

ソフトテニスのカットサーブにおける熟練度分析に向けた 効果的な慣性センサ位置の検討

Examination of Effective Inertial Sensor Positioning for Proficiency Analysis in Soft Tennis Under Cut Serve

小浜 彩矢佳[†] 勝間 亮[‡] 藤本 まなと[‡]
Sayaka Kohama Ryo Katsuma Manato Fujimoto

概要

本研究では、ソフトテニスにおけるカットサーブの自主練習支援システムの構築を目指し、カットサーブの熟練度推定に有効な慣性センサの取付位置を検討する。身体の様々な部位に慣性センサを取付け、サーブ動作の識別性能から、より効果的なセンサ位置・種類を検討した。ソフトテニス経験者の実測データから統計量を求め、サーブの評価との相関に従って特徴量として選択し、機械学習を用いて評価した。その結果、ラケットを持っていない方の肩の動きを測定した結果を用いて学習すると、カットサーブの熟練度の推定結果の F 値が 71.4-75.9%と最も高かった。また、機械学習の識別手法として SVM、ロジスティック回帰、ニューラルネットワークの 3 種を用いて 2 クラス分類を行った結果、ロジスティック回帰によって識別したものがよりよい識別性能を示した。

1 はじめに

近年、スポーツセンシングの分野において、プレイヤーの動きを取得・分析することで、より良いパフォーマンスを発揮できるようサポートしようとする研究が数多く存在する。その中でも、ソフトテニスは未だ研究が進んでいない種目と認識されている。

ソフトテニスは、ネットを挟んで相手と向き合い、ゴム製のボールをラケットで打ち合って点数を競うスポーツである。ソフトテニスにおけるサーブは、2 回のチャンスのうちボールをネットに触れることなく、サービスエリアにワンバウンドさせることで成功となる。また、レシーブは、サービスエリアに入ってきたボールをワンバウンド後に、相手コート内に打ち返すことで、成功となる。よって、ファーストサーブではサーブ成功時にレシーバーが返しづらいサーブを打つこと、セカンドサーブではサーブ成功率を上げることが目標となる。本研究ではファーストサーブに焦点を当てる。

ソフトテニスのサーブの一種であるカットサーブとは、ボールに横回転を加えるサーブであり、ゴム製のボールを使用するソフトテニスにおいて、強力な攻撃になり得るものである。カットサーブを打つとき、プレイヤーはラケットの面でボールを擦りながら前方に打ち出す。このカットサーブは、指導できる人材が少なく、また、独学では習得しづらいという問題点がある。

この問題に対して本研究では、指導者がいない状況にて、ファーストサーブにおけるカットサーブの熟練度の向上を支援する自主練習支援システムの作成を目指す。このシステムは、プレイヤーの身体に装着したセンサによって読み取られた情報からプレイヤーの動きを分析し、熟練者の動きと比較することによってプレイヤーのカットサーブの上達のためのアドバイスをするものである。このシステム実現のため、必要なことを以下に挙げる：①プレイヤーのサーブを認識する、②プレイヤーのサーブを評価する、③プレイヤーのサーブを熟練者のサーブと比較する、④プレイヤーのサーブ上達のためのアドバイスをする。

本稿では、自主練習支援システム実現のための第一段階として、上半身に装着した慣性センサのデータから機械学習を用いて分析し、サーブが良いか悪いかを判定する際に、センシング位置がどれほど判定結果に影響するかを調査した。

2 関連研究

硬式テニスの打法の種類の識別には、以下のような研究がある。Ebner ら [1] は、ラケットを持つ腕とラケットの 2 か所に IMU センサを装着し、センシングした結果から機械学習によって硬式テニスの 8 種の打法の識別を行った。その結果、どちらも大きな精度の差はなく、89%-99%の精度が得られたことを示している。Ganser[2] らは、腕に装着した IMU センサを含むセンサデータから畳み込みニューラルネットワークを用いて 3-5 種の打法を識別した場合において、 F_1 値が 96% となったと報告している。Anand ら [3] によれば、硬式テニスの打法 5 種の識別において、ラケットを持っている手首に着け

[†] 大阪府立大学, Osaka Prefecture University, Sakai, Osaka 599-8531, Japan

[‡] 大阪公立大学, Osaka Metropolitan University, Sakai, Osaka 599-8531, Japan

た IMU センサのデータから抽出した特徴量を用いて、90.2%の精度で識別できることが分かっている。これらの関連研究から、本研究におけるセンシングには、IMU センサを用いることとした。

硬式テニスにおけるスイングフォームの評価のための研究として、大島ら [4] は、ラケットに装着した慣性センサのデータから、7つの特徴量を抽出し、それぞれの特徴量とテニスの経験量との相関をプレイヤーごとに調べた。結果として、インパクト前にラケットが加速しているか、インパクト時にラケットヘッドが下から上に動いているか、スイングスピードが出ているかをそれぞれ示す3つの特徴量の相関が高いとしている。この研究は、ラケットに慣性センサを装着しているが、ラケットにセンサを装着するとセンサが外れやすいことや、固定する際にラケットを傷つける可能性があることから、本研究ではプレイヤーの身体にセンサを装着した。また、この研究は経験量としてプレイヤーを総合的に評価しているのに対して、本研究では個々のカットサーブの熟練度に焦点を当てた。

山本 [5] は、ソフトテニスのカットサーブについて、ボールの回転速度を高めることで、バウンド比を低くすることができ、インパクト角度とバウンド比には高い相関がみられること明らかにしている。川副ら [6] によれば、硬式テニスにおいて、ボールの回転速度が高くなれば、ボールとラケットの接触時間も長くなることが分かっている。以上の関連研究を参考に、本研究では、カットサーブの熟練度と、ボールとラケットの接触時間の関係に着目し、熟練度の評価に接触時間を用いることとした。

3 提案システム

提案するシステムは、ソフトテニスにおけるカットサーブの自主練習支援システムであり、指導者がいないプレイヤーがファーストサーブにおいてより曲がるカットサーブを打つことを支援するものである。使用者はセンサを身体に着用した状態でカットサーブを打つ。システムは、センサからの入力情報からカットサーブを打った時間を推定し、カットサーブの熟練度を評価する。そのうえで、熟練者と使用者のカットサーブの違いを分析し、使用者に改善点をアドバイスする。

ここで、どの身体の部位のセンサデータが必要であるかが問題となる。もし数多くのセンサの装着を必要とする場合、練習を行うたびに大量のセンサを身体に装着しなければいけないため、手間がかかり、望ましくない。そのため、少ない数で効率的にセンシングが可能なセンサ装着部位を検討する必要がある。



図 1: モーションキャプチャ着用図

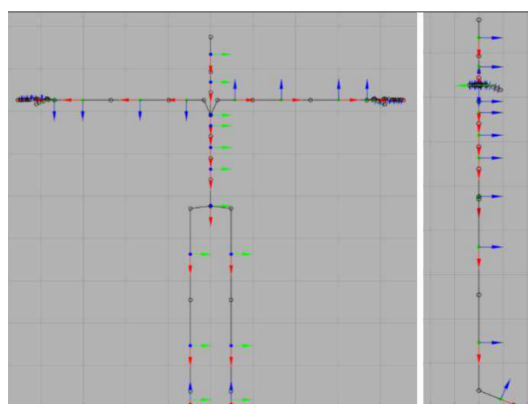


図 2: モーションキャプチャ 座標系

本研究では、カットサーブの熟練度を測定するため、身体の様々な部位に慣性センサを取付け、より効果的なセンサ位置を検討した。

4 実験

4.1 実験目的

本実験は、ソフトテニスのカットサーブの熟練度の計測において、センサの設置位置が機械学習の識別結果に与える影響を調べることを目的として行った。

4.2 実験方法

ソフトテニス経験者（右利き）3人に対して、モーションキャプチャ（PERCEPTION NEURON SENSOR, 60-120fps）、ラケットを持つ手首に AppleWatch (30fps) を装着し、クロス方向からカットサーブを打つ様子を iPad Air 第5世代のスローカメラ（240fps）を用いて撮影した。モーションキャプチャでは、3軸加速度センサ、3軸角速度センサを含む IMU センサ 25 個を用いて上半身を

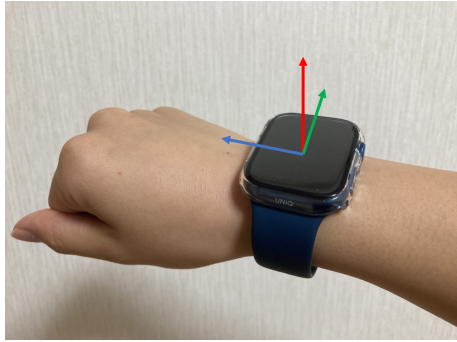


図 3: AppleWatch 座標系

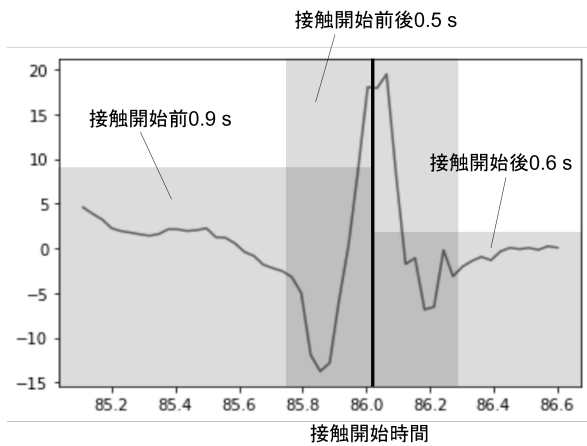


図 4: 3つのウィンドウ

測定しており、その結果から全身の骨格の動きを算出する。図 1[7] は、モーションキャプチャを着用した図である。図 2[8] は、モーションキャプチャによって算出される骨ごとの座標系を示したもので、赤色は X 軸、緑色は Y 軸、青色は Z 軸を示す。図 3 は、AppleWatch の座標系を示したもので、赤色は X 軸、緑色は Y 軸、青色は Z 軸を示す。

4.3 識別方法

4.3.1 クラスの決定方法

撮影した映像から、ボールがラケットと接触してる時間を求め、接触してる時間が t_c 以上のものを良いサーブ、 t_c 未満のものを悪いサーブとした。

4.3.2 特徴量抽出

図 4 のように、ボールとラケットが接触を開始した時刻の前後 1.5s を 3 つのウィンドウ、接触開始前 0.9s、接触開始後 0.6s、接触開始前後 0.5s に分けた。ただし、ボールとラケットが接触を開始した時刻は、スローカメ

表 1: SVM のパラメータ設定

パラメータ	引数
C	0.001
decision_function_shape	ovo
random_state	0

表 2: ロジスティック回帰のパラメータ設定

パラメータ	引数
C	0.01
random_state	0

ラの映像から正しい時刻を求めたものを用いた。それぞれのウィンドウの各データから統計量 X を抽出し、機械学習を用いた良いサーブと悪いサーブの識別性能によってセンサ位置を評価した。ここで統計量 X は、測定部位ごとの加速度と角速度の計 6 軸から、各軸の最大値、最小値、平均、中央値、歪度、尖度、範囲、6 軸それぞれの組合せの相関係数を用いた。

4.3.3 特徴量選択

統計量 X のうちから、目的変数であるクラスとの相関係数の絶対値が 0.4 以上のものを説明変数として選択し、データセットを作成した。

4.3.4 識別手法

上で作成したデータセットを用いて、2 クラス分類を行う。機械学習の手法として、python のライブラリ scikit-learn から、SVM、ロジスティック回帰、ニューラルネットワークの 3 手法を用いた。表 1-3 は各手法のパラメータ設定である。記載のないものについては初期設定を適用した。

5 結果

表 4 は、被験者ごとの良いサーブと悪いサーブの個数を表したものである。ただし、 $t_c = 0.013[s]$ とした。これは、被験者自身が上手く打てたと評価したサーブの接触時間を参考に決定した。表 5 は各手法で Leave-one-out 交差検証を行った結果の F 値を示したものである。測定部位について、AppleWatch を用いたもの以外は全てモーションキャプチャによって測定したものであり、脊椎 1-4 は背骨全体を縦に 4 つに分けたものを上から順に指す。ただし、頭部と首について SVM を用いた結果、す

表 3: ニューラルネットワークのパラメータ設定

パラメータ	引数
activation	relu
alpha	0.0001

表 4: 被験者ごとのサーブの個数

被験者番号	良いサーブ	悪いサーブ	合計
1	8	20	28
2	20	3	23
3	6	34	40
合計	34	57	91

すべてのサーブが悪いサーブと識別されたため F 値は得られなかった。

6 考察

表 5 より、ほとんどの測定部位について 0.7 前後の F 値が得られたことが分かる。左肩の測定結果による識別精度は 3 種のうちのどの識別手法を用いた場合でも F 値が 0.7 を超えており、また、ロジスティック回帰を用いた識別結果の F 値が 0.759 と最も高い精度が得られた。これより、ソフトテニスのカットサーブの熟練度推定のために効果的な測定部位として、左肩が有効であると考えられる。ラケットを持つ右手ではなく左肩の測定結果が効果的であった理由については、ボールとラケットの位置関係や、上半身の姿勢が影響している可能性が考えられる。また、モーションキャプチャによる右前腕の測定と AppleWatch による右手首の測定を比較したとき、モーションキャプチャが 60-120fps、AppleWatch が 30fps とサンプリングレートの違いがあるにも関わらず、識別精度に大きな差は生まれなかった。したがって、30fps と 60-120fps の範囲ではサンプリングレートが識別結果には影響しなかったと考えられる。

特徴量選択の結果、ウィンドウごとの選択された特徴量の個数は表 6 のようになった。ただし、識別性能が高かった測定部位のみ記載している。特徴量選択の結果では、接触開始前と接触開始後のウィンドウが、接触開始前後のウィンドウよりも選択されやすかった。また、測定部位によって接触開始前と接触開始後のウィンドウの選択されやすさは変化した。カットサーブの熟練度を評価するために接触前後のどちらが大きく影響するかは部位ごとに変化すると考えられる。

図 5 は、脊椎 2 の測定による識別結果を手法ごとに示したものである。SVM による識別では、接触時間が 0.022s 以上のもも悪いサーブとして識別されている。

表 5: 測定部位別の識別結果

測定部位	識別手法ごとの F 値		
	SVM	ロジスティック回帰	ニューラルネットワーク
右手首 (AppleWatch)	0.702	0.702	0.610
右肩	0.691	0.714	0.635
右上腕	0.702	0.702	0.633
右前腕	0.714	0.714	0.656
右手の甲	0.714	0.691	0.623
左肩	0.714	0.759	0.742
左上腕	0.702	0.702	0.688
左前腕	0.702	0.702	0.677
左手の甲	0.721	0.721	0.677
頭部	N/A	0.610	0.635
首	N/A	0.610	0.636
脊椎 1	0.642	0.702	0.689
脊椎 2	0.642	0.702	0.667
脊椎 3	0.642	0.702	0.721
脊椎 4	0.154	0.702	0.738

表 6: ウィンドウごとの特徴量選択個数

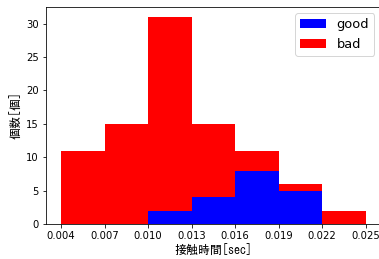
測定部位	選択された特徴量の個数		
	接触開始前	接触開始前後	接触開始後
右肩	22	6	18
右前腕	17	9	21
右手の甲	12	0	16
左肩	24	14	21
左手の甲	19	12	5
脊椎 3	15	13	24
脊椎 4	13	16	19

また、ニューラルネットワークによる識別では、接触時間が 0.007s 未満のものも良いサーブとして識別されている。この 2 種の識別手法と比較して、ロジスティック回帰による識別では、 t_c から大きく外れた接触時間のものを誤識別している例が少ないと分かる。他の部位の測定結果でもこのような場合が多く見受けられた。よって、この 3 種の識別手法ではロジスティック回帰が最も適した手法であると考えられる。

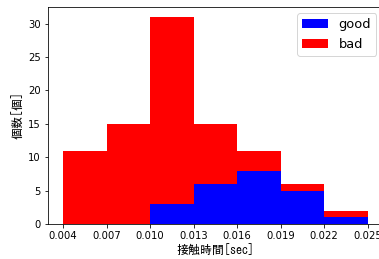
図 6 はロジスティック回帰を用いて識別した結果の一例である。接触開始時間が t_c 付近のもので誤識別が多く起きたことが読み取れる。また、図 7 は最も識別性能の高かった左肩の測定によるロジスティック回帰での識別結果を示したものである。 t_c 付近では比較的良好な識別性能を示すが、接触時間が大きい区間でも誤識別が起こっていることが分かる。

7 まとめ

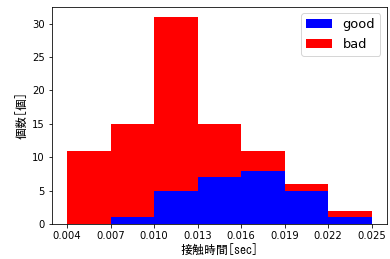
本実験では、カットサーブの熟練度を評価するために効果的な慣性センサの位置を検討した。その結果、左肩の測定結果を用いたものが最も高い識別性能を示した。



(a) SVM



(b) ロジスティック回帰



(c) ニューラルネットワーク

図 5: 脊椎 2 の測定による識別結果

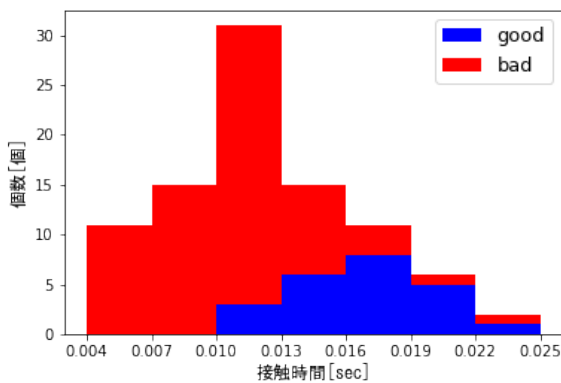


図 6: AppleWatch の識別結果
(ロジスティック回帰)

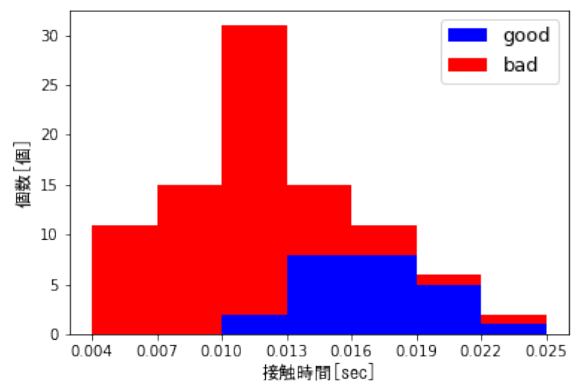


図 7: 左肩の測定による識別結果
(ロジスティック回帰)

ラケットを持つ手の測定結果以上に左肩の測定結果が有効であった理由については、今後さらに検討する必要があると考える。また、識別手法として、ロジスティック回帰が最も有効であったことが分かった。本実験では 2 クラス分類として目的変数を質的変数と設定したが、今後は量的変数として求められるか検討したい。また、本実験で得られた結果を用いて、初心者が熟練者との違いを直感的に分かるように分析を進めていきたい。

謝辞

本研究の一部は、科研費基盤研究 (C)(No.21K11871), (B)(No.20H04177) の助成によって行った。

参考文献

- [1] Christopher J. Ebner, Rainhard Dieter Findling: “Tennis Stroke Classification: Comparing Wrist and Racket as IMU Sensor Position,” *MoMM2019: Proceedings of the 17th International Conference on Advances in Mobile Computing Multimedia*, pp. 74-83, 2019.
- [2] Andreas Ganser, Bernhard Hollaus, Sebastian Stabinger: “Classification of Tennis Shots with a Neural Network Approach,” *Sensors 2021, 21 5703*, 2021.
- [3] Akash Anand, Manish Sharma, Rupika Srivastava, Lakshmi Kaligounder, Divya Prakash: “Wearable Motion Sensor Based Analysis of Swing Sports,” *16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*, pp. 261-267, 2017.
- [4] 大島脩斗, 加藤昇平, 佐久間拓人: “6 軸センサを用いたテニススイングフォーム評価のための特徴量抽出手法”, 第 82 回全国大会講演論文集, pp. 589-590, 2020.
- [5] 山本敬三: “ソフトテニス・アンダーカットサーブのキネマティクスの分析”, 北翔大学生涯スポーツ学部研究紀要, 2015.

- [6] 川副嘉彦, 仲本賢次, 沖本啓子: “テニスラケットのスピン性能のメカニズム (ストリング交差点潤滑によるスピン性能向上の超高速ビデオ画像解析)”, 日本機械学会論文集 72 巻 712 号, pp. 1900-1907, 2006.
- [7] 株式会社アユート, “Axis Neuron User-Guide_Ver1.01_日本語版”, NOITOM サポート, 2020-04-09, https://www.aiuto-jp.co.jp/support/file_91.php, (参照 2022-07-20)
- [8] 株式会社アユート, “Neuron 座標系について”, NOITOM サポート, 2020-04-09, https://www.aiuto-jp.co.jp/support/file_93.php, (参照 2022-07-20)