

角速度センサを用いたアーチェリー動作の比較及び差異の可視化

川口 碧[†] 三武 裕玄[†] 長谷川 晶一[†]

Comparison of archery shots and visualization of differences using angular velocity sensor

Midori KAWAGUCHI[†], Hironori MITAKE[†], and Shoichi HASEGAWA[†]

あらまし 繰り返し動作からなる個人競技では、微小な動作の変化にも気付き修正していくことが、動作の再現性を高める上で必要である。主観のみで十分な気付きを得ることは難しいため、客観的に運動動作を確認できる仕組みが求められている。本論文ではアーチェリー動作を対象とし、同一人物による多数回の運動試行動作における差異を簡易に探索できるシステムを提案する。提案システムは、競技者の弓に取り付けられた角速度センサの時系列データから、一人の競技者の多数の射について、Dynamic Time Warping を用いて類似度を求め、類似度の距離に基づき Kmeans 法を用いてクラスタリングを行う。また、同時に記録した動画から差異のある時刻に相当する映像を切り出し、2つの画像を重畳して提示することで違いを可視化する。提案システムを中上級者5名が試用したところ、0.5秒程度の小さな揺れや姿勢、動作速度といった差を検出することができた。これらの違いは上級者であれば時間をかけて丹念に動画を比較することでも発見できるが、中級者には発見が難しい差異であった。指導者へのインタビューにより、検出した差異は、動作を熟練していく上で見つけることに意味のある差異であることがわかった。

キーワード アーチェリー DBA Kmeans クラスタリング 差分抽出

1. はじめに

スポーツにおいて、自身の運動状態を正確に把握することは重要であるとされている [1]。特に繰り返し動作からなり、個人種目であるゴルフやアーチェリー、シューティングにおいてはその重要性から多くの研究がなされている [2] [3]。スポーツ競技中は、競技者自身が感覚的に自身の運動動作や姿勢の変化を捉えている。しかし、主観的に捉えた運動動作と実際の運動動作には、ずれが生じる場合がある。感覚がずれていることに気が付かず反復動作を繰り返すと、誤った動きを体が覚えてしまうため、自身の運動動作の問題点を早めに把握することは重要である [4]。

自身の運動状態の問題点を明確化する方法として、手本と自身の動作を重ね合わせ、その違いの把握を補助する研究 [5] [6] がある。しかし、個人の身体的特徴により競技者が目標とすべき運動動作は個人によって

異なる [7]。また、スコアなどの結果にどのような動きがどの程度影響するかには、個人差がある [8]。そのため、他人の動作フォームを手本として自身の動作と比較し、その結果により修正を施す手法には限界がある。アーチェリー上級者（オリンピック選手）へのヒアリングによれば、中級者以上のレベルになると、良いフォームで良いスコアを得た際の自身の動作フォームを目標とすべき手本動作として確立していく。そのため実際の現場では、競技中の動作の動画を撮影し、選手自身が想像どおりの動作ができていないかの確認や運動状態を把握に生かしている。このため、競技者個人の運動動作の比較が容易にできるシステムがあれば練習に有用であると考えられる。

そこで本論文では、アーチェリーの選手やコーチへのフィードバックとしての利用を念頭に置き、同一人物の別試行動作における差異を抽出できるシステムを考案する。なお、風などの外乱の影響や疲れを考慮して競技者が意図的に打ち方を変化させる場合もある。このような場合は比較してもあまり意味がないと考えられる。意図的ではない、自身では気付けない動きを

[†] 東京工業大学工学院, 東京都
School of Engineering, 12-1 Ookayama, Meguro-ku, Tokyo
152-8550 Japan

抽出することが重要であり、その部分を抽出するために競技者の他の試行と比較したときの差異部分を抽出することを考える。

また、同一人物による多数回の運動試行動作において、類似しているものをグループ化するようにクラスタリングを行うことで、比較を容易にすることを旨とする。自動分類をした結果として、良いフォームのグループや良くない癖のグループなどに分類されることを期待する。対象競技としてアーチェリーを選んだ理由として、動作の再現性が高いこと、また個人差が大きいため同一選手での射の比較が必要になると考えたからである。

さらに、本論文では抽出した差異を視覚的に確認できるように、比較したい2つの動作を重ねた動画を出力する。ただし差異の探索については角速度の差を利用する。視点が同一でなくとも差分を算出できる。視点の異なる動画であっても、差分のある該当時刻の姿勢を比較することで差異を確認することができる。動画を重ねているのは、差分を視覚的に理解しやすいと考えられるためである。なお、本論文では、上級者、中級者、初級者を以下の通り定義する。なお、定義は全日本アーチェリー連盟のバッジを参考にする [9]。

- 上級者：自己最高得点ダブルスコアで 650 点 (50m, 70m) 以上の者。スターバッジ赤，金，紫
- 中級者：初心者にも上級者にも属さない者。30m と 70m のスコアが合計で 600 点程度の者。スターバッジ白，黒，青
- 初級者：自己最高得点 330 点 (30 m) 以下の者。グリーンバッジ所持。

2. 関連研究

個人のスポーツ支援や分析に関して様々な研究や、システムが提案されている。

2.1 身体知の熟達を支援するシステム

スポーツの熟達において、選手自身が感覚により把握している身体姿勢と実際の身体姿勢の差を少なくすることは効果的であるとされている。感覚を鍛える手法として、Alexandra [10] らは、バスケットボールのスリーポイントシュートにおいて選手本人の視点と他者視点の2つの異なる視点から手本となる映像を見せ、熟達への効果を調べた。その結果、一人称視点のほうがより熟達において効果的であったとしている。また、佐野ら [11] はゴルフのパッティング動作を対象動作とし、HMD を用いてパッティングを行うことで

身体位置感覚の較正を行うシステムを考案している。HMD を被りながらパッティングを行うタスクにおいて、提示される視覚情報が遮蔽あり（ボールしか見えない）と遮蔽なし（通常の視界）を繰り返しながら、パッティングを行うことで身体位置感覚の矯正を効果的に行えたとしている。視覚を遮ることで感覚で動作の調整をせざるを得ない状態になり、これまで意識しなかった部分において自覚を促すには有用である。しかしアーチェリーなど手元が見えない動作である場合は実現が難しい。また、音や光などを用いてリアルタイムに競技中の姿勢状態を確認できるシステムもある。長谷川ら [12] は、スキーにおける足裏の重心位置により音階を変化させ提示することで、スキー中の姿勢を確認できるシステムを考案している。音の高低から現在の姿勢を推測できるため、気付きを得るには有効である。宮内 [13] は、アーチェリー初心者向けの装置として、矢を放つ最適なタイミングを光および音で提示する装置を考案している。高得点を得られたときの射における矢を放つ瞬間の弓の姿勢を教師データとし、現在の弓の角度との差が許容範囲内であった場合、光や音で知らせる仕組みであり、行射の変動が小さくなる効果があったとしている。射の安定性が課題となる初心者には有効なシステムである。

これらのシステムは直観的な熟達支援ができるため、特に初心者に対して有効である。一方で対象となる試行は現在進行形で行われているもののみであり、過去の動作と現在の動作の比較や分類による分析はできないという欠点がある。

本論文では異なる試行の比較を行い、差を抽出することで、自身では気付けない動作のぶれを検出し、効率的な練習を補助することを目指す。また類似した動作のグルーピングを行うことで全体像を捉えた上での比較を実現する。

2.2 運動状態の比較及び解析システム

運動状態の解析や比較を行う方法として、運動中の動作を撮影した動画は直感的にわかりやすいため、多く利用されている。動画を利用した運動動作解析システムとして、ダートフィッシュ [14] や siliconcoach [15] がある。これは取得した映像の上に、競技者の腰位置などに目印やマーカーを重ねたり、足の角度の変化を推定して算出できる機能により、動作の分析を支援するシステムである。しかし、足の角度は映像上の3点をユーザが一度指定する必要があるなど、PC 上での操作が必要など手間がかかる。

また、3次元的に動作を解析できるものとしてモーションキャプチャがある。競技者の運動状態を詳細に解析するには向いているが、カメラやマーカーの設置などに手間がかかる[16]。より簡易な3次元動作解析の手法として、Kinectが利用されている。しかし数センチの誤差が出るため、精度が要求される動作解析には不向きである。ダンスや歩行動作など動きの大きい動作の分析に利用されている[17]。

Quanら[18]は、上級者ほど射の再現性が高いことを利用し、同一人物の複数のアーチェリー動作の加速度波形を比較し、その差分を算出することで、選手の技術レベルを効率的に選別できるとしている。運動動作の比較というよりは評価値としての射の類似度を求めている。

宮内[13]はまた、加速度センサを弓を保持する左手首に装着し、観測結果から手首の動きのアニメーションを作成し可視化することで、アーチェリーで重要とされる押し手(弓を保持する手)における自身の動きのくせを確認できるとしている。ただし確認は1射づつ見る必要がある。宮内[13]はさらに、加速度センサを左右の肩、肘、手首に装着し、高得点の得られた射のセンサの動きを教師データとして、現在の姿勢とのずれを可視化する装置を考案している。教師角度が適切であれば、射の安定性を高めるための補助装置として有効であると考えられる。一方で可視化されるのは6箇所毎の総合的なずれであるため、体のどの箇所に大きなずれが出ていたかは判断できるが、具体的な要因や修正すべき箇所は自身で推測する必要がある。

これらの方法は、自身の運動状態を確認するのには有効である。比較する場合、基本的には1対1の比較であり、細かく比較することも可能である。しかし多数回の試行を比較するには全ての組み合わせを試さなければならず非常に手間がかかる。

本論文では、ユーザが選択した2射の比較において、角速度の時系列データ上に非類似度のグラフの高低を用いて提示することで、射全体において差のある個所の探索を実現する。また最も差が大きくなる時刻に相当する、2射の重ね合わせ動画を出力することで、射の違いが何であったかを視覚的に提示し、差の探索や差に相当する動きを考える負担を軽減する。

2.3 熟達者と初心者の差異抽出

熟達者と初心者の技術の差を調査する研究もある。吉村ら[19]は独自の特徴量で日本舞踏の振りを熟達者と初心者と比較し、提案した特徴量が日本舞踏の特

性を定量化する上で有効であるとしている。積際[20]らは、自転車競技選手のペダリング動作において、エリート選手とビギナー選手を比較し、熟達者のほうが初心者と比較してペダリング動作のブレや力のかけかたが小さかったとしている。このように熟達者と初心者を比較し、その差を抽出することで熟達につながる気付きを得る研究は多く行われている。しかし、比較したときの差が身体の差によるものか、熟達の差によるものか判断が難しい。また、競技によって重要となるポイントが異なるため、競技毎に比較や解析の研究が行われている。アーチェリーでは、上級者と初級者における筋電[21]や心拍[22]、シャドーシューティング(弓具を持たない行射)における関節位置[13]、一連の射における時間配分の違い[23]が調査されている。

これらの研究は上級者と初級者の違いを分析しまとめたものであり、初中級者が熟達を目指す上で意識すべき箇所を確認する点においては役立つ。しかし上級者以上では熟達支援にはつながりにくい。

3. 比較と分類手法の提案

本章では、個人の射のクラスタリング及び比較の可視化を行うにあたり使用する手法及びデータの取得方法を説明する。提案手法は、同一選手の多数(100射以上)の射の角速度センサ値をDynamic Time Warpingの距離を基準にKmeans法[24]により分類する。異なる2射間の比較では、距離が大きくなる時刻を提示することで差異部分の探索を容易にする。射のクラスタリングに必要な平均値(Centroid)をDynamic Time Warping Barycenter Averagingを用いて算出する。

3.1 角速度の計測

動作を計測及び記録するための角速度センサとしてスポーツセンシング社製の小型9軸モーションセンサを使用した。このうち角速度のみを用いた。計測の詳細は章4.1にて述べる。選定理由は以下の通りである。

- 無線での操作が可能である
- アーチェリーに適した微小な動きの計測が可能である(角速度センサの計測範囲は $\pm 300\text{degree per second}$, サンプリング周波数最大 1000Hz)
- 30gと軽量である

また、今回のセンサ取り付け位置として図1のようにアーチェリーの行射におけるぶれを軽減するためのスタビライザーと呼ばれるおもりの棒に、棒を通す穴を加工したアルミ板を挟み、その上にセンサを固定す

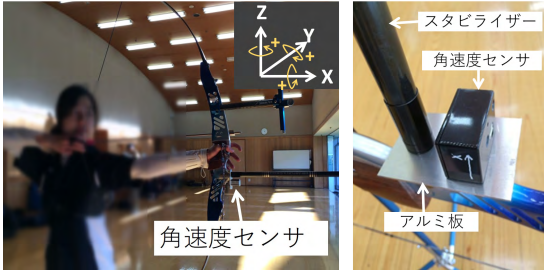


図 1 弓に取り付けた角速度センサ

Fig. 1 An angular velocity sensor on the bow.

る方法で行う。弓のハンドル部分につけることで、毎回同じ位置での計測が容易になるため、この位置を選定した。

3.2 前処理

取得した角速度データにおいて分類を行う前に以下の前処理を行う。

3.2.1 フェーズによるデータ分割

アーチェリーの動作を角速度センサで取得すると、変化が大きい箇所（矢を発射したとき）と変化の小さい箇所（的を狙っているとき）がある。全体の角速度データにおいてクラスタリングを行うと、時系列変化が微小な動作（的を狙っている動作等）において、細かな差異が見落とされる可能性がある。そのため一連の角速度データを図 2 のように「弓を上げる」「弦を引く」「的を狙う」「矢を放つ」の 3 つのフェーズに以下の特徴を利用し自動的に分類した。フェーズ 2 は的を狙っている間の角速度変化が小さく（Y 軸回りにおいて $-2 \sim 4 \text{ degree per second}$ ）、その直後に矢を放つ瞬間がある。なおフェーズ 2 の区間の特定には、矢を放つ瞬間に 3 軸の中で最も大きく変化し、かつ他の軸と比較してぶれの少ない Y 軸を基準に求める。フェーズ 3 は角速度変化が瞬間的に最大になる瞬間から 1.2 秒の部分切り出す。なお、それぞれの閾値の設定は多数の角速度データを見て適切な範囲を定めた。フェーズ 1 は計測開始直後からフェーズ 2 に入るまでとして分割している。なお、上記方法では Y 軸の変動が範囲外だった場合フェーズ 2 は検出できないということになるが、そのような事態にならないように閾値を設定しているため、今回は漏れなく 3 つのフェーズを検出できている。ただし、あまり見られないことではあるが、フェーズ 2 の途中で定義した範囲を超えた大きさの動きがある場合には、その点がフェーズ 2 の起点として検出される可能性がある。以降で行う分類や比較

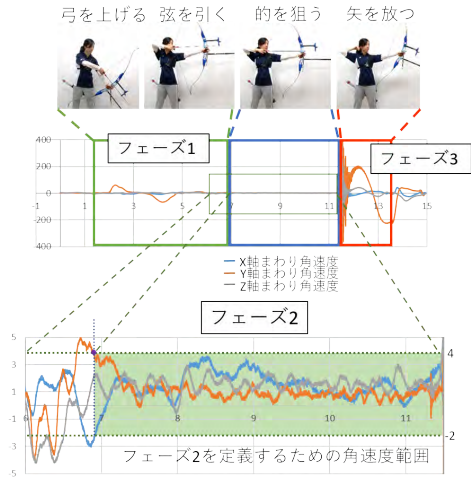


図 2 アーチェリー動作における角速度変化

Fig. 2 Angular velocity change in archery shooting.

は各フェーズで行っている。

3.2.2 固有振動の除去

弓の固有振動による影響を排除するため、フェーズ分割した時系列データに対し、5Hz 以上の高周波数を除去するよう FIR フィルタをかけた。フィルタ設計には Tfilter [25] を用いた。なおフィルタはパークスマクラレンフィルタ設計アルゴリズム [26] により設計されている。通過域のカットオフ周波数は 5Hz、阻止域のカットオフ周波数は 10Hz とした。サンプリング周波数は 200Hz、通過域リップルは 20dB、阻止域リップルは -20dB とした。

3.3 比較と分類の手法

3.3.1 DTW

Dynamic Time Warping (以下 DTW) は、異なる 2 つの時系列データの類似度を算出するための手法である [27]。特に時系列データの形状の類似度を評価したい場合に使われ、より人間の直感に合う結果が得られる [28]。取得した各行射データは、時系列データであるため、この手法を用いる。DTW は、データの伸びと不一致を異なるコストで算出でき、データの長さが異なるものでも比較が可能である [29]。なお、時系列データは 3 軸あるため、データ間の距離を算出する際は 3 次元ベクトルのユークリッド距離を用いる。図 3 のように波形 A、波形 B があるとき、隣接した

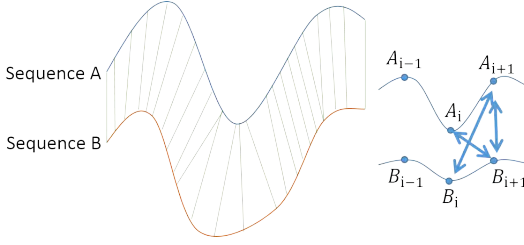


図 3 動的時間縮小法
Fig. 3 Dynamic Time Warping.

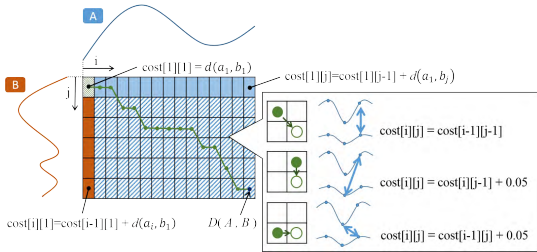


図 4 DTW の計算方法
Fig. 4 How to calculate DTW.

データのうち距離が近くなる A 点, B 点の組み合わせを探索することで, データの伸縮を考慮した比較ができる. 基準となる A のデータから 0.1 秒おきにデータをサンプリングし, データ B における対応点を求めることで類似度を算出した. 類似度を算出する方法として, 比較する波形 A, B があるとき, 図 4 のように時系列データの先頭間の類似度を算出する. その後は縦横斜めの 3 方向のうち, A, B の間の類似度が低くなるほうにコマをすすめることを繰り返す. 末尾の類似度は $D(A, B)$ は, A, B の波形間の全体としての類似度となる. なお, データの組み合わせが縦横方向の場合は, ずれのコストとして 0.5 (degree per second) を加算している. データ長の異なるデータ間の比較も可能である. 本論文での異なる射の比較や異なるクラスターの Centroid 波形の比較ではこの手法を用いる.

3.3.2 DBA

Dynamic Time Warping Barycenter Averaging (以下 DBA) は, DTW において比較データ群の平均を算出する手法である [30]. 今回クラスタリングで用いる Kmeans 法では, クラスタリングの更新を行うためにデータ群の平均が必要となるためこの手法を利用する. データ群の平均となる時系列データ (Centroid) を生成する際, 最初は 1 番めの時系列データを仮の Centroid として投入する. DTW と同じ要

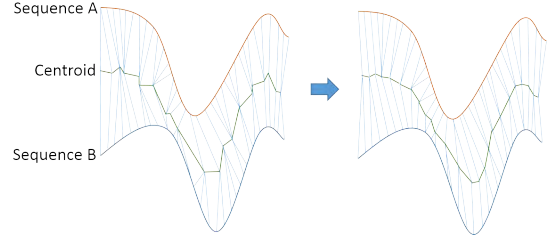


図 5 動的時間縮小法に基づく平均時系列生成
Fig. 5 Dynamic Time Warping Barycenter Averaging.

表 1 各データにおけるクラスタ数 K
Table 1 k number on each data.

	A	B	C	D	E
データ数 (射数)	108	119	145	104	177
フェーズ 1 K	16	11	15	12	16
フェーズ 2 K	11	11	15	12	16
フェーズ 3 K	14	14	15	12	15

領で Centroid 波形と時系列データの各データ点群の対応付けを行う. なお, 図 5 のようにデータ点の対応付けは複数回 (本論文では 4 回) 更新することでスムージングを行う.

3.3.3 クラスタ数の決定

フェーズ毎の時系列データにおいて Kmeans 法を用いてクラスタリングを行う. クラスタ数 K はエルボー法 [31] により推定した (表 1). データ数がばらけているのは, 各個人 110~180 射したデータのうち計測に失敗したデータ (センサの不調により正確な計測値を記録できていない計測データ) を省いているためである.

4. 提案の実現と実験

本章では, 比較及び分類の対象となる射の角速度データの取得方法と, 結果を提示するアプリケーションの設計について説明する. なお, 本論文ではクラスタリングと複数の射の比較に関する有用性を評価するため, 現段階では即時フィードバックを考慮していない.

4.1 角速度と動画取得

運動動作データは以下の方法で取得した. アーチェリー中上級者の成人 5 人 (男性 3 名女性 2 名) を対象とした. 角速度センサデータはサンプリング周波数 1000Hz で取得した. 被験者は 50m 先の 82cm 四方の的に向かって矢を放った. 弓はリカーブ (以下 RC) を利用した. 実験では以下の 4 つの情報を取得した.

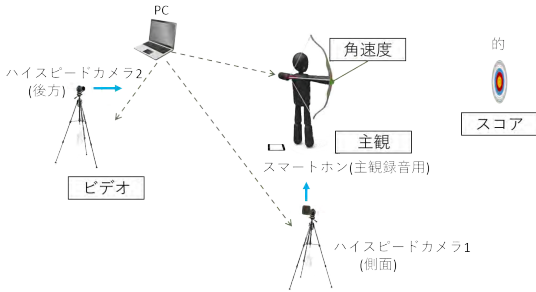


図 6 実験のための計測システム

Fig. 6 Measurement setup for the experiment.

- 一射毎に角速度センサにより弓の角速度を計測
- 被験者の側面および後方の 2 方向から角速度センサと同期して動画を 300fps で撮影。
- 1 射終わる毎に、7 段階の主観（とても悪かった/悪かった/まあ悪かった/普通/まあ良かった/良かった/とても良かった）とその射に対するコメントを取得。被験者が射ち終わった瞬間に口頭でコメントしたものを、音声レコーダー（スマートフォン）により記録。
- 的のスコア取得。スコアの値だけでなく、的のどの位置に当たっているかを記録。

計測システムの概要図を図 6 に示す。

4.2 アプリケーションについて

利用者が操作するアプリケーションはノート PC 上の Windows アプリケーションとして作成した。開発環境は VisualC # 2019 の WindowsForm アプリケーションを利用している。被験者識別記号 (A から E) および対象データを選択すると、自動的に比較、分類が行われ、以下のように結果を表示できる。なお、選手にわかりやすくするため、角速度軸 X, Y, Z はそれぞれ、弓の傾き、弓の上下、弓のねじれと表示している。アプリケーション上で得られる情報を以下に示す。

a) クラスタの Centroid 波形の比較画面

Kmeans 法を用いて分類を行った結果、得られたそれぞれの群をクラスタと呼ぶ。またクラスタに属する射を平均して得られた波形を Centroid と呼ぶ。図 7 に示すように、2 つのクラスタを選ぶことで Centroid を比較できる。グラフ上のコストの波形が高くなっている箇所を見ることで、差異が出ている箇所を探索することができる。また 2 つのクラスタがどの程度類似しているかどうかは算出される距離を目安に判断する。表示されるグラフはクラスタ A の Centroid 波形と、クラスタ B の Centroid 波形の対応づけされたデータ

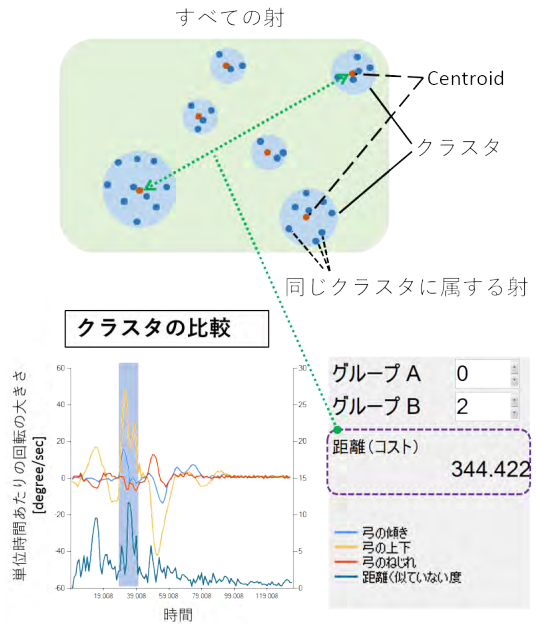


図 7 centroid の距離

Fig. 7 centroid distance.

点に対する類似度である。図 7 のクラスタ比較で示すように、コストの波形が大きく上がる部分がある。塗りつぶし部分で示した、最もコストが上がる箇所に着目する。Centroid はそのクラスタに属している射すべての平均であるため、Centroid 波形の特徴から各クラスタの特徴を推定することができる。なお、クラスタの番号は、クラスタに所属する射数が多いものから昇順に与えた。

b) 異なるクラスタに属する 2 射の比較画面

図 8 に示すように、具体的な 2 射の波形比較ができる。グラフのコスト数値の高低から差異が出現する時刻を確認することができる。2 つの射の角速度波形を比較する場合、DTW を用いて類似しているデータ点を対応付けることができる。対応点の類似度を 3 次元の角速度ベクトルのユークリッド距離から算出し、角速度グラフ内に描画しているため、差異となる動作の目安をつけることができる。「射の映像」ボタンからそれぞれの射の動画を確認することもできるが、カメラの視点がほぼ同一であれば「重ね合わせ映像」ボタンにより、2 射を重ね合わせた動画を確認したほうがわかりやすい。なお、重ね合わせは ffmpeg [32] を用いており、差異のある時刻に相当する部分を切り出して

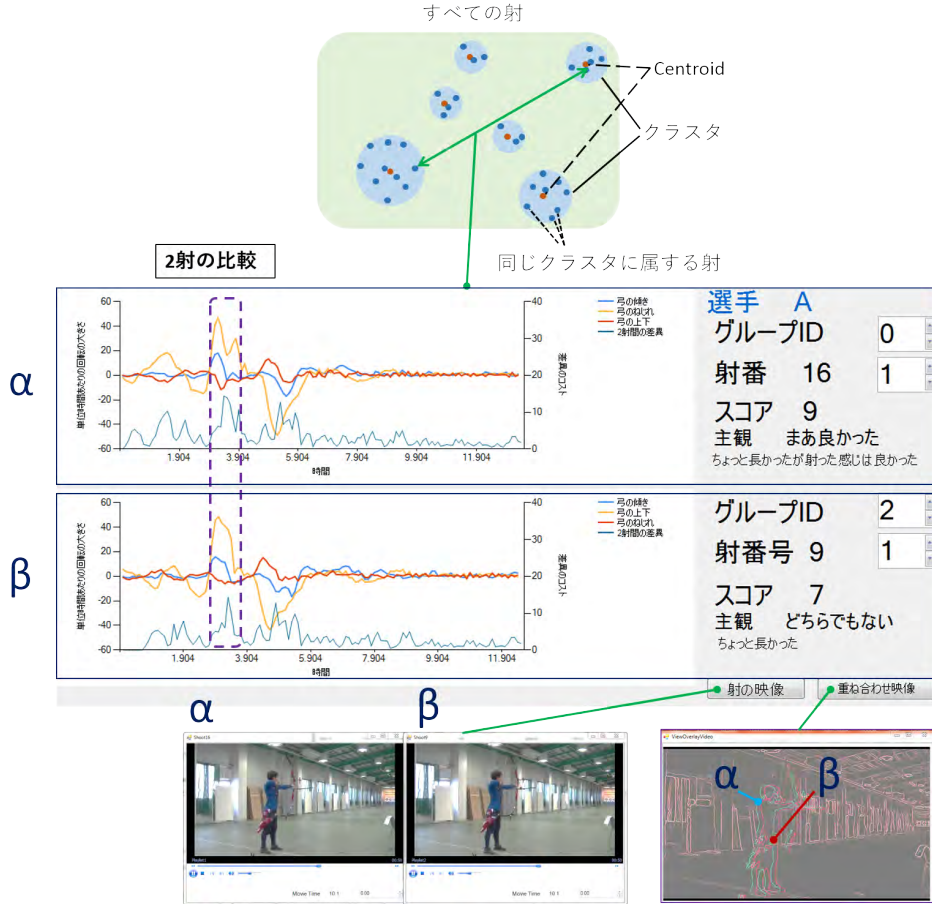


図 8 2 射の比較
Fig. 8 Comparison of two shots.

いる。なお、重ね合わせ動画では α にあたる射が青、 β にあたる射が赤となるよう加工している。的のスコアと主観は、選手が射を思い出したり感覚と照合するための参考指標として表示している。

5. アプリケーションによる比較と分類の結果

クラスタリング結果から探索できた異なる射の差異の一部を図 9 に示す。なお、それぞれの項目の内容を以下で説明する。

i) クラスターの図

該当する被験者の該当フェーズにおけるクラスタリング結果を示す。数字はクラスターのナンバー、円の径はそのクラスターに含まれる射数に比例している。クラスター間の実線は距離が近い（距離が 300 以下）クラス

同士を結んでいる。なお、graphviz [33] の自動描画により高次元を 2 次元に落とし込んでいるため、クラスターの位置関係が類似度と相関していない場合がある。結果として載せている射は、同じクラスターに含まれているの多数の射のうち、Centroid に最も近い射を選択している。以下、比較する 2 射のそれぞれを α 、 β と呼ぶこととする。クラスターの数は表 1 を参照されたい。

ii) 角速度波形

そのフェーズ全体の角速度波形を示す。角速度の 3 軸の時系列データと、組み合わせた射と比較した類似度の時系列変化を提示する。類似度波形が高くなる箇所を探すことで差異のある場所を容易に探索することができる。

iii) 動画のコマ

システムが自動的に出力した重ね合わせ動画において、重畳する前の射ごとの動画を、静止画で切り取ったものを示す。システム上で 4.2 b) に示すように重ね合わせ動画の時刻は DTW を用いて自動的に時刻合わせをし、重ね合わせたときに見やすくなるよう異なる色で縁取りした上で重ね合わせを行う。図 9 では重ね合わせ動画では違いが説明しにくくなるため、便宜上縁取りした時点での動画を利用した。静止画を切り出した時刻を、角速度波形上に破線で示す。なお、動画を重ね合わせる際の切り出し時刻は、DBA のでの対応付けを利用して自動的に合わせることができる。差異が見られる箇所を白い線分で示す。 α の姿勢や弓の位置に対して著者が手書きで白線で印を付け、全く同じものを β の上に表示している。

iv) 違い

システムが自動的に出力した重ね合わせ動画と角速度波形を照合し、著者が見つけた差異を言語化している。なお、論文では動画の提示ができないため記述により違いを述べているが、システム上では差異に相当する部分の重ね合わせ動画が自動で出力され、これを見ることで選手は差異を目視で確認できる。コーチによれば、上級者であれば動画があれば差異は簡単に見つけられるとしている。著者の言語化はあくまで論文上で説明するための付加情報である。

選手 A のフェーズ 1 では、弓をこれから上げようと構えている際に「腕を伸ばしているかどうか」の差異が検出できた。角速度センサのグラフ波形において α での Y 軸回りの角速度センサは M 字の山になっており、2 段階に分けて伸腕していることがわかる。 β では該当箇所の Y 軸回りの角速度波形はベル型であり、一段階で伸腕している。

選手 B のフェーズ 1 では、弓を上げたあとと下げながら弦を引く際に、「弦を連続的に引くか、2 段階に分けて引くか（一度引いている途中で停止する瞬間がある）」という差異を検出できた。 α の Y 軸回りの角速度波形が W 字の形状になっており、また X, Y 軸回りの動きも繰り返していることから、動作が 2 段階に分かれて行われたことがわかる。なお、動画を見ると α は β と比較して弓を持ち上げたときの高さが高い。弓を普段より高く持ち上げてしまったため、弦を一度で引ききれずに複数回に分けて引いたと考えられる。

選手 C のフェーズ 2 の α と β では矢を放つ瞬間でコストがあがっており、その直後の動きを動画で確認

すると「射つときに弦を引いていた手が引っかかるように弦から離れているか、自然に流れるように離れているか」の違いが確認できた。なお引手が引っかかるように弦から離れていた β は、そうでない α と比較して、的を狙っている際の 3 方向のぶれも大きかった。

選手 C のフェーズ 3 の α と β では、矢を放った瞬間の弓の姿勢が違うことがわかる。角速度波形を確認すると、 α は X 及び Z 軸回りの回転が殆ど無いのに対し、 β は瞬間的な回転速度がクラスタ 0 の 2 倍ほどある。これは弓が的に向かって弓が右側に傾いた状態で弓先が左側に向いた状態である。動画で確認すると、矢を放った直後の弓の姿勢が異なること、 α の弓の姿勢が傾いていることが確認できた。

選手 E のフェーズ 2 では、 α と β の大きな違いとして、的を狙っている時間の違いがあげられる。弓を狙っている時間は、 α は平均約 4 秒に対して β は平均約 2.5 秒であった。また、 β は α と比較して、ブレが大きかった。 α では Y 軸周りの周期的な横揺れを確認できた。なお、静止画では差異が殆どわからないが、重ね合わせの動画では弓の微小なふらつきの有無を差異として確認できた。

なお、これらの検出できた差異は、コーチによると意味のある差異であった。また、選手自らでは気付きにくい差であった。以上から提案手法により改善すべき点となり得る差異のある箇所を自動的に抽出できたと言える。

また、同一のクラスタに属する射は類似していることを図 10 に示す。図 10 は選手 A のフェーズ 1 におけるクラスタリング結果において、クラスタ 0 に含まれる複数の射と centroid を提示したものである。図 9 と同様に、クラスタ 0 から遠いクラスタであるクラスタ 2 の centroid に最も近い射と、クラスタ 0 に含まれる射を比較した。その結果、最も大きな差となる部分が共通して「弓をこれから上げようと構えている際に、腕を伸ばしているかどうか」であることがわかった。他のクラスタおよびそのクラスタに含まれる射においても同様に共通点があることが確認できた。このことから、クラスタリングは弓の挙動の特徴と一致することがわかった。なお、クラスタリング結果とスコアおよび主観に関する強い相関は得られなかった。この理由として、スコアは 9 点、10 点が殆どでありばらつきが出なかったことや、主観では良いと評価していても、見直すと悪い射形である場合があるなど主観と射形の評価が一致しない場合があるためと考えら

れる。

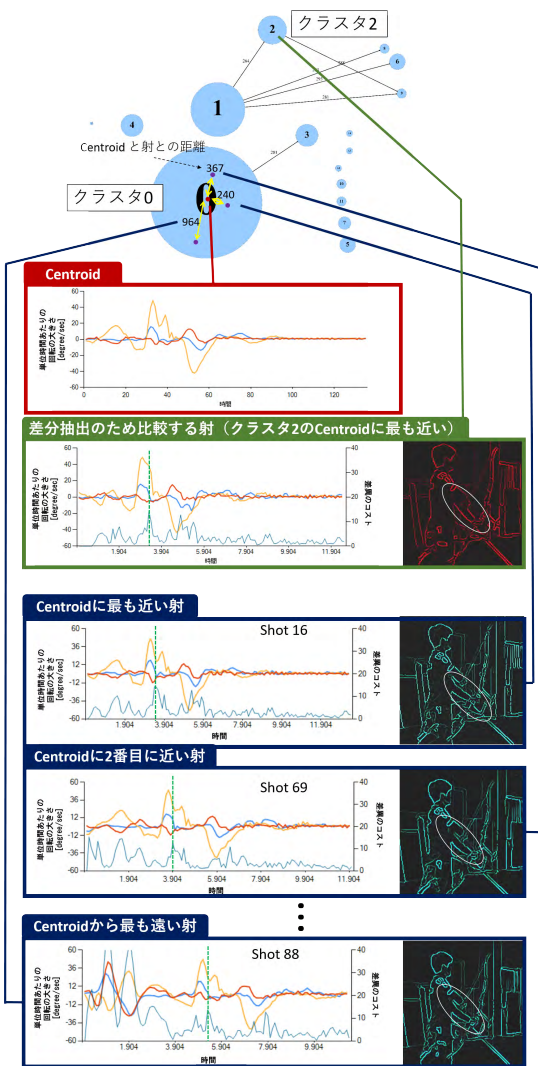


図 10 同一クラスタ内の比較
Fig. 10 Comparing shots in the same cluster.

6. ユーザスタディ

本システムで得られた分類結果を専門の指導者及び競技者に見せ、本システムの有用性について評価してもらった。結果だけでなく、本システムを実際に触ってもらった上でコメントをもらった。

6.1 指導者による評価

指導者は、体育大学でアーチェリー部の顧問コーチを担っている。部活にはオリンピック競技者を目指す選手も属しており、部活のレベルは高い。コメントは

以下の通りである。以下●は要約、『』はインタビューで得られたコメントの抜粋である。

- 重ね合わせた動画は、視覚的にわかりやすい『腕の伸び縮みなど、本人でも気づかないような違いがはっきりわかりやすかった。重ね合わせの動画なら視覚的な違いが誰でもわかりやすい。その場で確認できれば、より自身の射形が理解に繋がるのではないか。』
- 差異のある時刻がわかるだけでも、十分価値がある

『異なる時刻を指摘してもらえただけでも該当箇所の動画を見れば簡単に検討がつくので、価値は大きい。その先は自身で試行し、得られた情報が有益かどうかを判断していけば良いと考える。フォームの根本的な違いの原因を探るのは難しいため、試行錯誤する必要があるのは当然である。本システムで検出できた違いに気付いているかは個人の能力に依るところがある(上級者ほど気づき、初級者ほど気づかない)。専門的に分析をする人がいればより効果的なフィードバックになると思う。選手個人で使えるようなシステムになれば魅力的。』

指導者は、アーチェリーの基本として、射つ一連の動作は一定性を保つことが大事であるとしている。微小な差異であっても検出できた差分には価値があり、それが選手にとって意図的ではない差分であった場合、より一定性を高めるために意識する部分を見つけることができるとしている。また、一連のアーチェリー動作を3つのフェーズに分割にして、分析していることに関しては、見る場所を限っているほうが、違いが出たフェーズだけを確認すれば良くなるため、わかりやすいと言われた。

6.2 競技者による評価

データ取得実験の被験者5名に、本システムにて得られた各個人の射における違いを提示し、実際にアプリケーションの動きも見てもらった。得られたコメントを以下に示す。コメントは重複したものをまとめている。

- 異なる射の比較が容易であり、練習に役立つ『現状として直前に行っていた射の動画を数秒遅延させて提示するシステムがあり、射形の確認に使っているが、問題としては過去の射の確認や比較ができない。過去にはモーションキャプチャを使って射を解析したこともあるが、大掛かりでフィードバックも未だにきていない。比較や確認が少ない負担でできることは日常的な練習において有益である。感覚は経過時間に比

例して薄れてしまうため、射のすぐあとに確認できるシステムになれば非常に有用性がある。』

- 自身の射を客観的に分析できるため気付かない発見がある

『スコア、主観、射形の相関が取れていない場合もあり、自身の主観が当てにならないものであることが確認できた。自覚のない違いを確認でき、次回から意識して取り組みたい。射形の違いがどれほどスコアに影響しているかに興味がある。自身の射形と当たる傾向との相関性の考察に活かしたい。』

反応としては全員が有用性がある、使いたいと答えた。一方で、多かった改善点の指摘としては以下があった。

- 肩の位置や引手、弦の緩み（弦の引きの程度。引きが浅い場合に緩んでいると表現する）などの動きも見てみたい。

- 1 射を一連で比較できると良い。

- 弓のずれを体のずれに関連させることができる

上記 5 名のレベルは中級者から全日本選手権出場レベルの選手までばらつきがあったが、感触として上級者のほうが弓の動きのグラフだけで体の動きがわかり、より詳細な分析を求めている。一方でグラフを見ても動きが想像できないとする選手もあり、今後の UI の改良にはどの層を対象にするかが重要になると考える。

7. 考 察

本論文では、提案手法により、角速度情報を用いて波形の特徴の類似度からクラスタリング、比較を行うことができた。以下のような差異を抽出することができた。

- 動作が連続であるものと不連続なものの差
- 動作にかかる時間の長さの差
- 動作の速度の差

角速度で見ることができるのは弓の挙動であるため、動作としての比較や分類には限界があると考えていたが、弓の挙動と競技者の挙動に連動性があり、ある程度まで分析に有効であることがわかった。弓を持ち上げる高さなど身体位置の差が、角速度センサにも差異として表れており、体の使い方の違いが弓の挙動にも影響していることがわかった。

8. 結 論

本論文では、角速度センサを用いてアーチェリー動

作のクラスタリングをすることで、射の異なる部分の比較や、類似した射の探索を簡易に行える提案を行った。アーチェリーの射の比較を行う既存研究と比較して、射のクラスタリングを利用することで該当する射と他の射との違いをより簡易に探索しやすくなったと言える。専門家にヒアリングした結果、異なる射間の微小な違いも検出できることで効率的な練習につながる事が示唆された。今後の課題として、練習現場で使ってもらうためのシステム構築が挙げられる。

謝辞 アーチェリーの計測実験やシステム評価については日本体育大学アーチェリー部の坂野太一氏及び同部の選手に御協力を得た。ここに記して心から感謝の意を表したい。

文 献

- [1] 速水達也, 金子文成, 木塚朝博, “運動経験による体性感覚 運動連関機能の相違,” バイオメカニズム, vol.19, pp.47-56, 2008.
- [2] 白井 温, 近藤克哉, “シルエット特徴と局所特徴を用いたパーティクルフィルタによるゴルフスイング軌跡推定,” 計測自動制御学会論文集, vol.49, no.4, pp.440-448, 2013.
- [3] K. Mononen, J. Viitasalo, N. Kontinen, and P. Era, “The effects of augmented kinematic feedback on motor skill learning in rifle shooting,” Journal of sports sciences, vol.21, pp.867-76, Nov. 2003.
- [4] F. Mechner, “Learning and practicing skilled performance,” The Mechner Foundation, New York, pp.39-42, 1995.
- [5] P.T. Chua, R. Crivella, B. Daly, N. Hu, R. Schaaf, D. Ventura, T. Camill, J.K. Hodgins, and R.F. Pausch, “Training for physical tasks in virtual environments: Tai chi,” IEEE Virtual Reality, 2003. Proceedings., pp.87-94, 2003.
- [6] 三上 弾, 松本鮎美, 門田浩二, 川村晴美, 小島 明, “動作学習のための遅延同期ビデオフィードバックシステム,” 情報学研究報告, vol.2013, no.2, pp.1-8, 2013.
- [7] H.-M. Lee, J.-J. Liao, C.-K. Cheng, C.-M. Tan, and J.-T. Shih, “Evaluation of shoulder proprioception following muscle fatigue,” Clinical Biomechanics, vol.18, no.9, pp.843-847, 2003.
- [8] C. Quan and S. Lee, “Relationship between aiming patterns and scores in archery shooting,” Korean Journal of Sport Biomechanics, vol.26, pp.353-360, Dec. 2016.
- [9] 日本アーチェリー連盟, “スターバッジについて.” <http://www.archery.or.jp/sports/strabadge/>
- [10] A. Covaci, A.-H. Olivier, and F. Multon, “Third person view and guidance for more natural motor behaviour in immersive basketball playing,” ACM, pp.55-64, 2014.
- [11] 佐野高也, 依田淳也, 中村壮亮, 橋本秀紀, “Vr 技術を用いた身体位置感覚の校正によるパッティングトレーニング

- グシステムに関する研究,” 日本機械学会論文集, vol.83, no.848, pp.16-00293-16-00293, 2017.
- [12] 大脇 遼, 三武裕典, 長谷川晶一, “スキーのための加重中心の付加的音響フィードバック,” スポーツ・アンド・ヒューマン・ダイナミクス講演論文集, vol.2013, pp.3231-3236, 2013.
- [13] 宮内 肇, “ものづくりを活かしたアーチェリー競技力向上への取り組み,” 工学教育, vol.60, no.6, pp.140-145, 2012.
- [14] M. Eltoukhy, S. Asfour, C. Thompson, and L. Latta, “Evaluation of the performance of digital video analysis of human motion: Dartfish tracking system,” International Journal of Scientific and Engineering Research, vol.3, no.3, pp.1-6, 2012.
- [15] T. Cassidy, S. Stanley, and R. Bartlett, “Reflecting on video feedback as a tool for learning skilled movement,” International Journal of Sports Science and Coaching, vol.1, no.3, pp.279-288, 2006.
- [16] 篠田之孝, 村上慎吾, 渡辺雄太, 三戸勇氣, 渡沼玲史, 丸茂美恵子, “モーションキャプチャを用いた日本舞踊の教育用動作解析システムの構築,” 電気学会論文誌A (基礎・材料・共通部門誌), vol.131, no.4, pp.270-276, 2011.
- [17] 安川 洵, 増田 正, “多視点距離画像撮影に基づいた歩行パラメータ推定の精度評価,” バイオメカニズム学会誌, vol.42, no.4, pp.237-242, 2018.
- [18] Z.M.-U.-D. Cheng-Hao Quan and S. Lee, “Analysis of shooting consistency in archers: A dynamic time warping algorithm-based approach,” Journal of Sensors, pp.7471217:1-7471217:6, 2017.
- [19] 吉村ミツ, 酒井由美子, 甲斐民子, 吉村 功, “日本舞踊の「振り」部分抽出とその特性の定量化の試み,” 信学論. D-2, vol.84, no.12, pp.2644-2653, dec 2001.
- [20] 積際 徹, 本元泰穂, 横川隆一, “表面筋電位・踏力計測に基づく自転車競技選手のペダリング動作解析システムの開発,” 日本機械学会論文集, vol.82, no.841, pp.16-00010-16-00010, 2016.
- [21] 西園秀嗣, 中川功哉, 須田 力, 斎藤勝政, “アーチェリーのシューティングにおける筋の作用機序及びリリース時の筋放電休止の出現,” 体力科学, vol.33, no.1, pp.17-26, 1984.
- [22] D. Keast and B. Elliott, “Fine body movements and the cardiac cycle in archery,” Journal of Sports Science, vol.8, no.3, pp.203-213, 02 1990.
- [23] 高井秀明, 久保陽子, 荒木雅信, “アーチェリーにおける世界トップ選手のシューティング動作の時間配分に関する特徴:世界ターゲット選手権大会の男女個人戦のゴールドメダリストを対象として,” 体育学研究, vol.54, no.2, pp.399-404, 2009.
- [24] S. Lloyd, “Least squares quantization in pcm,” IEEE Transactions on Information Theory, vol.28, no.2, pp.129-137, 1982.
- [25] P. Isza, “Tfilter”. <http://t-filter.engineerjs.com/>
- [26] J.H. McClellan and T.W. Parks, “A personal history of the parks-mcclellan algorithm,” IEEE Signal Processing Magazine, vol.22, no.2, pp.82-86, 2005.
- [27] F. Petitjean, G. Forestier, G. Webb, A. Nicholson, Y. Chen, and E. Keogh, “Faster and more accurate classification of time series by exploiting a novel dynamic time warping averaging algorithm,” Knowledge and Information Systems, vol.47, no.1, pp.1-26, 2015.
- [28] 中本和岐, 山田 悠, 鈴木英之進, “動的時間伸縮法に基づく平均時系列生成による時系列データの高速クラスタリング,” 人工知能誌, vol.18, no.3, pp.144-152, 2003.
- [29] 神田崇行, 塩見昌裕, 野村竜也, 石黒 浩, 萩田紀博, “Rfidタグを用いた科学館来館者の移動軌跡の分析,” 情報学論, vol.49, no.5, pp.1727-1742, 2008.
- [30] F. Petitjean, A. Ketterlin, and P. Gancarski, “A global averaging method for dynamic time warping, with applications to clustering,” Pattern Recognition, vol.44, pp.678-693, 2011.
- [31] R.L. Thorndike, “Who belongs in the family ?,” Psychometrika, vol.18, no.4, pp.267-276, 1953.
- [32] “ffmpeg”. <https://www.ffmpeg.org/>
- [33] J. Ellson, “graphviz”. <https://www.graphviz.org/>
(xxxx 年 xx 月 xx 日受付)



川口 碧

東京工業大学院工学院情報通信コース博士後期課程在学中。スポーツフィードバックの研究に従事。



三武 裕玄

2006 年東京工業大学工学部情報工学科卒業。2008 年同大学院知能システム科学専攻修士課程修了。同年日本学術振興会特別研究員。2011 年同専攻博士課程修了(博士(工学))。同年東京工業大学精密工学研究所助教, 現在に至る。インタラクティブキャラクターの研究に従事。



長谷川 晶一 (正員)

1997 年東京工業大学工学部電気電子工学科卒業。1999 年同大学院知能システム科学専攻修士課程修了。同年ソニー株式会社入社。2000 年東京工業大学精密工学研究所助手。2006 年博士(工学)。2010 年東京工業大学精密工学研究所准教授, 現在に至る。バーチャルリアリティ, 力覚インタフェース, ヒューマンインタフェースの研究に従事。

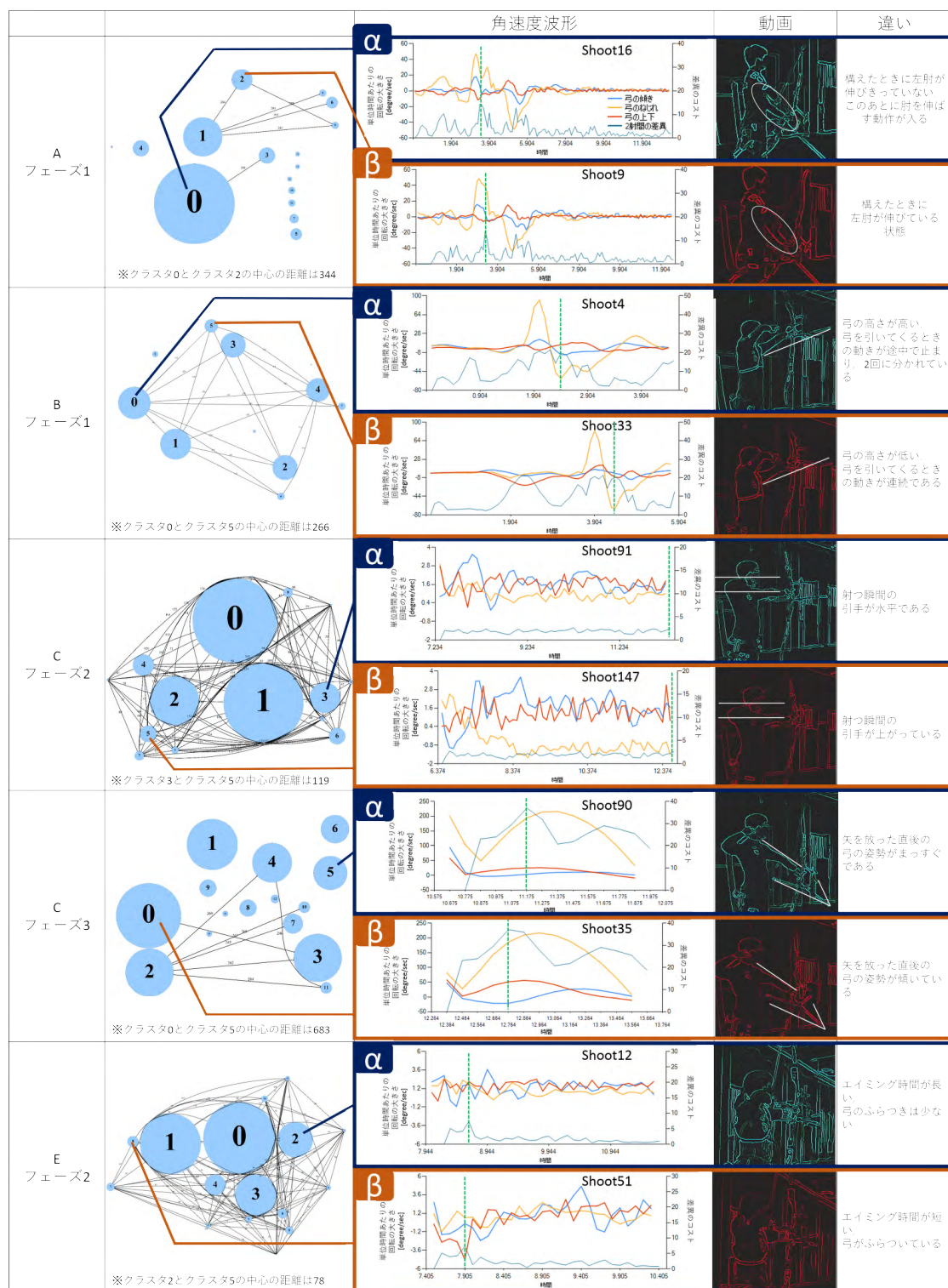


図9 クラスタリング結果と得られた差異

Fig.9 Clustering results and obtained differences.

Abstract This paper proposes a system to classify and visualize archery shootings on an angular velocity sensor attached to the bow. The data is processed with Dynamic Time Warping to determine the similarity between multiple shoots of each player, and classified by k-means method. The system was tested with five middle and advanced level players and differences on shootings such as small shaking, differences in shooting pose and motion speeds during 0.5 seconds were found. Through oral interviews, their instructor pointed out that the differences the system found were meaningful to brush up their shooting skills.

Key words archery DBA Kmeans clustering differences-extraction