

ウェアラブルセンサを用いたテニス上達支援システムにおける スウィングフォーム分析手法の改善と評価

増田大輝^{†1} 湯素華^{†1} 大岸智彦^{†2} 小花貞夫^{†1}

概要: 筆者らは、先にウェアラブルセンサを使用して、テニスの初心者がコーチ無しにスウィングを上達できるように支援するシステムを提案したが、この手法では定量的な評価が難しい問題があった。今回、コーチのスウィング時の各種センサ値とプレイヤーの値を比較し、機械学習を用いてセンサの値から必要な部分のみを抽出することにより、どの程度正しいフォームができているかを定量的に分析する手法を検討した。その結果6つの課題の判定ができ、初心者は80%の精度で課題が判定可能であることを示した。

キーワード: ウェアラブルセンサ, テニス, 上達支援, スウィングフォーム分析, 機械学習

Improvement of Swing Form Analysis in Support System for Tennis Swing Using Wearable Sensors.

DAIKI MASUDA^{†1} SUHUA TANG^{†1}
TOMOHIKO OGISHI^{†2} SADA OOBANA^{†1}

Keywords: Wearable sensor, Tennis, Progress assist, Swing form analysis, Machine learning

1. はじめに

今日身体に装着し状態を監視したり活動の支援を行うウェアラブルデバイスが注目されている。Android Wear, Apple Watchを始めとする時計型のデバイスが売り出され、眼鏡型のデバイスも様々な企業が開発を進めている。これらのウェアラブルデバイスの普及・小型化が進むにつれ、デバイスが安価に入手できるようになり日常的に装着する時代が来ることが予想される。近年ウェアラブルデバイスに内蔵されているセンサが、スポーツへの応用として研究・商品化の両側面から着目されている。テニスに応用した例としては、センサの値からスウィングフォームの一部を解析する研究[1][2]があり、またラケットのグリップに装着したセンサでボールの回転やスウィング速度等を測定・記録するデバイス[3][4][5]が商品化されている。しかしながら、これらはスウィングフォーム全体を分析し上達へのアドバイスを行うものではない。

筆者らは、ウェアラブルセンサ（以下センサという）を使用し、テニスの初心者がコーチ無しにスウィングを上達できるように支援するシステムを提案した[6][7]。初心者を対象にした理由は、プレイヤー個人の癖や運動量に合わせて、多様性のある指導を行う必要がある中級者の場合と異なり、初心者には画一的な指導を行うことが重要であるためである。提案システムでは、センサをプレイヤーの身体の4つの

部位（右手首、腰、頭、左足首）に装着し、それぞれの部位の動作のセンサ値（加速度、角速度などの値）からスウィングフォーム（以下フォームという）を分析し、腰の回転や右手首の動きなどから「振り切り」や「足の静止」といった6つの動作を検出して総合的なアドバイスを行った。しかし、先に提案したシステムのフォーム分析手法では、センサ値の閾値を用いる単純なものであるため、フォームの完成度を定量的に判定することが困難であった。

そこで、筆者らが先に検討したフォーム分析手法における上記の問題を改善するために、上級者（コーチ）の実際のスウィング時の各種センサ値を教師データとして学習して、教師データとプレイヤーのデータとを比較してスウィングの類似性を定量的に分析する手法を検討し、また評価を行ったので、本稿ではそれについて報告する。

2. 従来システムの概要とその問題点

2.1 スウィングにおける主な課題

テニス教本[8][9]とコーチの助言から、フォアハンドのフォームの主な課題として表1のものが挙げられ、本システムはこれらの判定・評価を行うことを目標とする。

2.2 システムの概要

システム構成を図1に示す。身体に複数個のセンサを装着してスウィングをすると、センサのデータがスマートフォン等の端末に無線で送られる。端末ではデータを解析し、フォームの分析結果と必要なアドバイスを出力する。

^{†1} 電気通信大学 大学院情報理工学専攻 情報・通信工学専攻
Department of Communication Engineering and Informatics, Graduate School
of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications.

^{†2} (株) KDDI 研究所
KDDI R&D Laboratories, Inc.

表 1 フォアハンドフォームの主な課題

・スイングの方向（下から上）	・振り切り
・スイングスピード	・体重移動
・テイクバックの大きさ	・テイクバックの早さ
・ボールに向かう足の動き	・スプリットステップ
・足の静止	・手打ち
・ボールの凝視	・面が上向き
・面が下向き	・身体の開き具合
・打点が前	・打点が後ろ
・軸のぶれ	・左手の位置
・肘の動き	・重心移動
・軸の取り方	

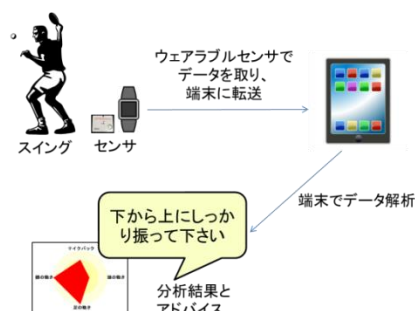


図 1 システム構成

センサは ATR-Promotion 製 TSND121[10]を使用した。測定項目は加速度と角速度とし、測定間隔は10msである。

センサを装着する部位は、右手首、腰、頭、左足首（軸足）の4箇所である（図2）。その状態でフォアハンドのスイングを行い、センサごとに加速度と角速度を測定する。

フォームの分析は、1) 振り始め・インパクト・振り終わりの検出、2) フォームの判定からなる。

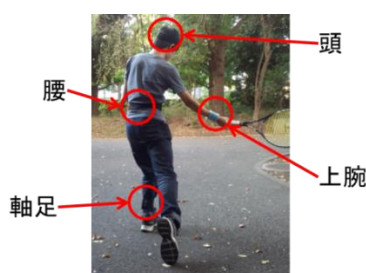


図 2 センサを装着する部位

(1) 振り始め・インパクト・振り終わりの検出

センサが測定したデータより、フォーム分析の基準点となるインパクト（ボールがラケットに当たる時刻）、振り始めおよび振り終わりの時刻を求める（図3）。インパクトではラケットから手首に振動が伝わり、加速度の値が極大値となる。また、振り始めと振り終わり付近はラケットの動きが小さくなるため、加速度と角速度の値が小さく極小値を取る。これらの特徴から、最初にインパクトの時刻を求

め、その後インパクト前後の極小値を探索し、振り始め、振り終わりをそれぞれ検出する。

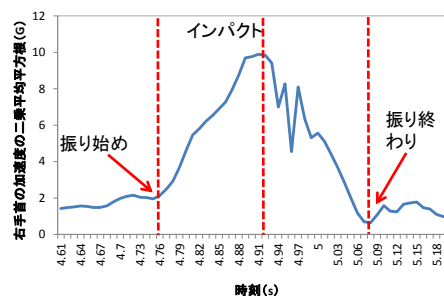


図 3 インパクト付近の3軸の加速度

(2) フォームの判定

センサの値からフォームが正しくできているかの判定を行う。判定方法は、特定部位の値を解析し、その結果を閾値と比較し良し悪しを判定する。この手法により判定できた課題とその判定方法の一覧を表2に示す。

表 2 フォーム判定方法と判定値の一覧

課題	部位	判定方法	判定値（閾値）
振り切り	上腕の加速度	インパクト前の加速度/インパクト後の加速度（二乗平均平方根）	1.15 未満
手打ち	腰の角速度	インパクト付近の腰の角速度（一軸）の最大値	190 [deg/s] 以上
スイングスピード	上腕の加速度	上腕の加速度（二乗平均平方根）より速度を計算	5 [m/s] 以上
足の静止	足の加速度	インパクト～振り終わりの足の加速度（二乗平均平方根）	特定時間内で3 [G] 未満
ボールの凝視	頭の角速度	振り始め～インパクト直前の頭の角速度（一軸）	特定期間中に頭が動いたか
テイクバック	上腕の加速度	上腕の加速度（二軸）より開始時刻を導出	0.9 [s] 未満

2.3 従来システムにおける問題点

表2のフォームの判定方法により6つの課題を検出可能としたが、以下の2つの問題が明らかになった。

問題1：定量的に評価することが困難

閾値を用いた単純な判定方法であるため、正しいフォーム、例えば、コーチのフォームにどのぐらい近いのかという指標を示すことが難しい。

問題2：複数動作からなる課題の判定が困難

複雑な動作が原因の課題を判定することが難しい。従来の手法でフォームの判定を行うためには、一つの判定ごとに判定を行える部位を予想する必要がある。しかし、例えば「軸のぶれ」といった、腕や腰等の複数の部位の動作から成る課題の判定は予想を立てるのが難しい。

3. スウィングフォーム分析手法の改善提案

3.1 フォーム分析手法改善の概要

2章で述べた従来システムのフォーム分析手法の問題を改善する新たな手法を提案する。2.3節で述べた問題1に対して、定量的評価の実現のために見本となるデータ（教師データ）とプレイヤーのそれぞれの部位のセンサデータを比較し、フォームの類似度を点数化する。点数化の方法は、ゴルフスウィングを対象とした三井らの研究[11]の手法をテニススウィングに適用し拡充する。また、問題2に対しては、機械学習を導入することによりセンサデータから違いが見られる部分のみを導出する。機械学習により使用するデータを絞り込むことで、汎用性の高さを実現できる。

3.2 ゴルフ上達支援システムのテニスへの適用について

ゴルフスウィングを対象とした三井らの研究[11]では、センサを左手甲、頭、腰に装着し、ゴルフフォームを分析して点数で評価しアドバイスを出力する。これは、以下の工程からなる。

- (1) スイングの正規化（線形補間）
- (2) 教師データ（コーチの測定値）との比較、点数化
- (3) アドバイス

しかし、テニスとゴルフのスウィングフォームにはいくつか異なる部分があり、工夫が必要である。

相違点1：スウィング区間の区切りの違い

三井らの研究では、アドレス（スイング前の構え）～インパクトの区間を6つに分割し、各区間でのフォームの点数を解析していた。一方、テニスでは、明確に区切ることができるのは、i) 振り始め、ii) インパクト、iii) 振り終わりの3箇所である。このため、テニスに適用する際は振り始め～振り終わりを三分割した区間とする。三分割したのは、振り始め～インパクト、インパクト～振り終わりの区切り方では、腰や右手首などのインパクト前に始まりインパクト後も続く身体の動きを検出できないためである。

相違点2：個人差の影響

ゴルフクラブの長さが約1mに対し、テニスラケットは約70cmと短く、また重さもテニスラケットの方が軽い。この違いがフォームにも現れる。ゴルフではクラブの遠心力を利用してボールを打つが、テニスでは腕だけで振ってもある程度はうまく打てる。そのため、ゴルフと比べフォームにばらつきが出やすい。

このためテニスでは、点数化のパラメータを増やすことにより、上記の相違点1で述べた区間の少なさを補うこととする。また、相違点2で述べたばらつきの影響を小さくするために、判定に使用する部位・軸・範囲を絞り込むこととする。

3.3 フォーム分析手法改善の詳細

フォーム分析は、以下の手順からなる（図4）。

- ・ 前処理
 - 平滑化
 - 振り始め、インパクト、振り終わりの検出
 - 正規化
 - 点数化
- ・ 機械学習（Support Vector Machine）による解析

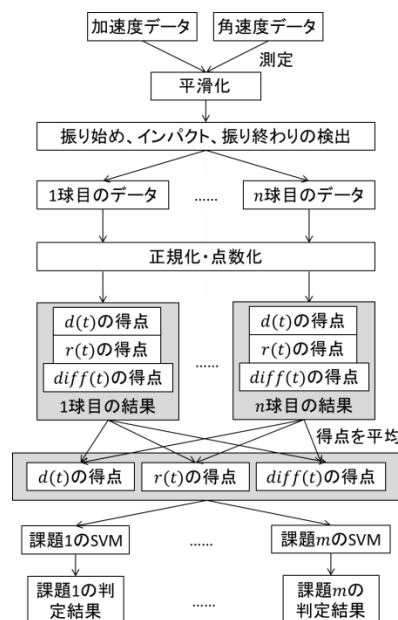


図4 フォーム分析の手順

(1) 平滑化

高周波成分を取り除きノイズを除去するため、測定したデータの平滑化を行う。時刻 t の加速度 $a(t)$ は以下のよう求める。

$$a(t) = \frac{a(t-n) + \dots + a(t) + \dots + a(t+n)}{2n+1}$$

$$t = 0, 0.01, \dots$$

(2) 振り始め、インパクト、振り終わりの検出

2.2節(1)で述べた従来システムの手法と同様の方法で振り始め、インパクト、振り終わりの時刻を検出する。

(3) 正規化

人によってスイングにかかる時間は異なり、比較のためにはスケールを合わせる必要がある。振り始め～インパクト、インパクト～振り終わりの時刻を正規化することにより、スウィングスピードにより生じる違いを取り除く。正規化には線形補間を使用する。プレイヤーの振り始め～振り終わりにかかる時間が教師データよりも短い場合、プレイヤーのデータは教師データに合わせて長くなるが、振幅は小さくなる（図5）。逆に教師データよりも長い場合は、プレイヤーのデータは伸縮し、振幅は大きくなる。

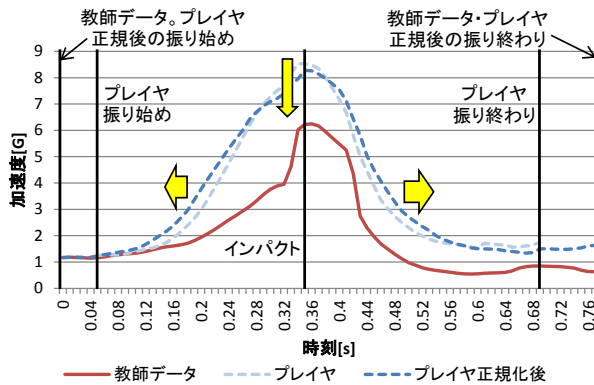


図 5 正規化の様子

(4) 点数化

平滑化・正規化されたスウィングのデータを点数化する。点数化では、コーチのデータを教師データとし、その値とプレイヤーの値との差分を求める。点数化を行う区間は、振り始め～振り終わり区間を三分割し、区間 1/3、区間 2/3、区間 3/3 と呼ぶ。

測定する軸と区間の組み合わせを表 3 に示す。以後はこの組み合わせをセグメントと呼ぶ。一つの部位のセンサのセグメント数は 18 個となる。

表 3 一部位あたりのセグメントの対応

	軸	区間 1/3	区間 2/3	区間 3/3
加速度	x	ax-1	ax-2	ax-3
	y	ay-1	ay-2	ay-3
	z	az-1	az-2	az-3
角速度	x	gx-1	gx-2	gx-3
	y	gy-1	gy-2	gy-3
	z	gz-1	gz-2	gz-3

点数は時刻ごとに 0~1 点で導出し、最後に部位・セグメントごとの平均点を求める。

点数化は、以下の 3 種類の方法で行う。

- ・ $d(t)$: 値の差
- ・ $r(t)$: 正負の向き
- ・ $diff(t)$: 変化の向き

① 値の差 $d(t)$

$d(t)$ は教師データとプレイヤーの差の絶対値を取ったものであり、加速度の場合は図 6 に示すアルゴリズムにより求める。

両者の絶対値の差が小さいほど 1 に近い点数とする。閾値以上の差がある場合は 0 とする。閾値は加速度・角速度の値が小さい場合は点数が高くなるように調整し、加速度が $T_a = 0.24[G]$ 、角速度が $T_g = 20[deg/s]$ と定めた。

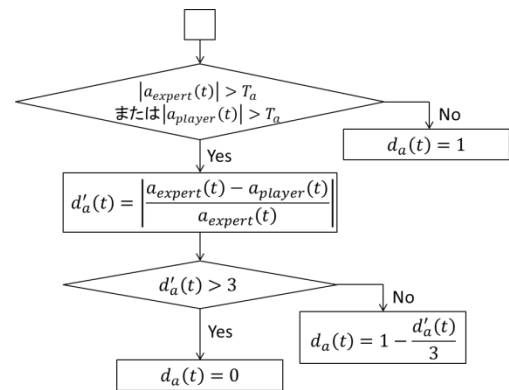


図 6 $d(t)$ のアルゴリズム

② 正負の向き $r(t)$

$r(t)$ は教師データとプレイヤーの値が正負で一致しているかを評価する。正負が一致する場合は 1、異なる場合は 0 とする。

③ 変化の向き $diff(t)$

$diff(t)$ はある時刻の増減が教師データとプレイヤーで一致しているを示す。手順を図 7 に示す。

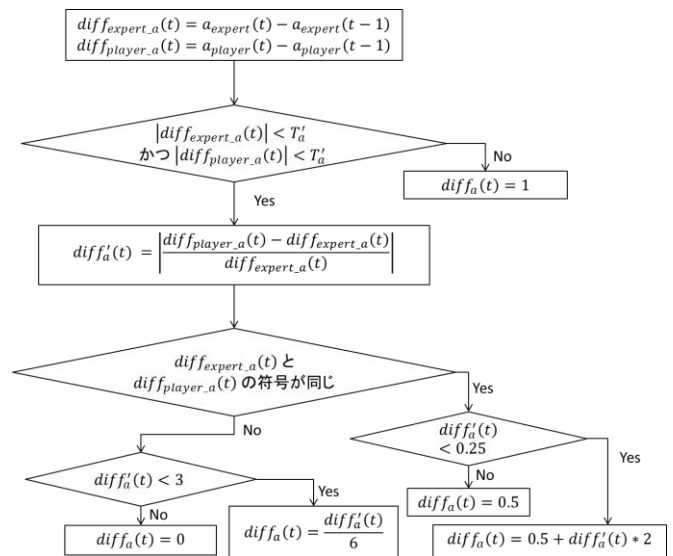


図 7 $diff(t)$ のアルゴリズム

得点導出において細かく場合分けをするのは、極端な得点が出るのを防ぐためである。閾値は、加速度が $T'_a = 0.05[G]$ 、角速度が $T'_g = 10[deg/s]$ である。

(5) 機械学習 (SVM) による分析

テニスのフォームは人によりばらつきが大きいため、評価に使用できない部位やセグメントが存在すると思われる。本手法では機械学習を使い、部位・セグメントが評価に使用できるかを分析し、フォームの判定を行う。手順は以下の流れで行う。

- ・ プレイヤーの分類
- ・ 機械学習
- ・ 傾向の調査、使用する部位・セグメントの決定

① プレイヤーの分類

フォームの課題ごとにコーチに評価してもらい、問題ありと問題なしの場合に分ける。

② 機械学習

課題ごとに、コーチの評価結果と 3.3 節 (4) で求めた点数の相関を機械学習で分析する。機械学習には SVM を使用する。点数は $(diff(t), d(t)), (diff(t), r(t)), (d(t), r(t))$ をそれぞれ求める。

③ 傾向の調査、使用する部位・セグメントの決定

機械学習の結果、問題ありと問題なしで傾向が見られた部位・セグメントを調べる。傾向ありとは、問題なしと評価された人の点数が高く、問題ありと評価された人の点数が低く分布している状態ことである。

傾向の見られる部位・セグメントを抽出し、それぞれの尤度を平均する。尤度とは、「問題あり」または「問題なし」の確率のことで、SVM を使用すると返り値として出力される。本稿では、尤度は「問題なし」の確率とする。傾向の見られる部位の尤度の平均が、それぞれのコーチの評価結果と同様の傾向が出ているか確認をし、部位とセグメントが適切か決定する。

4. 実験と機械学習による分析の評価

機械学習により分析に使用する部位の絞り込みを行うために、実際にフォームのデータを測定し、提案手法を適用する。また、測定時に撮影したビデオをコーチに見せて評価してもらい、評価結果と導出された点数を機械学習にかける。

4.1 基礎実験

フォームの違いがセンサの値にどのように出るのかを確認するためのデータ測定を行った。センサを被験者の頭、右手首、左手首、腰、左足首の 5 箇所に装着し、フォアハンドの球出しを 10 球行った。被験者は初心者 11 人、中級者 6 人、上級者 2 人とした。

中級者以上には、「初心者に教えるときのフォーム」となるよう意識してスウィングをしてもらった。これは、一般的に中級以上になるとドライブ回転（順回転）を意識するようになり、ラケットでボールを正しく捉えるという初心者に要求されるフォームとは異なってくるためである。また、比較対象としてコーチのデータも測定した。

4.2 分析内容の選別

測定データからフォームとの相関が見られる部位を調べた。フォーム分析のため、測定時に撮ったビデオをコーチに見せ、項目ごとにフォームの問題の有無を評価してもらった。表 1 をもとに作成した評価項目とコーチの評価結果を表 4 に示す。

表 4 評価項目の一覧とコーチの評価結果

	評価項目	評価結果 (人)	
		問題あり	問題なし
1	スイングの方向 (下から上)	0	19
2	振り切り	0	19
3	スイングスピード	0	19
4	体重移動	9	10
5	テイクバックの大きさ	0	19
6	テイクバックの早さ	0	19
7	ボールに向かう足の動き	1	18
8	スプリットステップ	3	16
9	足の静止	0	19
10	手打ち	11	8
11	ボールの凝視	6	13
12	ラケット面が上	8	11
13	ラケット面が下	6	13
14	身体の開き具合	0	19
15	打点が前	3	16
16	打点が後ろ	6	13
17	軸のぶれ	4	15
18	左手の位置	0	19
19	肘の動き	4	15
20	重心移動	2	17
21	軸の取り方	8	11

コーチの評価結果を見ると、ほとんどの評価項目が「問題なし」である。片方の結果に偏っていると、機械学習を行う必要はないと考えられる。このため、今回は「問題あり」と検出される人が 3 人以上となる評価項目を解析対象とした。

ここで、「8 スプリットステップ」(打つ前に小さくジャンプする動作)に関しては、本手法の振り始め～振り終わり区間より前の動きなので、除外することとした。「11 ボールの凝視」についても、ラケットの動きだけで正確に検出するのは難しく、また 2 章の従来手法で検出できているので対象から除外することとした。また、「17 軸のぶれ」は「19 肘の動き」の根本動作であるため、17 番として扱うことにする。

以上より、4,10,12,13,15,16,17,21 の 8 つの評価項目を機械学習での検出対象とする (表 4 の太字)。

4.3 機械学習による傾向の解析

(1) 傾向の解析

コーチの評価結果と点数化の結果を使用し SVM を用いて機械学習を行い、傾向が見られるか調べた。図 8、図 9 に結果の一例を示す。

図 8 は、右手首のセグメント ay-1 で、「体重移動ができていない」場合の得点 $(diff(t), d(t))$ をプロットし、機械学習をかけた結果である。コーチに問題ありと判定された人と問題なしと判定された人で分かれる傾向が見られる。

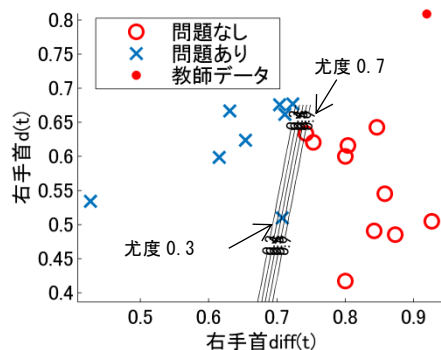


図 8 体重移動ができていない場合の右手首のセグメント ay-1 の得点 ($diff(t), d(t)$) の SVM 結果

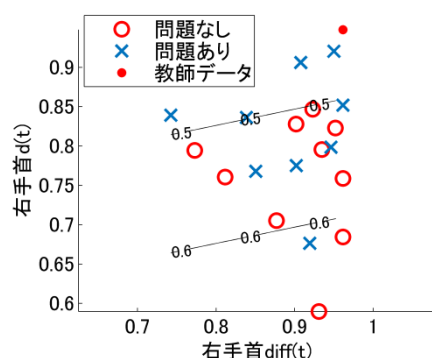


図 9 体重移動ができていない場合の右手首のセグメント ax-1 の得点 ($diff(t), d(t)$) の SVM 結果

一方、図 9 は x 軸である以外は先ほどと同じだが、2 つの要素で得点の分布が分かれていない。同様の判定を他の部位にも行い、明らかに傾向が見られる部位のみを抽出した結果を表 5 に表す。

表 5 傾向が見られる部位・セグメントの一覧

	右手首	左手首	左足	腰	頭
4. 体重移動	ay-1, gx-1, gz-1, az-2	gx-1, ay-2, ay-3			
10. 手打ち	ay-1, gz-1	gx-1, gx-3			
12. 面が上向き	ay-1, gz-1	gx-1, ax-3			
13. 面が下向き	ax-1, ay-1, gz-1, az-2	ax-3			gy-1
15. 打点が前	ay-1				
16. 打点が後ろ	ay-1, gz-1	ax-3			
17. 軸のぶれ	gy-2	gy-3	gy-1, gy-2	az-2, gz-3	
21. 軸の取り方		gy-3			

SVM を使用すると、返り値として尤度が出力される。傾向が見られる部位の尤度を平均することにより、それぞれの問題点にひとつのフォームが当てはまるか判定できると考えられる。

評価項目の一つ「21 軸の取り方」に関しては、傾向が見

られる部位・セグメントが 1 つしかなく、点数の傾向が見られるのは $diff(t), r(t)$ のみだった。そのため、評価が難しいと考えられ、評価対象から除外することとした。「15. 打点が前」についても部位・セグメントが 1 つだが、21 と異なり $d(t), diff(t), r(t)$ いずれの軸でも傾向が見られたため除外しないこととした。

(2) 判定方法の決定

(1) で定めた部位・セグメントの尤度を抽出し 7 つの評価項目ごとに平均し、コーチの評価結果と尤度の平均で相関が見られるか確認した。結果を図 10 に示す。

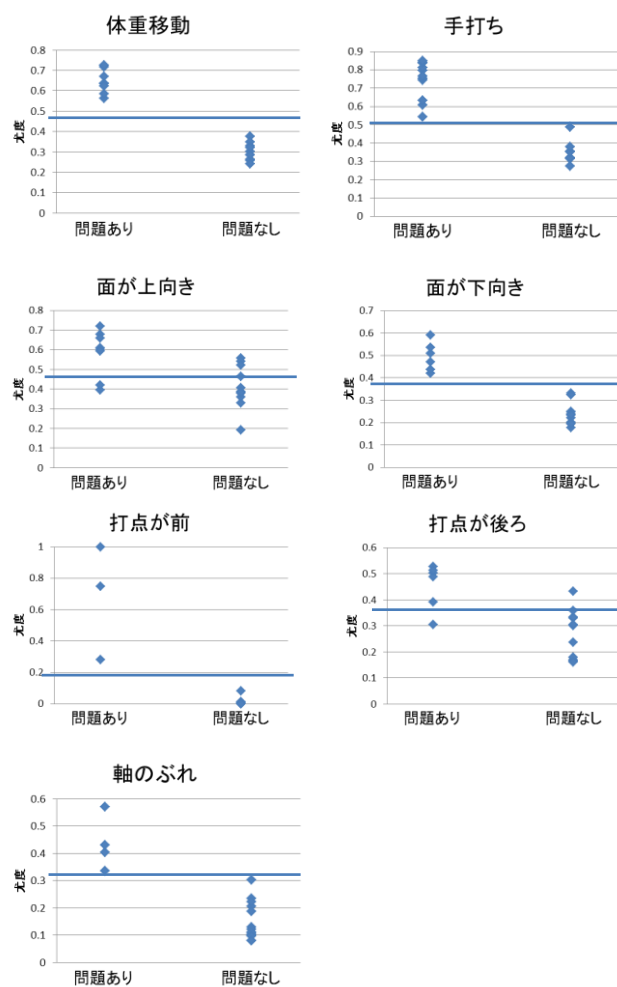


図 10 尤度の平均結果

「面が上向き」の判定は、問題ありと問題なしで確率が分かれていない。このため、検出対象から除外することとした。他の評価項目は問題なしの確率が高いことが分かる。

相関を見るために使用した判定の閾値は、以下の方法で定める。

$$L = (\text{問題ある人の尤度の最小値} + \text{問題ない人の尤度の最大値}) / 2$$

(3) 使用する評価項目の決定

以上より、評価項目のうち「体重移動」「手打ち」「面が

下向き」「打点が前」「打点が後ろ」「軸のぶれ」の6つの評価項目でフォームの判定を行うこととした。

4.4 フォーム分析手法の評価

(1) 評価方法

手法の評価方法として、19人の被験者のデータのうち15人を使用し、SVMを作成する。残りの4人を作成したSVMにかけ、正しく判定されているかチェックする。乱数を使用して15人と4人の組み合わせを求め、それを50回試行した。

(2) 評価結果

プレイヤーごと、評価項目ごとに正しく判定された確率を表6に示す。

表6 プレイヤーごとの評価項目が正しく判定された確率

プレイヤー	4. 体重移動	10. 手打ち	12. 面が上向き	13. 面が下向き	15. 打点が前	16. 打点が後ろ	17. 軸のぶれ
1	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
2	0.94	0.33	0.33	1.00	0.83	1.00	1.00
3	0.40	1.00	0.60	1.00	1.00	0.30	0.40
4	0.33	0.56	0.89	0.89	1.00	0.00	0.44
5	1.00	0.92	1.00	1.00	0.92	1.00	0.83
6	1.00	1.00	1.00	0.38	1.00	1.00	1.00
7	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00
8	0.86	1.00	0.14	1.00	1.00	0.71	1.00
9	0.29	0.14	1.00	1.00	0.86	1.00	1.00
10	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.92
11	1.00	1.00	1.00	0.91	1.00	1.00	1.00
12	1.00	0.67	0.11	0.00	1.00	0.00	1.00
13	0.73	0.91	0.64	1.00	0.82	0.27	1.00
14	1.00	1.00	1.00	1.00	0.80	0.90	1.00
15	1.00	1.00	0.92	0.46	0.38	0.92	1.00
16	1.00	1.00	0.13	0.63	1.00	0.63	0.25
17	1.00	1.00	1.00	1.00	0.93	0.50	1.00
18	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
19	1.00	1.00	1.00	1.00	0.58	0.92	0.17
平均	0.87	0.87	0.78	0.86	0.90	0.74	0.79

表7 習熟度別の正しく判定された確率

習熟度	正しく判定された確率
初心者	0.80
中級者	0.84
上級者	0.99

全体的に正しく検出されている部分と誤検出されている部分があることがあり、4, 10, 13, 15の4つの評価項目が8割以上で12, 16, 17の3つの評価項目は7割台となっている。習熟度別に見てみると(表7)、初心者が中級・上級よりも低くなっている。これは、初心者はフォームが安定していないため打つ都度にできたり、できなかったりする一方、上級者は、今回サンプル数は少ないが、フォームが安定しているためだと考えられる。

誤検出の原因としては、以下の要因が考えられる。

① サンプル数の不足

今回SVMの学習に15人分のデータしか使えていないので、サンプル数の不足が考えられる。より多くのデータを測定する必要がある。

② 機械学習に使用する部位の適切性

傾向の見られる部位・セグメントの導出には、問題ありの場合と問題なしの場合で明らかに分かれているものを使用した。しかし、これらの中には二つに分かれていても、尤度の結果では大きな違いが見られない部位・セグメントがあった。

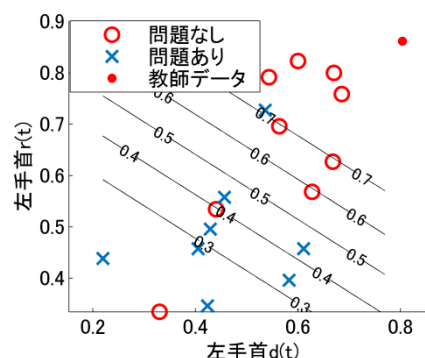


図11 ラケットが上を向いている場合の左手首のセグメント gx-1 の得点 (dt,rt) の SVM 結果

図8と図11を比較する。グラフ内の直線は、SVMで求められた尤度(0.3,0.4,...,0.7)を表す。今回、図8で示したような尤度の等高線の幅が狭い場合だけでなく、図11のような等高線の幅が広く尤度の値の差が小さい部位・セグメントも多く検出に使用している。また、本手法では、判定時の値に尤度の平均を使用している。そのため、尤度の幅が密な部位・セグメントの方が尤度の平均値に及ぼす影響が強くなっている。このため、一部の部位の結果が尤度にうまく結果を及ぼせていない可能性がある。精度を上げるためには、傾向が見られる部位・セグメントをすべてまとめてSVMにかけたり重みづけを使用したりといった、別の方法を使用し検出する方法が考えられる。

4.5 評価項目の点数化

機械学習で使用するセンサの部位・セグメントを4.3節で抽出した。対象の部位・セグメントに関する課題ごとに点数を導出する。点数は、表5に載っている対象の部位・セグメントの得点を平均する。結果を図12に示す。

問題ありと問題なしの場合で点数が分かれる傾向があるが、完全な二分化はできていない。「打点が前」の点数化結果で傾向が見られないのは、解析対象が「右手首のセグメント ay-1」の1つと数が少ないためと考えられる。今後はサンプル数を増やすことで、傾向の見られる部位を見直す必要がある。また点数は、点数化時に部位による重み付けをすることにより改善できると考えられる。

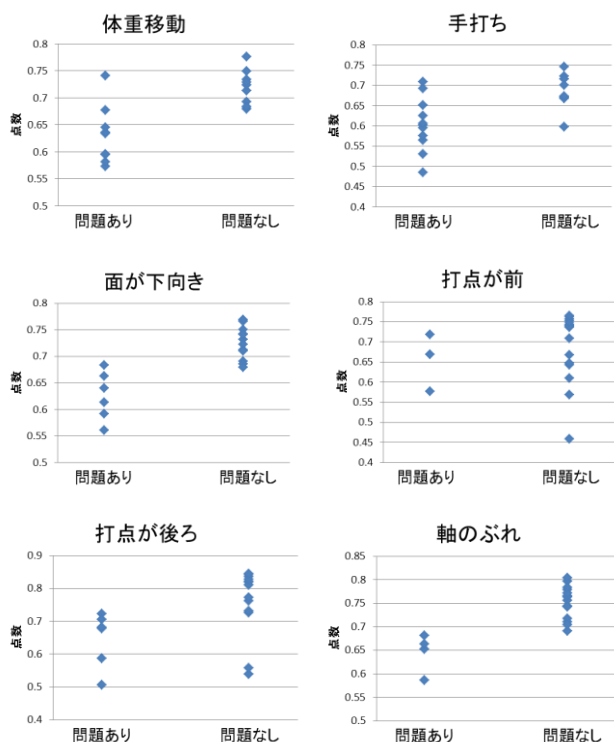


図 12 点数化の結果

5. 考察

5.1 フォームの判定

フォームのデータを測定し、SVM を使った手法で 6 種類の課題の判定を行うことができた。テニスで陥りやすい課題は数多くあり (表 1), 提案手法と従来手法を組み合わせても検出できる課題は 11 個とまだ少ない。今後増やす必要がある。判定できる課題を増やす一つの方法は、データを増やすことである。被験者を増やせば、今回は数が少なくて評価できなかった課題を分析ができる可能性がある。さらに、サンプル数の増加により精度の向上が期待できると考えられる。

二つ目は、複数の課題を組み合わせることである。例えば、手打ちと振り切りの両方ができていなければスウィングが小さいと推測できる。このように課題を組み合わせることで、新たな課題を検出することができると考えられる。

5.2 点数化

点数化を行い問題がある場合とない場合で比較し、部位・セグメントにより傾向が見られる場合と見られない場合があることを確認した。傾向の見られない部位・セグメントは、原因がデータの少なさにあると考えられ、サンプル数を増やし解析を行うことにより改善が期待できる。

点数化方法は、今後点数を平均するときに重み付けをすることによる精度の向上が考えられる。パラメータとして尤度の密度、ばらつき具合等を検討している。

また、本稿では課題ごとの点数化を行ったが、プレイヤー

の上達意欲向上のためには全体の出来栄を示し得点化する方法が望ましい。課題毎の点数から全体の出来栄を数値化する手法を今後の検討課題とする。

6. おわりに

ウェアラブルセンサを用いた初心者を対象とする上達支援システムでは、従来のフォーム分析手法は閾値を用いた単純な手法だったため定量的な評価が難しかったが、教師データとプレイヤーのセンサ値を比較することにより改善方法を提案した。提案手法ではフォームの点数化を行い、SVM を用いて評価に使用する部位・軸・範囲を絞り込んだ。その結果「体重移動」「手打ち」「ラケット面が上向き」「打点が前」「打点が後ろ」「軸のぶれ」の 6 つの課題が初心者は 80% の精度で判定可能であることを示した。今後はデータ数を増やし精度の向上を図るとともに、システム化を行う予定である。

参考文献

- 1) Yuri Iijima, et al., "Measurement and analysis of tennis swing motion using 3D gyro sensor," Proceedings of SICE Annual Conference 2010, pp.274-277 (2010).
- 2) Amin Ahmadi, et al., "Towards a wearable device for skill assessment and skill acquisition of a tennis player during the first serve," Sports Technology Vol.2, No.3-4, pp.129-136 (2009).
- 3) Babolat Play, <http://ja.babolatplay.com/play> (2015.10.23 閲覧)
- 4) SONY Smart Tennis Sensor, <http://www.smarttennissensor.sony.co.jp/> (2015.10.23 閲覧)
- 5) Zepp Tennis, <http://www.zepp.com/tennis/> (2015.10.23 閲覧)
- 6) 増田 大輝, 田坂 和之, 大岸 智彦, 小花 貞夫: ウェアラブルセンサを用いたテニス上達支援システムの提案と考察, 第 76 回全国大会講演論文集, pp.91-92(2014)
- 7) 増田 大輝, 田坂 和之, 大岸 智彦, 小花 貞夫: ウェアラブルセンサを用いたテニス上達支援システムの提案, DICOM2014 シンポジウム 2014 論文集, pp.545-552 (2014)
- 8) 日本プロテニス協会『テニス教本』スキージャーナル(1999)
- 9) 日本テニス協会『新版テニス指導教本』大修館書店(2005)
- 10) 小型無線多機能センサ「TSND121」, <http://www.atr-p.com/products/TSND121.html> (2015.10.23 閲覧)
- 11) Takayuki Mitsui, et al., "Support System for Improving Golf Swing by Wearable Sensors," Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU), 2015 Eighth International Conference on, pp.100-101(2015).