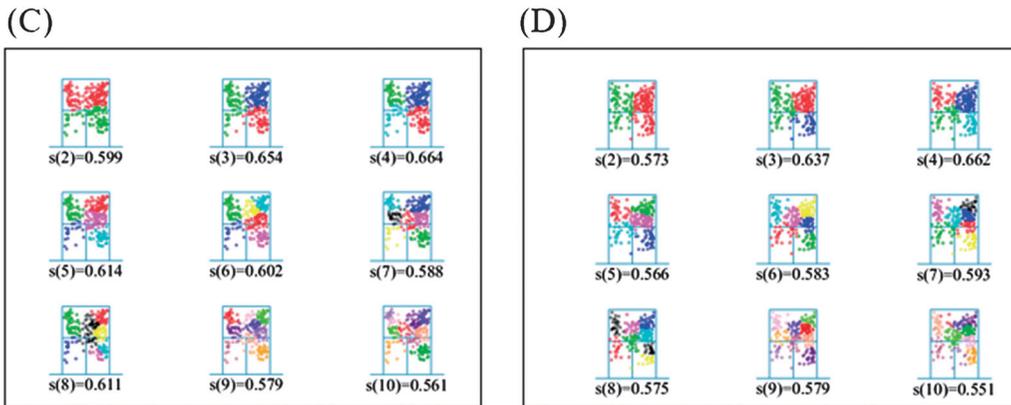


Figure 3 Results of cluster analysis using the k-means method at the 2019 World Championships. s is the silhouette coefficient. The numbers in parentheses indicate the number of components. Panel (C) shows Player C. Panel (D) shows Player D.

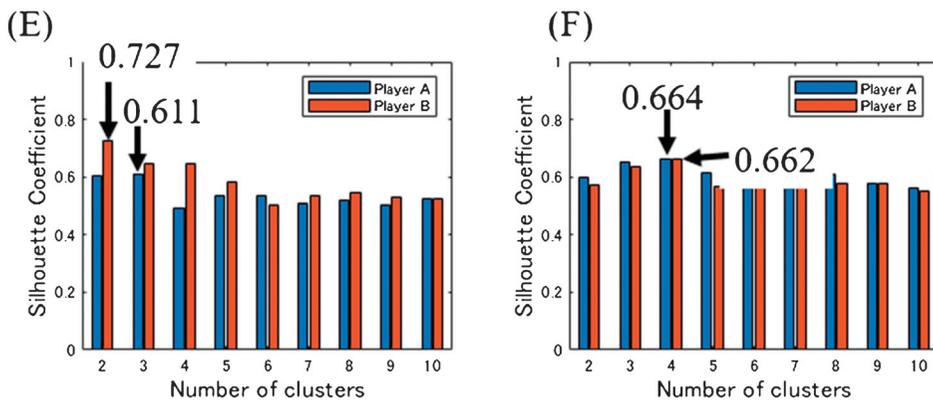


Figure 4 Silhouette coefficient for each component number. Panel (E) shows it for the 2018 Asian Games. Panel (F) shows it for the 2019 World Championships.

の次に近いクラスからの乖離度 $b^{(i)}$ を計算する。求めた凝集度と乖離度から式(1)に従ってシルエット係数 $s^{(i)}$ ($-1 \leq s^{(i)} \leq 1$) を計算する。シルエット係数の最大値を取る成分数が最適解と評価される (Rousseeuw, 1987)。

$$S^{(i)} = \frac{b^{(i)} - a^{(i)}}{\max\{b^{(i)}, a^{(i)}\}} \quad (2 \leq i \leq 10) \dots (1)$$

Figure 4 は各成分数のシルエット係数を大会別・選手別に示している。(E) は 2018 年アジア大会、(F) は 2019 年世界選手権大会のシルエット係数を表している。2018 年アジア大会における A 選手の最適成分数は 3 で、B 選手は 2 である。つまり、k-means 法によるクラス

タリング分析では、A選手の打球コースを3コースに、B選手について2コースに分類するのが最適であることを表している。同様に、2019年世界選手権大会では両選手とも成分数が4の時にシルエット係数が最大値を示しており、両選手とも4コースに打ち分けて打球していると評価できる。

4. 今後の課題

Figure 5は、Figure 2とFigure 3から最適な成分数を示す図を拡大したものである。Figure 5(G)は、Figure 2(A)の成分数が3、Figure 5(H)はFigure 2(B)の成分数が2の図を示している。また、Figure 5(I)は、Figure 3(C)の成分数が4、Figure 5(J)はFigure 3(D)の成分数が4の図を示している。

今回、解析の対象として国際大会でのトップレベルの2試合を扱った。こうした競技レベルの高い試合において、選手は左右の2コースに打ち分けて試合を進めることはなく (Figure 5(H)点線部分)、ドロップショットなどを織り交ぜて試合を組み立てる。実際に映像を確認し

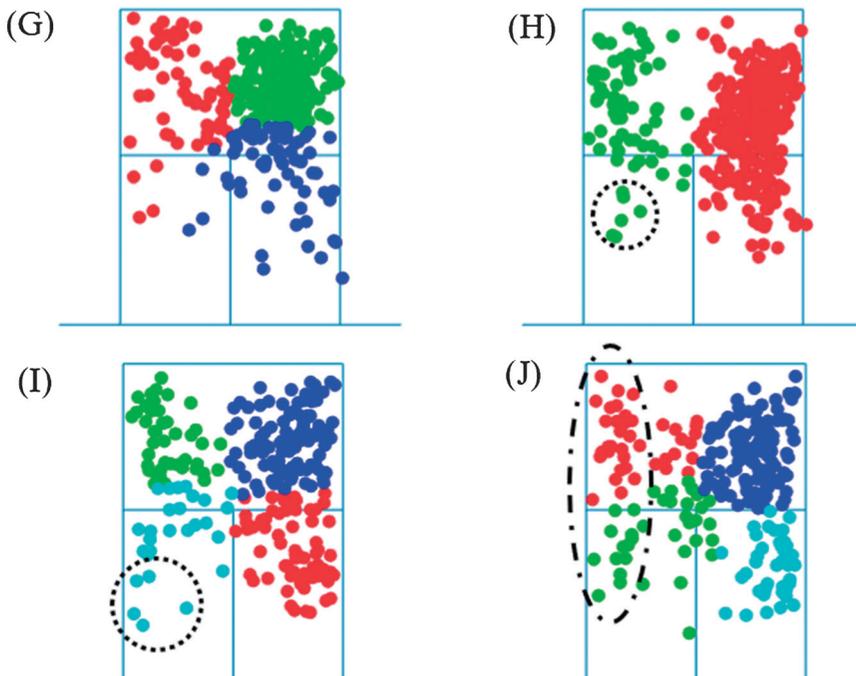


Figure 5 is an enlarged version of Figures 2 and 3 showing the optimal number of components. Panel (G) and Panel (H) shows the results of the cluster analysis of the 2018 Asian Games. Panel (I) and Panel (J) shows the results of the cluster analysis of the 2019 World Championships.

でも、ドロップショットを使いながら試合を進めていた。しかし、ドロップショットのように打球の頻数が少ないコースは、今回の k-means 法によるコースの分類では打球数が多いクラスタに取り込まれてしまい、クラスタとして分類されていない (Figure 5(H)および(I)点線部分)。頻数が少ない打球コースの識別が今後の課題として残された。

また、k-means 法は円状や球状のクラスタを識別することが得意である。Figure 5(J)の一点鎖線部分のように、ライン際の落下位置の識別ができていないと思われる。ライン際のウイングショットをより詳細にクラスタリングするためには、ラリーの結果 (エース、エラー、継続) の属性を設定しクラスタ化を試みる必要があるだろう。本研究では、非階層的クラスタリング手法として、k-means 法を採用しボール落下位置のクラスタリング分析を行なったが、ソフトクラスタリング手法である混合ガウス分布モデルの適用によって、ライン際のボール落下位置に対する識別が可能であるか検討する必要があるだろう。

引用文献

- Arthur, D., Manthey, B., & Röglin, H. (2011). Smoothed analysis of the κ -means method. *Journal of the ACM*, 58(5), 1–31. <https://doi.org/10.1145/2027216.2027217>
- Kudo, T., Yamamoto, Y., Shinohara, H., & Kudo, R. (2017). State Transition Probability as the Anticipation Clue of the Course of a Struck Ball. *Advances in Physical Education*, 07(03), 343–353. <https://doi.org/10.4236/ape.2017.73028>
- Loffing, F., & Hagemann, N. (2014). On-Court Position Influences Skilled Tennis Players' Anticipation of Shot Outcome. *Journal of Sport & Exercise Psychology*, 36(1), 14–26. <https://doi.org/10.1123/jsep.2013-0082>
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20(C), 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7)
- Williams, A. M., Ward, P., Knowles, J. M., & Smeeton, N. J. (2002). Anticipation skill in a real-world task: Measurement, training, and transfer in tennis. *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 8(4), 259–270. <https://doi.org/10.1037/1076-898X.8.4.259>

(2020年4月13日受領、2020年5月13日受理)

(Received April 13, 2020; Accepted May 13, 2020)

Classifying the endpoint of the ball trajectory in soft-tennis matches using a k-means clustering algorithm

Toshimi KUDO

Yuji YAMAMOTO

It is essential to understand the characteristics of one's opponent in competitive sports. For example, in tennis, the player must predict the trajectory of the ball hit by the opponent and move quickly to where the ball is going to in order to hit it back. It is well known that to accomplish this, the player must predict the trajectory based on contextual information such as the opponent's position and placement. Kudo et al. (2017) suggested the importance of the player calculating (1) the discrete random variable of the number of balls falling in each of the predetermined court sections, and (2) the state transition probability for two consecutive shots, and of analyzing contextual information as preliminary information. However, the sections used to classify the shot trajectories were obtained by simply dividing the court into ninths, and a more precise classification of shot trajectories was needed.

In this study, we attempted to classify the endpoint of the ball trajectory hit by players using a k-means clustering algorithm. Although the results were sound overall, some issues remain unresolved, such as an inability to discriminate shots hit from less frequently used sections.