

## 姿勢推定モデルを用いたテニスのサーブにおける動作解析 Analyzing the motion of service on tennis using a pose-estimation model

吉田成帆<sup>†</sup>  
Seiho Yoshida

北島栄司<sup>†</sup>  
Eiji Kitajima

宮田龍太<sup>‡</sup>  
Ryota Miyata

### 1. はじめに

テニスではすべてのポイントはサーブによってスタートするため、サーブは大変重要なショットである[1]。さらにテニスの試合結果を統計的に分析した出井ら(2011)[2]は「敗者よりも勝者の方が1stサーブからの得点獲得率が高い」と述べていることから、サーブは勝敗に大きな影響を与えられとされる。

これまでテニスにおけるサーブの動作解析を行った先行事例は、バイオメカニクスの観点から動作の特徴を捉えた定性的な研究が大半である。例えば、Ayhanら(2009)[3]はサーブが成功した場合と失敗した場合の関節角度の違いを研究した。また、一般に動作解析を行う場合、対象者の身体にマーカーと呼ばれるセンサーを装着する必要があるが、競技中の激しい動作でセンサーがはがれ落ちてしまう場合があるため、動作の制限につながっていた。

近年、Deep Learningで動画のみからそこに写った人物の肩・肘・腰といった関節の位置を特定する姿勢推定モデルが飛躍的な進化を遂げている。そこで本研究では、特殊なセンサを必要としない姿勢推定モデルを使用することで感覚的に行われてきた動作を定量化し、安定したサーブの成功に直結する姿勢の特定を目的とする。具体的にはまず図1に示す撮影条件に基づいてサーブ動画を取得する。次にBlazePose[4]で筆頭著者のテニスの練習動画から解析対象であるサーブ動作の関節を推定し、関節角度を算出する。さらに得られた関節情報に基づいて分類器をRandom Forest[5]で構築し、学習後に生成された木構造から重要な関節特徴量を特定する。

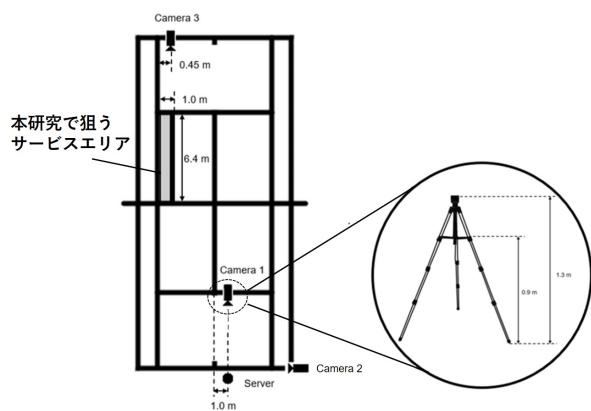


図1: テニスコートでの撮影条件。

### 2. データと方法

#### 2.1. 参加者

本研究における参加者は1名である。撮影全体を通して、筆頭著者である男性のみが被験者として参加する。なお、本研究は琉球大学の「人を対象とした研究倫理審査委員会」の承認を得ている(承認番号37)。

#### 2.2. 撮影条件

本研究における撮影は、すべて琉球大学テニスコートにて行われる。ここで、撮影条件の詳細は図1に示す通り、撮影は3台のカメラ(GoPro HERO7 Black<sup>§</sup>)を用いて行い、合計109回分の被験者のスライスサーブの練習動画と1球動画を収集した。ここで、1球動画とはカメラ3を用いて本研究において対象とするサーブエリア(1m×6.4m)に入るか否かを確認するために撮影した動画である。なお、扱う練習動画の撮影期間は2021年6月4日から13日である。

#### 2.3. 対象姿勢

本研究では、サーブの一連動作において重要だと思われる「トスアップ」、「トロフィーポーズ」、「ヒッティング」の3つの動作を解析の対象とし、それぞれの画像データを取得する。ここで、解析対象のサーブ動作とは図2に示す通り、トスアップはボールを空中に投げた直後の姿勢であり、トロフィーポーズはトスを上げた後、ボールが最高点にありそのボールを打つ前の姿勢である。さらに、ヒッティングはトス後に落ちてきたボールを打つときの姿勢である。なお、トスアップとトロフィーポーズはカメラ2、ヒッティングはカメラ1で撮影した動画から画像データを取得する。

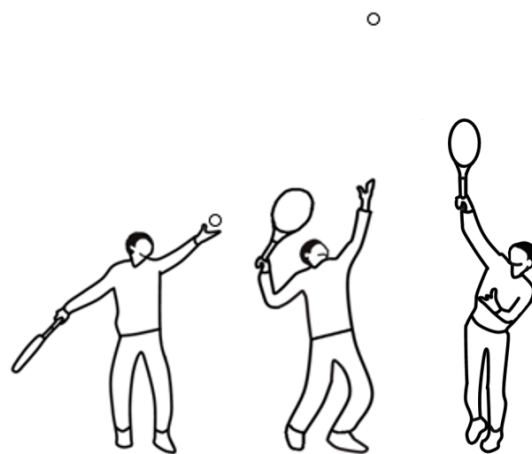


図2: 解析対象のサーブ動作3種。左からトスアップ、トロフィーポーズ、ヒッティング。

<sup>†</sup>琉球大学大学院 理工学研究科

<sup>‡</sup>琉球大学 工学部

<sup>§</sup><https://gopro.com/ja/jp/shop/cameras/hero7-black/CHDHX-701-master.html>

## 2.4. 姿勢推定

まず取得した画像データに対して、筆頭著者が画像の中心に写るように前処理を施す。その後、BlazePose[4]を適用し、二次元の姿勢推定を行う。本研究では、事前学習済みモデルを使用し、対象の3つの姿勢を捉える。それぞれの姿勢において図3に示す通り、身体のキーポイント（関節点）座標を取得し、8種の関節角度を算出する。

## 2.5. Random Forest[5]

本研究では、109個のサンプル数を用いてサービスが入ったか否かの1球データを目的変数、2.4で記述した8種の関節角度を説明変数とするRandom Forestの分類器を構築する。さらに、Random Forest構成時に作成される複数個の決定木を可視化し、その中でどの特徴量がサービスの成功に影響しているのかを重要度の高い特徴量に基づいて特定する。

## 3. 結果

### 3.1. 特徴量の重要度

Random Forest[5]における予測精度は74%であり、適合率と再現率は75%と43%であった。さらに特徴量の重要度は「トロフィーポーズにおける左腰角度」が最も高く、次いで、トスアップにおける左肘角度が高いという結果が得られた。

### 3.2. 決定木による可視化

図4にRandom Forest[5]の構築により得られた決定木の一例を示す。この決定木では「トロフィーポーズにおける左腰角度」を根本に条件分岐をしている。具体的には、トロフィーポーズにおける左腰角度が176.1度より大きい場合、サービスが成功しやすいと考えられる。一方、トロフィーポーズにおける左腰角度が176.1度以下であり、ヒッティングにおける左肘角度が108.4度以下である場合、成功しにくいと考えられる。

### 3.3. 考察

図5にトロフィーポーズにおける左腰角度の比較を示す。この図4よりたしかに条件分岐のように左腰の角度が異なっていることを確認した。文献[1]によると、サービス動作は下半身に蓄えられた力を運動連鎖によって上半身へと伝えることが重要であると説明している。図5左のサービス成功時は左膝が相手方向に向くことで、左膝から左肩にかけてより直線的な姿勢になり、その後ヒッティングで力がスムーズに伝わると考えられる。一方、図5右のサービス失敗時は左膝がカメラ2の方向に向くことで、左膝から左肩にかけての直線的な姿勢が崩れていると考えられる。

## 4. おわりに

本研究では、サービスの動作を定量化し安定したサービスの成功に直結する姿勢の特徴を特定した。意外にもボールに触れるヒッティングではなく、その前の動作であるトロフィーポーズにおける姿勢の方が重要であった。今後の展望として、奥行き方向のデータも必要であると考えたため、三次元での姿勢推定を行う研究に繋げたい。

## 参考文献

- [1] 公益財団法人日本テニス協会 (2015) テニス指導教本 1, 大修館書店.
- [2] 出井章雅, 今西平, 梅林薫 (2011) 身体運動文化論 10: 83-94.
- [3] Ayhan G, et al. (2009) *Eklemlik Hastalıklarının Cerrahisi*, 20(3): 156-60.
- [4] Valentin B, et al. (2020) *arXiv*: 2006.10204.
- [5] Breiman L (2001) *Machine Learning*, 45: 5-32.

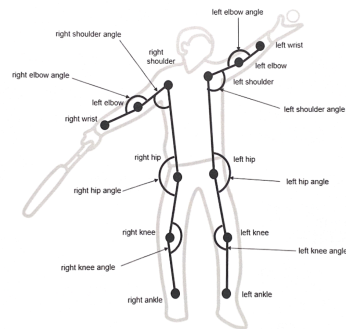


図3: BlazePose[4]の出力座標を用いて算出する関節角度8種。

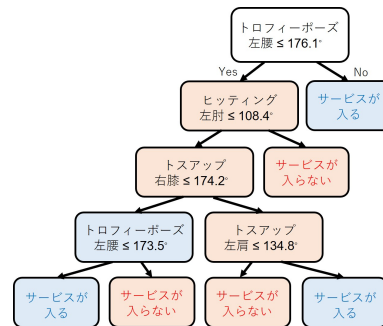


図4: Random Forest[5]から生成された決定木の一例。

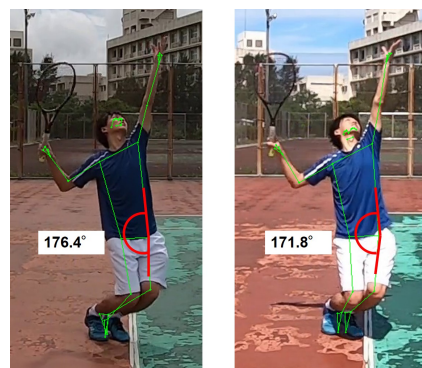


図5: トロフィーポーズにおける左腰角度の比較。左図はサービス成功時、右図はサービス失敗時。