

# 加速度センサを用いた室外用スポーツ動作解析システムの構築とその応用

藤 賢一朗<sup>1)</sup>・前田 貴哉<sup>1)</sup>・田村 宏樹<sup>2)</sup>・淡野 公一<sup>3)</sup>・外山 貴子<sup>4)</sup>

## Development of Motion Analysis System using Acceleration Sensors for Outdoor Sports and its Applications

Kenichirou FUJI, Takaya MAEDA, Hiroki TAMURA, Koichi TANNO, Takako TOYAMA

### Abstract

The term biological motion is often used by researchers studying the patterns of movement generated by living forms and sport forms. We study the pattern recognition system of sport motion using biological motion data. Biological motion data are acquired using 3D motion capture system. However, 3D motion capture system is too expensive. In this paper, 3D motion capture system was built using acceleration sensors. We tested our proposed system in the pattern recognition of the outdoor tennis.

**Keywords:** Biological motion, Motion capture system, Acceleration sensors, Gaussian fitting, Dynamic programming matching

### 1. はじめに

近年、スポーツや医療・福祉分野における特定の動作の解析をはじめ、映画、アニメーション、ゲームなどエンターテインメントにおける表現、演出効果など様々な分野で人間の動作情報を必要とする機会が多くなってきた。しかし、人の動作を評価する場合、評価する人の主観によるところが大きくあいまいである。そこで、人のさまざまな動作をデジタル的に解析するためにモーションキャプチャシステムが用いられる。モーションキャプチャシステムとは、人の主要関節位置にマーカを装着し、各マーカの動作を位置情報や加速度情報などにリアルタイムに変換し、コンピュータに取り込むシステムである。モーションキャプチャシステムは大きく2つの方式があり、それぞれ以下のような特徴がある。

#### 1) 光学式モーションキャプチャシステム

被験者にマーカを取り付け、複数のカメラでマーカを撮影することで動作の取得を行う。高精度であり、また、マーカ装着時の負荷が小さいといった利点がある。しかし、高価であり、また、カメラの死角になる位置や動作によってマーカが隠れる場合、精度が著しく低下する欠点がある。

#### 2) 慣性式モーションキャプチャシステム

小型の加速度センサやジャイロセンサをマーカとして用いて、被験者の角速度や加速度を測定する。センサの小型化、軽量化が進んでおり、被験者への負担は小さいものとなっている。また、手軽であるため、環境に依存しない測定が可能である<sup>1)</sup>。一方で、センサのサンプリングレートや測定レンジによって精度が低下する可能性がある。

光学式モーションキャプチャシステムを用いた場合、歩行動作のような比較的ゆっくりで単純な動作は、マーカが死角で隠れることは少ない。しかし、テニススイングのようなスピードが速く、体のひねりの大きい動作は、カメラに対する死角が多く存在するため、精度が低下する可能性がある。また、光学式モーションキャプチャシステムを用いて測定する環境は屋内限定であることが多いため、屋外スポーツにおけるモーションキャプチャは困難である。

そこで本研究では、実験環境に依存せず、安価で、マーカ装着時の負荷が小型無線加速度センサを用いた慣性式モーションキャプチャシステムを採用し、テニスフォームの解析を行う。なお、本実験は、加速度センサをテニス経験年数の違う被験者20名に装着し、テニススイングの加速度情報を取得する。そして、得られた加速度情報の特徴量を基に解析を行い、被験者20名のデータベースを構築する。本研究では、このデータベースよりテニス経験者、未経験者の識別、また、経験者の特徴について検討を行う。

1) 電気電子工学専攻大学院生

2) 電気電子工学科准教授

3) 電気電子工学科教授

4) 技術職員

## 2. データ計測方法

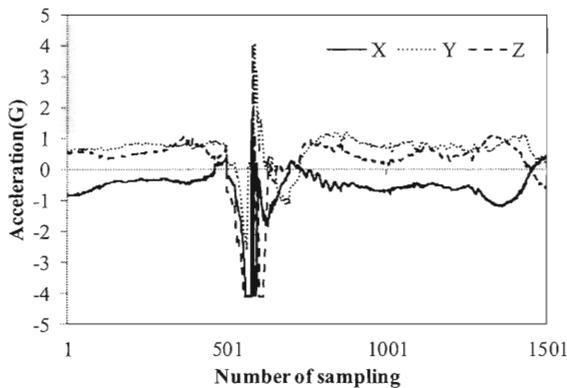


図1. 手首  $x$ ,  $y$ ,  $z$  軸の取得データ.



図2. 加速度センサを装着した様子.

本章では、前章で述べた小型加速度センサを用いたデータ取得までの流れについて述べる。本実験は、小型無線ハイブリットセンサ（(株) ATR-Promotions、WAA-006）を用いる<sup>2)</sup>。このセンサは、サイズが、39.0mm(W) × 44.0mm(H) × 12.0mm(D)であり、サンプリング周波数が237.5Hzで、Bluetoothで通信を行う。Bluetoothとセンサの通信距離は約2mである。このセンサを被験者の左右の手首、肘、肩、足首、膝、腰に計12個装着し、動作したときの3軸 ( $x$ ,  $y$ ,  $z$  軸) の加速度情報をデータ収集ソフトウェア AccelViewerHybrid (ワイヤレステクノロジー社) で取得する。先行研究から、人の動作解析には主に加速度情報が用いられていることから、本研究でも加速度情報を対象とする。また、本研究の解析では「テニスには利き腕の動きで手首、肘、肩の連動が重要ではないのか?」という仮説より、12個の加速度情報の中から手首、肘、肩 (利き腕) の3箇所の加速度情報を用いて解析を行う。本システムで取得した被験者 Y.Y のテニススイング時の手首の  $x$ ,  $y$ ,  $z$  軸データを図1に、また、加速度センサを装着した様子を図2に示す。図1の横軸はサンプリング数、縦軸は加速度情報である。

## 3. テニスフォームの解析

### 3.1 実験方法

被験者はテニス経験者10名 (硬式テニス7名、軟式

テニス3名)、未経験者10名の計20名とし、フォアハンドストロークを4球1セットの5セット行う。このとき、硬式テニス経験者と未経験者は硬式テニスを、軟式テニス経験者は軟式テニスを行う。動作を行う場所はハードコートで、動作ルールは被験者自身が球を真下に落下させ、跳ね返って戻ってきた球をストレート方向に打つものとする。また、ビデオカメラで動作の様子を撮影し、明らかに不自然な動作は除外する。このとき、被験者のストレスによる影響も考え、ストレス測定器 (ニプロ株式会社、COCOROMETER) で実験前後のストレス値を測定した。被験者のそれらの情報を表1に示す。実験前にストレス値が100以上の高い被験者も6名いたが、実験後は4名は100以下にストレス値が下がっていた。そのため、本実験ではストレスの影響はないものとした。

表1. 被験者データ.

被験者	テニス歴 (年)	ストレス
Y.Y	10	24→16
H.T	4	91→64
H.M	6	140→126
A.Y	10	79→43
T.M	7	119→61
S.H	3	44→18
R.S	2	25→49
H.T	4	37→34
K.T	3	106→77
Y.Y	9	256→36
T.B	0	50→29
Y.H	0	30→46
M.S	0	47→26
K.F	0	120→127
T.M	0	31→29
M.T	0	47→35
K.N	0	28→28
T.M	0	49→38
R.M	0	175→92
M.M	0	97→46

### 3.2 ガウシアンフィッティングを用いた解析法<sup>5)</sup>

本解析では、手首、肘、肩 (利き腕) の3箇所の加速度情報を元に下記に示す Step.1 から4の手順で解析を行う。なお、今回は20スイング中5スイングを任意に選択し、解析に用いる。

**Step.1** 手首、肘、肩の3軸の加速度情報 ( $x_i$ ,  $y_i$ ,  $z_i$ ) を取得する。

**Step.2** 取得した加速度情報から 1 スイング分のデータを切り出し、式(1)を用いて手首、肘、肩それぞれについて、加速度情報  $x_i, y_i, z_i$  を  $P_i$  に変換する<sup>3)</sup>。また、最大値=1、静止時=0 に正規化する。データを切り出す際に、加速度が上昇を始める直前をスイング始め、加速度がピークを過ぎ、下降して静止した直後をスイング終わりと定義する。

$$P_i = \sqrt{(x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)} \quad (1)$$

**Step.3** Step.2 で正規化した加速度データに対して、統計解析ソフトウェア R で式(2)を用いてガウシアンフィッティングを行い、式(2)の  $A, B, C$  の値を算出する。ここで  $A, B, C$  はそれぞれパワー（運動の力性）、タイミング（運動の特性）、鋭さを表している<sup>4)</sup>。 $A$  には正規化する前の最大値を乗算する。 $B$  は肩を基準にして、肘、手首の値を計算している。

$$f(P_i) = A \cdot \exp\left(-\frac{(P_i - B)^2}{2C^2}\right) \quad (2)$$

**Step.4** Step.3 で算出した  $A, B, C$  の平均値、標準偏差を用いて、目的変数をテニス歴とし、Leave-one-out cross validation 法(abbr. Loocv 法)による重回帰分析を行い、テニス経験者、未経験者の識別、経験者の上手さの特徴について検討を行う。

本研究で用いる Loocv 法は、その中でも前サンプルから、1つのサンプルを除き、残りのサンプルでモデルを作成したときに、あらかじめ除いておいた1つのサンプルを正確に予測することが出来るかを検定する方法である。これを用いて、本研究では対象となる自分の予測値（テニス歴）を、他人の既知データ群から判断している。自分のラベルを判断材料として用いていないため予測値は半ラベル付けされたデータとなり、普通の重回帰分析よりも信頼性が増す。

### 3.3 DP マッチングを用いた解析法

手首、肘、肩、足首、膝、腰の部位の中で、手首（利き腕）の加速度情報を見てみると、個人によって似たような波形が見られた。そこで、被験者によって手首の使い方の特徴があるのではないかという仮説を立てた。本解析では、手首の加速度情報を用いたスイング時の手首の使い方（空間性）を特徴量として以下の手順に従い動作解析を行う。

**Step.1** 手首の 3 軸の加速度情報 ( $x_i, y_i, z_i$ ) を取得する。

**Step.2** 取得した加速度情報から 3.2 節の解析方法と同様の方法で 1 スイング分のデータを切り出し、手首の空間性を得るために移動平均処理を行う。次に、サンプリング数について正規化を行う。具体的には、500 から

1000 要素程度から 200 要素に正規化している。

**Step.3** 被験者間の  $x, y, z$  成分それぞれの差異を DP マッチングを用いて算出し、式(3)より  $x, y, z$  成分の DP マッチング結果を 1 次元にまとめる。

$$d_{avg}^{ij} = \sqrt{(d_x^{ij^2} + d_y^{ij^2} + d_z^{ij^2})} \quad (3)$$

$d_n^{ij}$ :  $n$ 成分の DP マッチング結果

$i$ : 基準  $M$  の要素番号

$j$ : 比較  $N$  の要素番号

**Step.4** Step.3 で算出した DP マッチングの平均値、標準偏差の結果を用いて、目的変数をテニス歴とし、Loocv 法による重回帰分析を行い、テニス経験者、未経験者の識別、経験者の上手さの特徴について検討を行う。

ここで、本解析で用いる DP マッチングとは、データを伸縮し、時間の同期をさせることで最適な要素の選択を行う比較手法であり、被験者間のスイングスピードを同期させ、比較し、スイングデータの類似度を算出することを行っている。具体的には、各被験者の 5 スイングの中から任意に基準パターン  $M$  を 1 つ選び、これと 100 (被験者 20 人  $\times$  5 スイング) スイングデータを比較する。例として、基準被験者 K.T と比較被験者 Y.Y の  $x$  成分についての DP マッチング前を図 3 に、DP マッチング後を図 4 に示す。図 4 からスイングの同期がとれていることがわかる。

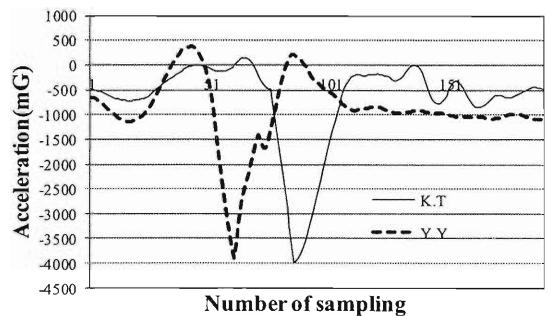


図 3. DP マッチング前.

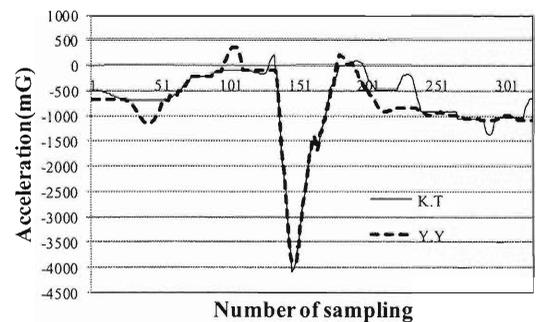


図 4. DP マッチング後.

### 4. 解析結果

本章では前章で行ったガウシアンフィッティングを用いた解析法の結果、DP マッチングを用いた解析法の結果とそれら両方を組合せた解析結果を示す。

#### 4.1 ガウシアンフィッティングを用いた解析法の結果

3.2 節の解析方法で説明したように、加速度センサを用いたモーションキャプチャシステムにより算出した 20 名分のデータを用いて Loocv 法による重回帰分析を行った。このとき、ガウシアンフィッティングにより算出した手首、肘、肩、それぞれのパラメータ A, B, C の平均値と標準偏差 16 要素を説明変数とし、各被験者のテニスの経験年数を目的変数とした。B については、肩を基準として算出しているため肩の B は要素として入っていない。その結果、説明変数は 16 要素となる。

16 要素を用いた重回帰分析の結果から、重回帰分析の有意差、危険率と呼ばれるパラメータ t 値と P 値を得た。その値を表 2 に示す。一般的に、|t| 値が大きく、P 値が小さい説明変数が解析する際に重要な要素であることになる<sup>9)</sup>。そこで、16 要素から |t| 値が大きく、P 値が小さい要素、つまり、テニススイングフォームに重要だと考えられる説明変数を 9 要素用いて、Loocv 法による重回帰分析を行うことにした。

表 2. 16 要素を用いた重回帰分析の結果。

	要素	係数	t 値	P 値
平均値	手首(A)	0.003	1.09	0.35
	手首(B)	0.003	0.24	0.83
	手首(C)	-23.807	-0.39	0.72
	肘(A)	-0.004	-2.36	0.10
	肘(B)	-0.005	-0.41	0.71
	肘(C)	-100.705	-2.55	0.08
	肩(A)	$0.74 \times 10^{-4}$	0.03	0.98
標準偏差	肩(C)	-13.309	-1.04	0.37
	手首(A)	-0.001	-0.32	0.77
	手首(B)	0.019	0.79	0.48
	手首(C)	92.055	1.67	0.19
	肘(A)	0.001	0.46	0.68
	肘(B)	-0.014	-1.32	0.28
	肘(C)	-8.093	-0.18	0.87
	肩(A)	$-0.25 \times 10^{-4}$	-0.01	0.99
肩(C)	21.041	1.20	0.32	

図 5 に 3.2 節の解析法を用いた Loocv 法による重回帰分析の結果を示す。図 5 より、Loocv 法を用いた解析で  $R^2$

の値が 0.82 以上であり、相関関係のある結果が得られた。また、ロジスティック回帰分析<sup>7)</sup>を行い、テニス経験者と未経験者の境界を設けた結果を図 5 に反映させると、2 人の誤識別を除いて経験者、未経験者を識別することができた。ここでの誤識別の 2 人はソフトテニス経験者であった。

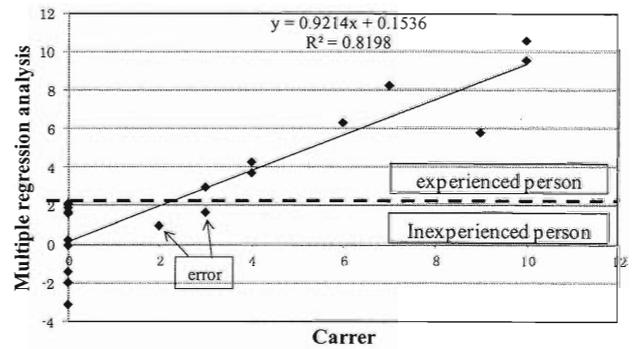


図 5. ガウシアンフィッティングの解析法を用いた Loocv 法による重回帰分析の結果。

#### 4.2 DP マッチングを用いた解析法の結果

次に、手首の動作に注目した 3.3 節の解析法の結果を示す。図 6 にテニス歴を横軸、DP マッチングを用いた Loocv 法による重回帰分析の予測値 Y を縦軸としたグラフを示す。なお、Loocv 法で用いる説明変数は、4.1 節と同様に 20 要素から 14 要素に絞り込んでいる。図 6 の結果より、相関係数  $R^2$  の値は 0.80 であるため、このグラフは相関関係があるといえる。また、テニス経験者と未経験者の境界を設けた結果を図 6 に反映させると未経験者 1 人を誤識別したが、それを除くと経験者と未経験者を識別することができた。これらの結果より、経験者には手首の動作に特徴があるといえる。

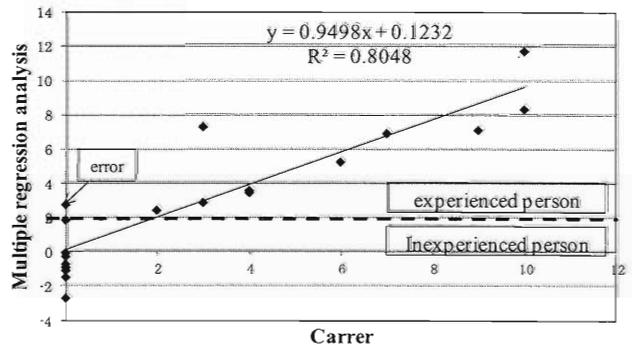


図 6. DP マッチングの解析法を用いた Loocv 法による重回帰分析の結果。

#### 4.3 2つの解析法の結果を用いた評価方法

本節ではガウシアンフィッティングを用いた解析法と DP マッチングを用いた解析法の両方を組合せた解析結果

を示す。図7にガウシアンフィッティングを用いた Loocv 法による重回帰分析結果を横軸、DP マッチングを用いた Loocv 法による重回帰分析結果を縦軸としたグラフを示す。図7の見方として、横軸方向は手首、肘、肩の使い方（力性、時性）の評価、縦軸方向は手首の使い方（空間性）の評価としてとらえることができる。

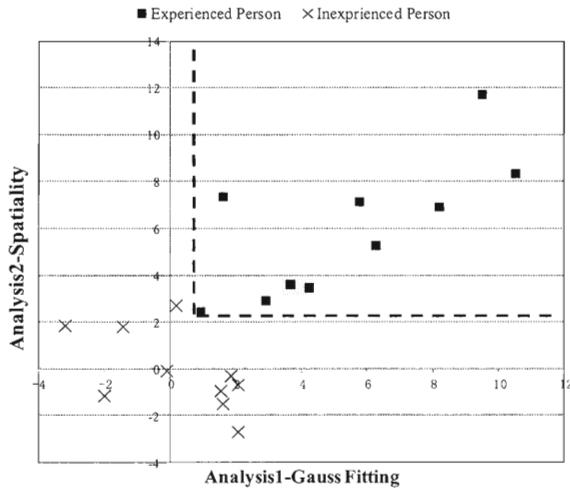


図7. 2つの解析法を用いた上手さの評価

図7のグラフでは、経験者、未経験者を識別する際に、縦軸、横軸それぞれで経験者の下界値に境界線を引くことで経験者、未経験者を識別することが可能である。また、図7のグラフを見ることで自分の手首の使い方の評価やパワーとタイミングの評価をすることが可能である。

## 5. おわりに

本研究では、テニス経験者と未経験者のスイングフォームにどのような違いがあるのか見つけようとした。そこで、本研究では、加速度センサを用いた屋外でも計測することができるモーションキャプチャシステムを構築した。本研究で構築したモーションキャプチャシステムにより、多くのデータを比較的短時間で得ることが可能となった。

そこで、このモーションキャプチャシステムを使ってテニス経験者と未経験者のスイングを加速度データとして抽出して解析を行い、テニス歴を予測する実験を行った。ガウシアンフィッティングを用いた解析法よりスポーツの運動解析では、手首、肘、肩のパワー、タイミング、鋭さを加速度情報から抽出することができた。また、それらからテニスフォームに重要な9要素の情報が決定され、経験者が持つ以下のような特徴を抽出することができる。これらの特徴は、一般的に言われているテニスの利き腕の使い方と共通している。

- 1) 手首の動きに力強さがある
- 2) 手首のタイミングが柔軟
- 3) 肩関節の動きが柔軟

4) 肘が固定されている

さらに、ガウシアンフィッティングを用いた解析法の結果とDPマッチングを用いた解析法の結果を用いることで、各被験者のテニススイングの特徴をより評価しやすい形で提示することが可能であることを示した。

これらの結果を踏まえて、今後はデータベースのデータ量を増やし、4.3節で示したデータの見せ方を改良することでスポーツの能力向上のための成長評価や自己分析などに応用できると考えられる。

## 参考文献

- 1) 田村宏樹, 笹島大輔, 淡野公一, 外山貴子, “wii リモコンを用いた人物の動作識別システムの構築”, 宮崎大学工学部紀要, 第37号, (pp141-146), AUGUST 2008
- 2) 小型無線ハイブリッドセンサ WAA-006, <http://www.atr-p.com/sensor06.html> (アクセス 2010年1月)
- 3) 前田貴哉, 田村宏樹, 外山貴子, 淡野公一, 石井雅博, “歩行動作からの感情推定に関する研究”, 電子情報通信学会九州支部, 学生会, 2009
- 4) Rによる統計処理, <http://aoki2.gunma-u.ac.jp/R/> (アクセス 2011年1月)
- 5) Takaya Maeda, Kenichirou Fuji, Hiroki Tamura, and Koichi Tanno, “Development of Motion Analysis System using Acceleration Sensors for Tennis and its Evaluations” Proceedings of International Symposium on Artificial Life and Robotics, pp683-686, 2011.
- 6) 涌井良幸, 涌井貞美, “Excel で学ぶ多変量解析”, pp.32-52, (株)ナツメ社, 東京, 2005
- 7) 医薬学データ用統計解析プログラム, <http://www.gen-info.osaka-u.ac.jp/testdocs/tomocom/welcome.html> (アクセス 2011年1月)