

Kinect を用いた剣道の基本技自動判別システムの構築

—非専門家にも優しい剣道指導支援システムへ—

飯田 大介* 後藤 淳* 高田 宗樹* 平田 隆幸*

Automatic Recognition System for Kendo Motion Based on the Computer with Kinect Sensor — A Kendo Instruction Supporting System —

Daisuke IIDA*, Jun GOTO*, Hiroki TAKADA* and Takayuki HIRATA*

(Received September 30, 2014)

A support system for kendo instruction was developed. *Budo* (Japanese martial arts) has been added to the compulsory subject of junior high school from the school year 2012. This change brought the problem of lack of teachers who can teach *Budo* class. Therefore, the system that supports the nonprofessional *Budo* teacher to give lessons in *Budo* is needed. We focus on kendo in *Budo*. First, we measured and analyzed the body movements in kendo by using the Kinect sensor. Based on the skeleton tracking data obtained by Kinect sensor, we try to construct the automatic recognition system for kendo three fundamental body motions, i.e. *Men*, *Kote*, *Do*.

Key Words : Recognition System, Kendo, Kinect Sensor, Instruction Support System

1. はじめに

平成 18 年 12 月の第 165 回臨時国会において、新しい教育基本法が成立した。改正された教育基本法の目標の 1 つに「伝統と文化の尊重」が掲げられたことを受け、中学校学習指導要領が平成 20 年 3 月に改訂された。それにより、中学校の体育の授業で武道が必修化されることになった^{[1][2]}。そして、平成 24 年度から必修として武道の授業が体育で完全実施されることとなった。

しかし、授業を担当するすべての体育教師が武道の経験があるわけではない。それゆえ、多くの学校で、武道が専門家でない体育教師が武道の授業を担当することになる。そこで、体育教師の負担を軽減する教育支援システムの導入が望まれている。さて、必修化された武道には、柔道、剣道、空手、相撲などがある。ここでは、剣道に着目し、剣道教育支援システムの構築を試みた。

武道の非専門家が、初心者を対象に剣道の授業をおこなう場合に生じる問題点を考えてみよう^[3]。1)

竹刀あるいは木刀を用いることによる危険性、2) 剣道の防具をそろえるのに必要なコストの問題、3) 対人競技までどのように学ばせるか、4) 如何に興味をもたせ、そして興味を持続させるか、などである。それぞれの問題点をより具体的にみていく。まず、1) と 2) に関しては、剣道は竹刀での激しい打ち合いになるため、防具の装着が必要となる。また、多人数の初心者を対象に集団指導をおこなう場合、竹刀や木刀を持たせること自体が危険性をともなう。木刀による剣道基本技稽古法^[4]は、2) の問題を回避するために全日本剣道連盟を中心として、導入されたものである。しかし、これは 1) と 4) に関しては、不十分である。なぜなら、稽古法においては、木刀を相手に向かって振り、寸止めさせる技術が含まれており、初心者同士では危険である。また、木刀や竹刀などの素振りを中心とした授業は、剣道の基本の習熟においては重要であるが、初心者の興味を持続させるという点においては問題がある。

初心者を集団指導する場合に、安全で、コストがかからず、対人競技までを含めた剣道を楽しく学ばせるために、どのような支援システムを構築するかは重要なテーマである。ここでは、対人を仮定した練習が可能な剣道学習システムを開発することを目

* 大学院工学研究科知能システム工学専攻

* Dept. of Human & Artificial Intelligent Systems

的とする。これにより、前述の4つの問題点に関して、剣道の本質を見失わずに、1)と2)「防具を必要とせず」かつ安全に、3)と4)対人競技としての側面をみたくシステムの構築を目指す。我々の指導支援システムを使用することにより、防具の装着を必要とせず、安全に対人を仮定した練習が可能となる。

安全な対人動作を含む剣道学習支援システムの構築には、まず、身体運動を計測するシステムが必要である。一般的な身体運動の計測には、モーションキャプチャが用いられる。モーションキャプチャとは身体運動等を計測する技術であり、専用の数千万円の装置から市販のビデオを用いたシステムまで存在する。高速な運動計測や高い精度が要求される場合は、主に高性能の高価な機材が使用される。それに対し Kinect は、他のモーションキャプチャシステムのように赤外線マーカー等の装着を必要とせず、身体 の 20 点を自動認識することが可能である。

本研究では、現場への導入を考慮し安価で入手が容易、かつ簡易的な計測が可能である Kinect の可能性を調べる。Kinect により身体運動を定量化し、振り動作の自動判別アルゴリズムを構築する。技の自動判別システムに基づき、剣道指導支援システムの開発をおこなう。

2. 計測システム

2.1 Kinect

Kinect は、2010 年に Microsoft 社が発売した Xbox360 用の入力デバイスである^[5]。Kinect はゲームに用いる身体運動の入力デバイスとして開発された。そのため安価（2 万円程度）で購入できるという利点がある。安価にもかかわらず、リアルタイムで 3 次元の身体運動の認識が可能であることから、ゲームの入力デバイスとしてのみならず、汎用的な身体運動計測デバイスとして注目を集めた。そのため、2012 年 2 月に Microsoft 社は、Xbox360 用の Kinect を改良し（カメラのリゾリューションの向上、深度決定精度の向上など）Windows PC 接続に対応させた Kinect for Windows を発売した（Table 1 を参照）。同時に、ソフトウェア開発キット（Kinect for Windows SDK）が公開され、Kinect を用いた研究が多くなされるようになってきている^[6]。

Kinect のハードウェアについてみていく。Figure 1 に、Kinect for Windows を示す。Kinect には、入力デバイスとして、RGB カメラ、赤外線プロジェクタ、赤外線カメラ、指向性マイクが搭載されている。これらの入力デバイスによって画像情報、深度情報、

音声情報およびその方向を取得することが可能である。一般に 1 台のカメラでは 2 次元平面の情報しか得られないため、3 次元運動計測には複数台の機器を用いる必要があった。しかし、Kinect は赤外線プロジェクタと赤外線カメラによって深度情報の取得を可能にしている^[7]。それゆえ、1 台の Kinect で 3 次元の身体運動の計測が可能である。

Kinect は、人間の身体運動をリアルタイムで骨格追尾データとして出力してくれる。このことは、膨大なデータを機械学習させることによって様々な体格の人間の骨格を推定できるようにした専用プロセッサが搭載されることによって可能となったものである。公開された SDK の API を用いることにより、PC でリアルタイムに骨格追尾データ（身体 の 20 点の 3 次元位置座標）が得られるようになった。

Table 1 Kinect for Xbox360 と for Windows の違い

相違点	for Xbox360	for Windows
RGB 解像度*	640×480	1280×960
赤外深度解像度	320×240	640×480
測定可能深度(cm)	80～400	40～400**

*Kinect for Windows のハードウェア的には多くの画面モードが使用可能だが現行の SDK で使用できるのは 1280×960 画素 12fps と 640×480 画素 30fps の 2 種類^[7]

** near モード（40～300cm）の追加により広域化

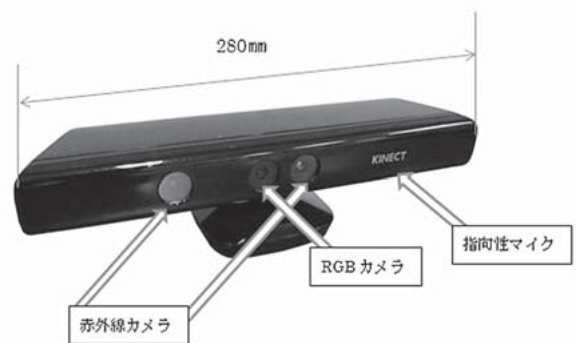


Figure 1 Kinect for Windows の写真。横幅 280mm、高さ 70mm、重さは 600g。RGB カメラ、赤外線カメラ、指向性マイクが搭載されている。赤外線カメラの左は投影部、右は受光部である。なお、Kinect は USB によってコンピュータに接続される。

3. コンピュータによる技の判別

3.1 予備実験の概要

剣道の技は、2つに大別できる。自分から先に技を出す「仕かけ技」と相手の技に対応して技を出す

「応じ技」である。仕かけ技は、打ち込み台などをつかうことにより、相手がいなくても練習が可能である。一方、応じ技の練習は、防具をつけた相手が必要とする。それゆえ、対人競技として剣道を学ぶ場合、応じ技の習得は重要であるにもかかわらず、初心者を対象とするとき多くのハードルが存在する。

さて、剣道の基本的な技には「面」、「小手」、「胴」、「突き」がある。ただし、突きは中学生以下で禁止されているため、本研究では面、小手、胴の3種の技の自動判別を試みる。以降、この3つの技を基本技と呼ぶことにする。基本技の自動判別は、応じ技を指導するシステムの構築のために必要不可欠な一歩である。

Kinect を用いて剣道の基本技動作時の身体運動をスケルトントラッキングすることにより、20点のスケルトンの関節 (skeletal joint) を3次元位置座標データとして計測する。Figure 2 に、Kinect が出力する身体のスケルトンモデルの20関節点を示す。ここでは20点の内、技の特徴が最も顕著にみられる右手と左手のデータに注目した。

Kinect は、1秒間に約30フレーム (30fps) のデータの収集が可能である。基本技の動作は、1秒以下であるので、基本技の動作を計測したときのデータフレーム数は、約20フレームとなる。しかし、すべてのフレームデータを使用するのではなく、特徴的な3つのフレーム (動作状況) を抽出し解析をおこなった。具体的に3つの特徴的なフレームについて述べる。1つ目は「振り始め」、2つ目は「振りの頂点」、3つ目は「振り終わり」とした。これら特徴点の定義として、振り始めは「竹刀を構え、振り動作をおこなう直前」、振りの頂点は「振り動作中、左手の高さが最も高くなった時点」、振り終わりは「竹刀を持った相手と対峙していると仮定したとき、相手の各種部位に打ち込んだ時点」とした。解析に用いる特徴点の抽出は手動でおこなった。

基本技の判別のための基礎データを得るための予備実験をおこなった。被験者には、3つの基本技をすり足でおこなってもらった。実験開始前に、被験者にはすり足による基本技の説明を5分程度おこなった。説明内容は、1) すり足 (足を床から離さないで移動する身体の運用法) について、2) 打突部位 (面、小手、胴の位置) について、3) 右手と左手の相対位置が変化しないために竹刀の柄部分を再現した棒 (長さ360mm、直径25mm、重さ81gの木製の丸棒) を用いた素振りについての説明である。竹刀や木刀を使用せずに柄を模した丸棒を使用した理由は、安全のためだけでなく、竹刀などの長い棒を使用した場合 Kinect はスケルトンモデルとして誤認識 (手

の関節が伸びたと認識する) するためである。素振りには、2) で説明した打突部位に、仮想的な竹刀で打突できるように振ってもらった。なお、被験者自身と同じ身長の手が対峙していると仮定し、その相手に対して各部位に打突をおこなうよう指示した。

実験時の Kinect の設定条件について述べる。Figure 3 に被験者と Kinect の配置、Kinect による計測で得られるデータの座標軸を示す。Kinect は床から高さ80cmの位置に固定した。Kinect の設定位置は、中学生の3学年男女平均身長が約160cm^[8]であることから、その中間の高さ、80cmにした。(なお、Microsoft 社の推奨設置位置は高さ60~180cmである) 被験者から水平距離3mの位置に Kinect を配置した。被験者には指定された位置から基本技をそれぞれ5回おこなうよう指示した。

計測は福井大学文京キャンパス第2体育館1階 (剣道場) でおこなった。被験者は経験者4名、未経験者6名の計10名の男性である。被験者の詳細を Table 2 に示す。試技は木刀や竹刀を持たず、すり足で面、小手、胴を振ってもらった。被験者には、3つの基本技をそれぞれ5回ずつ振ってもらい Kinect で計測した。

Kinect によってスケルトントラッキングに得られる3次元位置データは、x軸、y軸、z軸において測定精度が等しくない。x軸、y軸に比べて、z軸の測定精度は著しく劣る。どの角度から被験者を計測するかによって、技の判別精度が変わる可能性がある。そこで、左側面から方向と、左斜め側面の方向から (左側面の状態に対して反時計回りに被験者が45度旋回した状態) で計測をおこない角度の違いによる判別成功確率の違いがみられるかを検討した。

Table 2 予備実験被験者

被験者	年齢*	経験年数**	所持段位	利き手	最近1年の平均稽古回数
A	23	14	3段	右	月に1回
B	55	7	3段	右	週に4回以上
C	24	7	2段	右	無
D	22	8	無	左	無
E	23	-	-	右	-
F	22	-	-	右	-
G	22	-	-	右	-
H	24	-	-	右	-
I	23	-	-	右	-
J	22	-	-	右	-

* 被験者10名は全員男性で平均年齢は25.9歳。

** 剣道未経験者は-で表している。

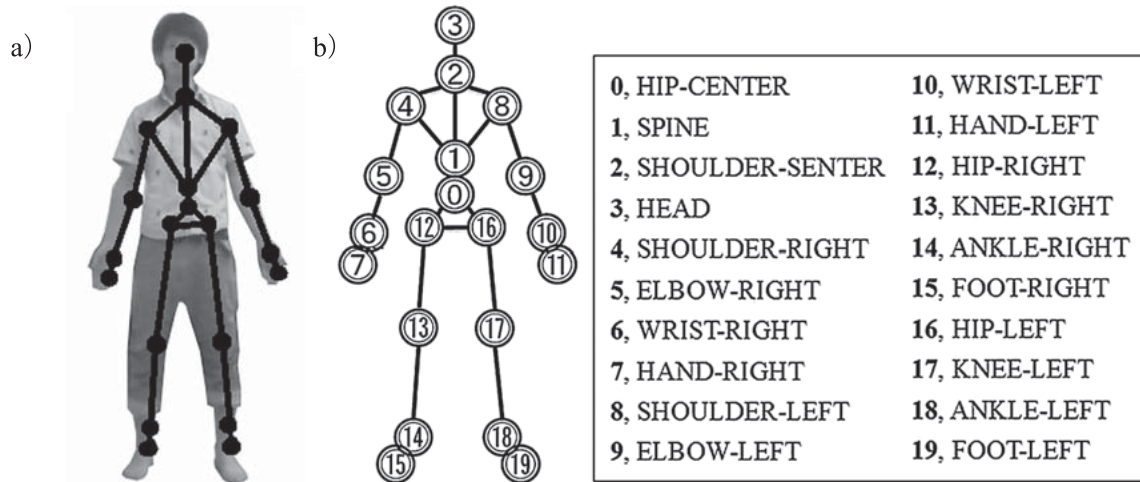


Figure 2 Kinect が認識可能な身体スケルトンモデルの 20 の関節点. a) は実際に Kinect が身体を認識した際の画面出力の様子, b) は各身体部位とそれに対応した番号を示す.

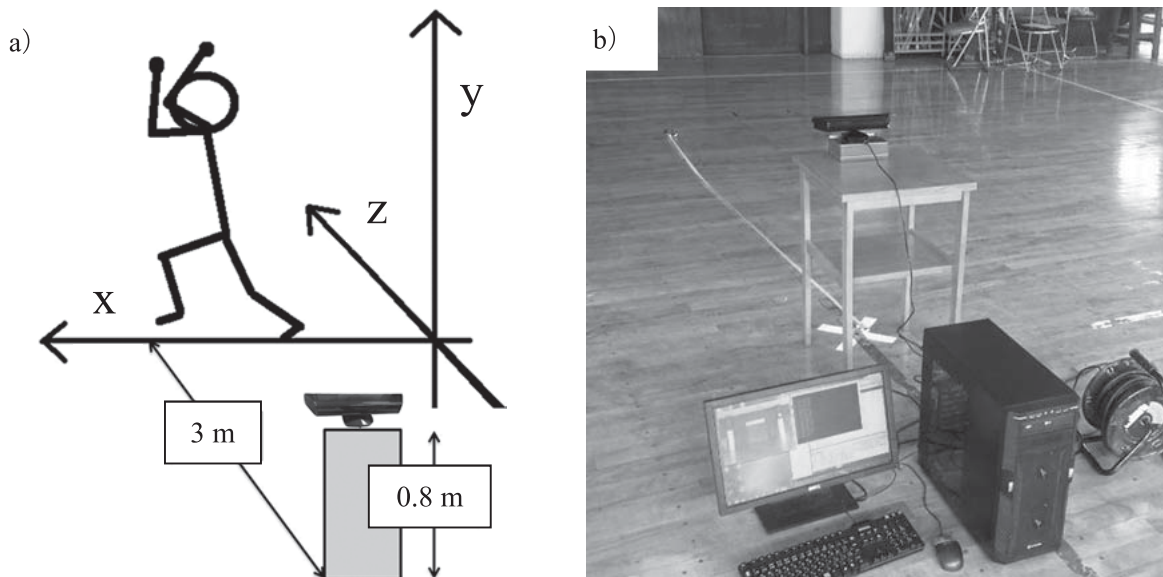


Figure 3 実験環境. a) は左側面から計測した際, Kinect によって得られたデータの軸方向を示す. 被験者は x 軸の正の方向に向かって振り動作をおこなう. b) は第 2 体育館で実験をおこなったときの機材の設置.

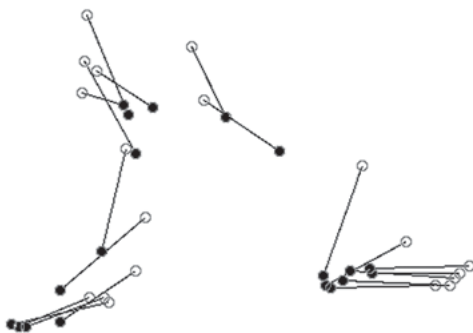


Figure 4 Kinect で計測した右手と左手の軌道. xy 平面に投影したもの. ○は右手のこぶしを, ●は左手のこぶしを示している. 同時刻に計測した左こぶしと右こぶしを直線で結んでいる.

3.2 基本技の平均値モデル

3つの基本技の判別には, 平均値モデルからの距離に基づいておこなった. 最初に, 平均値モデルとは何かについて説明する. 被験者には, 3つの基本技についてそれぞれ5回ずつの試技(柄を模した丸棒を用いた素振り)をおこなってもらっている. 平均値モデルとは, 各技に関して5回の試技の3つ特徴点(振り始め, 振りの頂点, 振り終わり)の xyz 座標データを加算平均したものを指す. また, 平均値モデルは, 被験者毎に作成する. 3つの基本技に対し, 面の平均値モデル, 胴の平均値モデル, 小手の平均値モデルを作成している.

Kinect によって得られた各 xyz の座標データを, X_{Rmij} , Y_{Rmij} , Z_{Rmij} のように表記した. 変数 X_{Rmij} の添え字の意味を説明する. 添え字 R, L はそれぞれ右手の座標, 左手の座標であることを示す. m は面のモデルであることを示し, k は小手, d は胴を示す. i は i 番目の試技であることを意味する (試技は 5 回をおこなってもらったので, i は, 1 から 5 の値をとる). j は特徴点 3 点を示す. j=1 は振り始め, j=2 は振りの頂点, j=3 は振り終わりの時点を示す. よって, 平均値モデルは, $\{\overline{X_{Hsj}}, \overline{Y_{Hsj}}, \overline{Z_{Hsj}}\}$ (ただし, $H=\{R,L\}$, $s=\{m,k,d\}$, $j=\{1,2,3\}$ の値をとる) の 6 点の 3 次元位置座標で構成される. ここで, $\overline{X_{Hsj}} = \sum_{i=1}^5 X_{Rmij}$, $\overline{Y_{Rmj}} = \sum_{i=1}^5 Y_{Rmij}$, $\overline{Z_{Rmj}} = \sum_{i=1}^5 Z_{Rmij}$ である. 具体例として, 面の平均値モデルは,

$$\begin{aligned} & \{(\overline{X_{Rm1}}, \overline{Y_{Rm1}}, \overline{Z_{Rm1}}), (\overline{X_{Lm1}}, \overline{Y_{Lm1}}, \overline{Z_{Lm1}}), \\ & (\overline{X_{Rm2}}, \overline{Y_{Rm2}}, \overline{Z_{Rm2}}), (\overline{X_{Lm2}}, \overline{Y_{Lm2}}, \overline{Z_{Lm2}}), \\ & (\overline{X_{Rm3}}, \overline{Y_{Rm3}}, \overline{Z_{Rm3}}), (\overline{X_{Lm3}}, \overline{Y_{Lm3}}, \overline{Z_{Lm3}})\} \end{aligned}$$

となる.

さて, 剣道では, 左手の動きは 3 つの基本技すべてにおいて同じ軌道であることが理想とされる. さらに, 計測は棒を握って振ってもらうため, 右手と左手の位置関係は変化しない. これらのことより, 右手だけのデータを用いても判別できる可能性がある. また, Kinect の計測精度は, xyz 座標で一定ではない. それゆえ, z 軸座標のデータを使用すると精度が向上するかどうかは自明ではない. z 軸成分のデータを用いない場合や, 右手だけ, あるいは左手だけのデータを用いる場合など, 解析に用いるデータの次元数 N_D を小さくすることで, 計算量を少なくできるなどより簡易システムの構築ができる可能性がある. また, 指導を考えた場合, 判別に大きく関わっているパラメータを明らかにすることは重要である.

判別に用いるデータの次元 (データをベクトルとしたときの次元) を変えて判別成功確率を調べた. 解析は, 18 次元 {(右手と左手) × 特徴点 3 点 × 3 次元位置座標 (x,y,z)} と 12 次元 {(右手と左手) × 特徴点 3 点 × 2 次元位置座標 (x,y)}, 9 次元 {(右手あるいは左手) × 特徴点 3 点 × 3 次元位置座標 (x,y,z)}, 6 次元 {(右手あるいは左手) × 特徴点 3 点 × 2 次元位置座標 (x,y)} についておこなった.

次に, 判別で用いた平均値モデルと各試技との距離 D_{mi-m} をユークリッド距離として以下のように定義する.

$$\begin{aligned} D_{mi-m} = & \left[\frac{1}{N_D} \sum_{j=1}^3 \left\{ (X_{Rmij} - \overline{X_{Rmj}})^2 + (Y_{Rmij} - \overline{Y_{Rmj}})^2 \right. \right. \\ & + (Z_{Rmij} - \overline{Z_{Rmj}})^2 + (X_{Lmij} - \overline{X_{Lmj}})^2 \\ & + (Y_{Lmij} - \overline{Y_{Lmj}})^2 \\ & \left. \left. + (Z_{Lmij} - \overline{Z_{Lmj}})^2 \right\} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (1) \end{aligned}$$

式(1)において, N_D はデータの次元数であり, 正規化のために用いた. 添え字の mi-m は面の i 回目の試技から面の平均値モデル, ki-m は小手の i 回目の試技から面の平均値モデル, di-m は胴の i 回目の試技から面の平均値モデルまでの距離を示す. なお, 12 次元のときは, 式(1)において, z 軸成分のデータ $(Z_{Rmij} - \overline{Z_{Rmj}})^2$, $(Z_{Lmij} - \overline{Z_{Lmj}})^2$ を 0 とし, 9 次元のときは右手データ $(X_{Rmij} - \overline{X_{Rmj}})^2$, $(Y_{Rmij} - \overline{Y_{Rmj}})^2$, $(Z_{Rmij} - \overline{Z_{Rmj}})^2$, または, 左手のデータ $(X_{Lmij} - \overline{X_{Lmj}})^2$, $(Y_{Lmij} - \overline{Y_{Lmj}})^2$, $(Z_{Lmij} - \overline{Z_{Lmj}})^2$ を 0 とした. 6 次元のときは右手, または, 左手のデータと z 軸成分のデータの両方を 0 とした.

3.3 平均値モデルから距離による技の判別成功確率

Kinect を用いて被験者を左側面および左斜め側面から計測したデータについて検討をおこなう. 手刀で剣道の 3 つの基本技の試技をおこなったとき, Kinect の誤認識は明らかに, 正面や右側面から計測するより, 左側面か左斜め側面から計測したときほうが少なかった. それゆえ, 左側面および左斜め側面から計測した. また, 判別に用いるデータの次元 N_D を 6,9,12,18 と変えて判別成功確率がどのように影響を受けるかをみていく.

3 つの基本技各 5 回の試技と, 面, 小手, 胴の 3 つの平均値モデルとの距離 D_{si-s} を求めた. Figure 5 は, 被験者に 5 回の小手打ちの試技をおこなってもらったデータをプロットした例である. 横軸は試技の順 (1 回目から 5 回目まで) を, 縦軸は各試技と面, 小手, 胴の平均値モデルまでの距離 D_{ki-m} , D_{ki-k} , D_{ki-d} の値を示す. D_{ki-s} の値が最も小さいものが平均値モデルから判別された技となる (ただし s には m,k,d が入る). 例えば, Figure 5 の 1 回目の試技に注目すると, $D_{k1-d} < D_{k1-k} < D_{k1-m}$ なので, 平均値モデルからは胴の技と判別されている. そのため, 1 回目の試技は判別失敗となる. 一方, 2~5 回目の試技は $D_{k2-k} \sim D_{k5-k}$ の値が最も小さいため, 平均値モデルからも小手と判別されていることより, 判別に成功したことが分かる. 被験者 10 人について, 面,

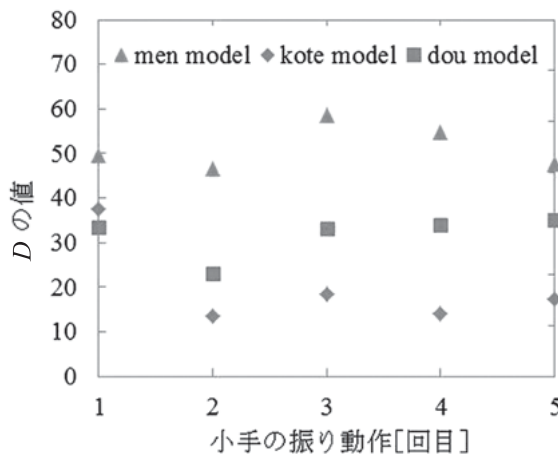


Figure 5 小手打ち 5 回の試技に対し、3 種の平均値モデルまでの距離をプロットしたもの。△は面の平均値モデルとの距離、同様に◇は小手、□は胴を示している。なお、このグラフは被験者 J の左斜め側面、深度情報なしの 12 次元データで解析をおこなったものである。

小手、胴の各 5 回の試技の平均値モデルによる平均判別成功確率は 93%であった。

Kinect によって計測されたデータの特性によって技の判別成功確率がどのような影響をうけるかを調べるため、左側面と左斜め側面からの計測データを比較した。同時に、次元を変えて調べた。左手のデータだけを用いた場合、右手のデータだけの場合、左手と右手のデータ両方を用いた場合と、さらに、深度データを用いた場合と用いなかった場合で比較した。Table 3 に左側面から計測した場合の判別成功確率をまとめたものを示す。また、Table 4 に左斜め側面から計測した場合の判別成功確率をまとめたものを示す。Table 3・4 において、被験者 10 名の 3 つの基本技の技判成功確率を加算平均した値が示されている。

Table 3 と Table 4 を比較すると、すべての次元で左斜め側面から計測したデータのほうの判別成功確率が高くなった。最も判別成功確率が高かったのは左斜め側面からの計測における 18 次元のデータを用いて解析をおこなった場合であり、被験者 10 名の各技 5 回の平均判別成功確率は 95%となった。計測の視点が左斜め側面になり、振り動作における横の動き（左側面からみたときの奥行き方向の動き）のデータに重みが付いたことで判別精度が上がったと考えられる。また、経験者と未経験者によって判別成功確率に違いが出るかを調べた。経験者の判別成功確率は 86%、未経験者の判別成功確率は 90%であった。経験者経験者と未経験者に有意な差はみられ

なかった。

次に、データの次元別に平均値を算出し、判別成功確率を比較した。Table 5 に判別成功確率をデータの次元別にまとめたものを示す。なお、6 次元と 9 次元では、右手と左手は区別せず同じ次元とした。また、すべての次元において、どの方向から計測したか（左側面と左斜め側面）は区別せず、平均値を算出した。データの次元が高くなるほど判別成功確率が高くなっていることがわかる。このことから、肘や肩のデータを用いる、または、抽出するフレーム数を増やすことによって、判別成功確率の向上が可能であるかもしれない。

Table 3 左側面計測データの解析結果

次元	判別成功確率(%)
6 次元 (左手×特徴点 3 点×2 次元)	83
6 次元 (右手×特徴点 3 点×2 次元)	79
12 次元 (両手×特徴点 3 点×2 次元)	89
9 次元 (左手×特徴点 3 点×3 次元)	86
9 次元 (右手×特徴点 3 点×3 次元)	82
18 次元 (両手×特徴点 3 点×3 次元)	89

Table 4 左斜め側面計測データの解析結果

次元	判別成功確率(%)
6 次元 (左手×特徴点 3 点×2 次元)	87
6 次元 (右手×特徴点 3 点×2 次元)	84
12 次元 (両手×特徴点 3 点×2 次元)	93
9 次元 (左手×特徴点 3 点×3 次元)	87
9 次元 (右手×特徴点 3 点×3 次元)	89
18 次元 (両手×特徴点 3 点×3 次元)	95

Table 5 データの次元別と判別成功確率

データの次元数	10 名の平均判別成功確率(%)
6	84
9	87
12	91
18	92

4. 自動判別システムの構築

4.1 システムの概要

各試技の面、小手、胴の平均値モデルからの距離で、約 9 割の確率で技の判別ができることが分かった。次に、剣道指導支援システムの構築に向けて、3 つの特徴点の自動抽出をふくめた、3 つの基本技の自動判別システムの製作を試みた。これ以降は、予備実験でもっとも判別成功確率の高かった計測条

件(左斜め側面から計測し 18 次元の平均値モデルによる技の判別)を用いて技の自動判別をおこなうこととする。

予備実験では、平均値モデルを作成するために用いた 5 回の試技のデータを平均値モデルと比較して、判別をおこなった。自動判別システムの実験では、最初に、3つの基本技について平均値モデルを作成するために、被験者に 5 回ずつ試技をおこなってもらった後に、3つの技をランダムに指示し、技が判別できるか調べた。システムはその振り動作から 3つの特徴点の自動抽出をおこなう。

ここで、自動判別システムにおける特徴点の抽出方法を説明する。振り始めは、左手の 2 次元位置座標の変化量が 10 フレームの間、連続してほぼ一定であるとき、振り始めと認識させた。次に、振りの頂点は、振り始めが認識された後、左手の位置座標の y 軸成分の値が最も大きいとき(左手が最も高い位置にあがったとき)振りの頂点と認識させた。最後に、振り終わりは、振り始めと同様、左手の 2 次元位置座標の変化量が 10 フレームの間、ほぼ一定であるとき振り終わりと認識させた。つまり、被験者は振り動作を開始する前と動作が終了した後、認識されるまで停止する必要がある。Figure 6 に、自動判別システムによる特徴点の抽出例を示す。Figure 6 は、面打ち動作を計測したもので、横軸に時間を取り、縦軸に右手の位置座標の y 軸成分をプロットしたものである。縦軸の値は、Kinect からの出力値(arbitrary unit)である。振り始めと振り終わりと認識したときの画面出力の例を Figure 7 に示す。被験者には、この画面をみながら振り動作の開始と終了を判断してもらう。

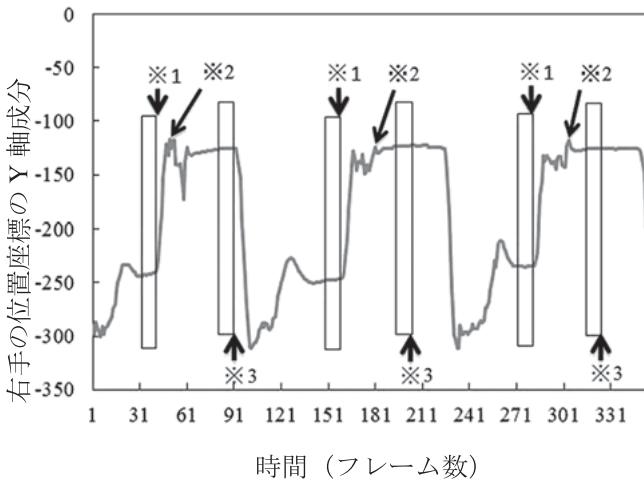


Figure 6 面打ち動作における右手の位置座標の y 軸成分の時系列。技の自動判別システムは、この位置座標の変化量から※1 の時点を振り始め、※2 の時点を振りの頂点、※3 の時点を振り終わりと認識している。



Figure 7 実験時の画面出力の例。a) はシステムが振り始めと認識したとき、b) は振り終わりと認識したとき画面に出力される。なお、b) の数字部分には何回目の試技であるかが入る。

4.2 自動判別実験

技の自動判別システムを用いて、被験者 5 名(男性)に対し、どれほどの確率で判別が可能か調査する精度実験をおこなった。Table 6 に被験者の剣道に関するデータまとめたものを示す。被験者には面、小手、胴を 5 回ずつ振ってもらい、自動判別システムは、その 5 回の試技から自動で平均値モデルを作成する。その後、我々(実験者)が 3 種類の技から無作為に選出したものを被験者に振るよう指示した。それを計 15 回おこなう。自動判別システムが判別した振りの技と、こちらが指示した振りの技が一致していれば判別成功、異なる場合は判別失敗とした。

Table 7 に被験者別に判別成功確率をまとめた。結果は 3 名が 15 回中 8 回、2 名が 9 回、技の判別に成功した。全体の平均判別成功確率は 57%となった。また、Table 8 に技別に判別成功確率をまとめた。小手の判別成功確率のみ著しく低いという結果となった。原因として、特徴点の抽出方法が異なることが考えられる。予備実験の解析時は特徴点の抽出を手動でおこなっていたのに対し、ここではシステムに自動で抽出させている。もう 1つの原因として、解析時はモデル作成に用いたデータの技を判別させていた。そのため、解析の段階で確率が高くなっていたとも考えられる。

Table 6 自動判別システム精度実験被験者

被験者	年齢	経験年数	所持段位	利き手
A	23	8 年	無	左
B	24	-	-	右
C	23	-	-	右
D	22	-	-	右
E	22	-	-	右

Table 7 精度実験の被験者別の判別成功確率*

被験者	判別成功確率(%)
A	53
B	60
C	60
D	53
E	53
平均	56

*判別成功確率の値は3種の基本技の平均値.

Table 8 精度実験の技別の判別成功確率*

被験者 技	A	B	C	D	E	平均
面	80	80	80	80	60	76
小手	20	0	20	40	20	20
胴	60	100	80	40	80	72

*判別成功確率の値は5回の試技の平均値.

5. おわりに

剣道の基本技の自動判別システムを開発することを目的として、様々な条件で予備実験をおこない、最適な実験環境を調査した。予備実験では、Kinectの計測条件（どの角度から計測するかなど）を系統的に変えて実験をおこない、剣道の基本技の判別に最も適した計測条件を調べた。また、剣道の基本技（ここでは、面打ち、小手打ち、胴打ち）の判別に用いる Kinect センサーから出力されるデータ（約30fpsで得られる身体の関節20点のスケルトントラッキングデータ）をすべて使用するのではなく、特徴的な関節データおよびフレームを抽出することによって、技の判別を試みた。結果、平均値モデルによる基本技の判別が可能でアルゴリズムを構築することができた。最も判別成功確率が高いのは、左斜め側面の視点から計測した18次元データを用いた場合であり、9割以上の確率で3つの技を判別できることを示せた。

予備実験で得られた知見をもとに、剣道の基本技の自動判別システムを構築した。構築したシステムを用いて、ランダムな技の判別させる精度実験をおこなった。その結果、小手打ちの判別成功確率が低くなり、構築したシステムでは、小手打ちの判別が困難であることが分かった。これは、予備実験のシステムから自動判別システムへ発展させる段階で、

3つ特徴点の抽出方法を手動抽出から自動判別システムによる自動抽出に変えたことが原因の一つと考えられる。それゆえ、3つの特徴点の抽出方法を改良する必要がある。また、データの次元（判別に使用する関節点の数、およびフレーム数）を増やすことで、技の判別成功確率の向上を目指したい。

剣道教育支援システムとして教育現場への導入を考える。我々のシステムは技の自動判別ができることを示せた。画面に技を表示し、その技に的確に反応できたかどうかを自動判別するシステムへの拡張は容易であり、応じ技を学習する剣道指導支援システムの可能性を示すことができたといえる。さらに、システムを改良することにより、相手が隙をみせたら瞬時に技を出す、または相手の出鼻を打つなどといった一瞬の反応を計測できるような改良をおこなうことにより、より有用な剣道指導支援システムの構築の可能性がある。

謝 辞

最後に、実験に協力して下さった非線形科学研究室のメンバーの方々に感謝いたします。また、本研究は、JSPS 科研費 26560331 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 文部科学省：中学校学習指導要領平成20年3月告示，東山書房，pp. 238 (2008).
- [2] 文部科学省：中学校学習指導要領解説保健体育編平成20年9月，東山書房，pp. 208 (2008).
- [3] 全日本剣道連盟：中学校武道の必修化を踏まえた剣道授業の展開，全日本剣道連盟，pp. 109 (2009).
- [4] 全日本剣道連盟：木刀による剣道基本技稽古法，全日本剣道連盟，pp. 27 (2003).
- [5] Xbox360 Kinect の HP：
<<http://www.xbox.com/ja-JP/kinect>> (2014年9月).
- [6] 千葉信二：The Microsoft Conference 2012 Kinect for Windows -様々な活用事例，
<http://download.microsoft.com/download/E/A/F/EA/F8AC3F-4405-4742-93D9-44FFA3B0A937/PT-002_shinjich.pdf>(2014年9月).
- [7] 上田智章：トランジスタ技術 2012年8月号，CQ出版社，pp.47-127(2012).
- [8] 文部科学省：Culture, Sports, Science and Technology，
<<http://www.mext.go.jp/bmenu/toukei/chousa05/hoken/1268826.htm>>，(2013年9月).
- [9] 中村薫，斎藤俊太，宮城英人：KINECT for

Windows SDK プログラミング C++編, 秀和システム (2012).

- [10] 原田晋作：剣道における身体運動の多面的計測による熟練度の定量化, 福井大学工学研究科修士論文, pp.4-17(2012).
- [11] 谷尻豊寿：身体の動きがコントローラ C++で Kinect プログラミング KINECT センサー画像処理プログラミング, カットシステム, (2011).

