

# 競技かるたにおける払いの動作の三次元ボーン表示による可視化

北川 リサ<sup>1</sup> 伊藤 貴之<sup>2</sup>

競技かるたでは、構えた際の姿勢や払い方に選手それぞれの特徴が見られる。実戦で勝ち上がるには場に配置されている 50 枚の札全てを素早く取る必要があるが、そのためには選手の取り方の特徴を分析することが不可欠である。競技かるたに関する既存研究として、競技中の選手の脳の動きを測定したり、手首に加速度センサーをつけて払いの速度を分析する手法は用いられていたが、これらの手法では体に器具を装着して計測するため、自然な状態での計測が困難である。そこで我々は、Google が開発した Mediapipe を使用して動画から抽出した骨格情報を用いて、読まれた札に対しての全身の動き方を分析するための三次元ボーンを表示し、複数の選手の動作を比較できる可視化システムを開発している。本報告では、提案システムを用いて複数の選手の払いの動作を比較した結果を示す。

## 1 はじめに

競技かるたとは、小倉百人一首かるたの 100 枚のうち無作為に選り取った 50 枚を用いて一対一で対戦する競技である。使用する札のうち 25 枚ずつを互いの陣地に並べ、1 枚ずつ取り合い、自陣の札を 0 枚にした方が勝利となる。

競技かるたの実戦で勝ち上がるには、場に配置されている 50 枚の札を相手よりも速く取る必要があるが、そのためには選手自身の取り方の特徴を分析することが不可欠である。陣地の中でどこが得意（または苦手）なのか、また構え方や払い方に修正の必要はないか、さまざまな観点から分析をすることで選手は上達し、より多くの札を速く取れるようになることが期待できる。

多くの選手は対戦相手や指導者から主観的なアドバイスを交換し合うことで自身の取り方の特徴を分析しているが、この方法には 2 つの問題点がある。

1 つ目として、人の目による観察だけでは正確な知見が得られないことがあげられる。競技かるたに限らず、個人の感覚にはさまざまなバイアスが生じやすい。上級者であっても、他者の動き方を見るだけで詳細まで正確に認識できる選手は少ないと考えられる。そのため、個人の観察のみで選手の状態を判断するより、定量的な計測結果も加味する方が正確な知見を得られると考えられる。

2 つ目に、自身と他者との比較の難しさがあげられる。他者の動作は観察者が移動することで任意の角度や距離から見られるが、自身の動作を俯瞰して見る機会はほとんどない。札を払って



図 1: 本手法で構成したシステムのスクリーンショット

いる他者と自身を比べるためには、自身の払いの動画を撮影し、二次元の映像情報と見比べるしかない。そのため、他者と比較したときに体のどの部位がどの程度違う動作をしているのか、詳細まで認識することは難しい。

そこで我々は、競技かるたにて札を取る動作を測定しそれを可視化することで、他者と自身の動作を比較できるシステムを開発している。この提案手法では、選手が複数の箇所の札を取る動作を複数回撮影し、選手の各部位の動作情報を抽出する。この動作情報を、3 次元ボーン表示による選手の動作のアニメーション、および各部位の位置情報のグラフ表示の 2 つの機能を有するインタラクティブな可視化システムで表示する。この 2 つの可視化結果を比較しながら分析することで、複数人の選手の差異を評価できる。

本報告では新たに複数の選手間の払いの動作を比較し、どのような差が見られるか検討した結果を紹介する。具体的には、体格や性別の異なる 2 人の上級者の比較、および初心者と上級者の比較について論じる。

## 2 関連研究

### 2.1 競技かるたに関する研究

本節では測定技術を駆使して競技かるたの上達を支援する研究事例を紹介する。

武田ら [1] は、光脳機能イメージング装置を用いて競技かるたの選手の試合中の脳の変化を測定している。その結果、下の句の読み開始から上の句の読み終わりまでと、場にある札が読まれた際に酸素化ヘモグロビン濃度値が上昇していることが明らかになった。これにより、選手が札を取る際の高度な聴覚情報の受容、認知、処理、俊敏な運動を繰り返す脳の情報処理サイクルを観測している。

山田ら [2] は、手首に加速度センサーと角速度センサーを装着することで競技かるたの札の取得タイミングを計測した。この手法

<sup>1</sup> 学生会員 お茶の水女子大学大学院人間文化創成科学研究科  
g1820512@is.ocha.ac.jp

<sup>2</sup> 正会員 お茶の水女子大学大学院人間文化創成科学研究科  
itot@is.ocha.ac.jp

では、あらかじめ採取した払いの加速度・角速度の情報とそのときの札の取得タイミングを正解データとしておく。続いて、実際に採取したテストデータと正解データの DTW (Dynamic Time Warping) 距離を計算する。そして DTW 距離が最短となるような時刻を算出し、そこがテストデータ上の札の取得時刻であると判定している。実際の競技で選手同士の間を生じる取得タイミングの差は数十ミリ秒程度であるが、この手法では 99.0% のものが 20 ミリ秒以内の誤差で推定することができ、最大誤差は 60 ミリ秒程度となった。

この手法は人体の動きを測定し競技かるたをスポーツとして分析しているという点では本手法と類似しているが、札の取得タイミングを測定することが目的のため、競技中の全身の動作を可視化することを目的とした本手法とは異なる。

## 2.2 骨格抽出に関する研究

人体の骨格情報を抽出する技術は、スポーツ分析をはじめとする多様な目的に既に活用されている。特に、人の動作を撮影し三次元の位置情報を取得するモーションキャプチャを活用した研究事例が多く報告されている。

### 2.2.1 マーカやセンサを使用したモーションキャプチャ

モーションキャプチャの代表的な技術の 1 つとして、人体にマーカやセンサを装着して関節の位置をトラッキングする技術があげられる。この技術は精度が高いが、機器の購入のための金銭的負担や実験に必要な空間の確保などのコストがかかることから、自宅等での気軽な導入が難しいため、本研究では適用していない。

磁気式モーションキャプチャを適用した例として、田中ら [3] はダンスの上達支援システムに用いている。この手法では上級者と初心者それぞれのダンスを可視化することで、自らのダンスを客観的に見ることができる。ダンサーの顔の向きに着目してグラフ表示させることにより、上級者と初心者の違いを明確に表している。

競技かるたはダンスに比べると全身の動きが小さく、また床に座っての競技であることから、ダンスおよび他のスポーツと比べてモーションキャプチャでの測定の難易度が高いが、それにしてグラフなどを用いた可視化による動作の提示は有効であると考えられる。

### 2.2.2 カメラを使用したモーションキャプチャ

赤外線カメラと機械学習を用いて同画像から人物動作を抽出するモーションキャプチャ技術も近年普及している。Microsoft 社の Azure Kinect<sup>\*1</sup> がその代表的なシステムである。Azure Kinect はマーカやセンサを使用せずともトラッキングができる上に、位置情報の精度も比較的高く、安価で導入しやすいというメリットがある。

川西ら [4] は、Azure Kinect を用いて一人のダンサーの反復練習のモーションデータを取得し、体の部位ごとにクラスターリングを適用した結果を可視化している。また Melios ら [5] も同様に、Azure Kinect を用いてダンスの動作をモーションキャプチャし、Unity を用いてダンスの練習をしながらゲームが楽しめるシステム

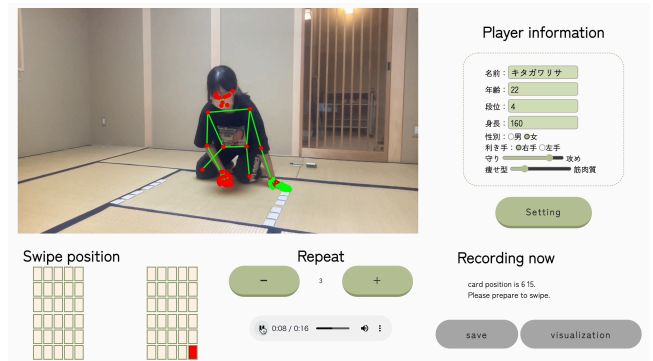


図 2: 払いデータの取得システム

ムを制作している。

## 2.3 機械学習による動画像からの姿勢推定

マーカやセンサ、赤外線カメラ、といった専用の機器を使用せずに、一般的な二次元の動画像から機械学習によって人の関節の位置を推定する姿勢推定技術も近年発達している。この技術は機器の導入コストがかからないことに加え、複数の人物に対しても姿勢推定が可能であるということ、そしてモーションキャプチャを目的とせずに録画した動画像にも適用できるというメリットがある。複数の人物に対して同時に姿勢推定できるという利便性から、サッカーやバスケットボールなどのチームスポーツをはじめ、多様な分野での活用が期待されている。Bridgeman ら [6] はサッカーの試合を撮影した 2 つの動画像から、高速な貪欲法を適用させ、複数の選手の全身の姿勢推定と追跡の精度を大幅に向上している。また Ghasemzadeh ら [7] は、バスケットボールにおいて選手どうしが重なって写っている場面での骨格検出、およびボールの位置情報の取得の手法を提案している。本手法では動画像の機械学習自体を研究対象としているわけではないが、競技かるたに関する姿勢推定の精度を向上させる際には動画像からの動作抽出手法を模索したい。

Long ら [8] は、Mediapipe を用いて対話型ヨガ姿勢指導システムの開発を行った。この研究では、あらかじめ正解となる 14 のヨガポーズを学習しておき、被験者のポーズと比較して修正点を指摘するという手法をとっている。本手法と同じ Mediapipe を用いたコーチングシステムであるが、競技の種類に違いがあると言える。また、競技かるたの場合は体格に合わせた構えを取る必要があり、その種類は多様であるため、正解となる姿勢を定義することが難しい。しかし、Chhaihuoy らの手法と同様にして、似た体格の上級者と比較することで修正点を指摘する、という手法を適用できる。

## 3 可視化システムの提案

本章では、本報告で提案する可視化システムについて説明する。本研究で開発したシステムは以下の 2 つの工程で構成されている。

- 払いデータの抽出
- 払いデータの可視化

\*1 Azure Kinect <https://azure.microsoft.com/>

(1) ではまず競技かるたの払いの動作を撮影し、骨格情報を抽出する。以下、このときに得られる体の部位ごとの位置情報を「払いデータ」と称する。(2) では(1) で得られた払いデータを可視化することで、選手の払いの動作を観察する。以下、3.1 節、3.2 節で払いデータの取得方法、3.3 節で払いデータを抽出するシステムの詳細、3.4 節で可視化システムについて説明する。

本節では競技かるたの払いの動作の測定手法について説明する。本研究では、専用の機器を使用せずとも動画さえ撮影できれば骨格を抽出できることから、多くの選手の情報を収集できるメリットがあると考え、動画からの機械学習による姿勢推定を用いることにした。本研究では Azure Kinect によるモーションキャプチャも試みたが、払いの動作における測定結果の精度はあまり変わらなかったため、動画からの姿勢推定を選択した。

また、当初は全身の骨格抽出を目標としていたが、動画からの姿勢推定も、Azure Kinect による測定も、いずれも下半身の検出の精度が低かった。これは競技かるたの正座のような構えの性質上、カメラから見て下半身が隠れてしまうため、精度が下がることは明らかである。払いの動作の観察は下半身よりも上半身や腕、手の動きが中心になってくるため、主に上半身を分析する方針で研究を進めることにした。

本研究では Google が開発した Mediapipe を用いて姿勢を推定した。他の姿勢推定モデルと比べて軽量であり、他の姿勢推定モデルも試したが、使用するコンピュータの性能によっては動作しなかったり動きが滑らかでない場合があった。将来的にはより多くの選手の情報を集めたいと考えていることから、実行環境を問わず Web ブラウザ上で実行できる Mediapipe を用いることにした。

また、Mediapipe では 1 つのカメラの入力映像から  $x$ ,  $y$ ,  $z$  の三次元座標が推定できる。これにより三次元でのボーン表示による可視化ができ、任意の角度や距離から自身の構えや払いの観察が可能になった。

### 3.1 払いデータの取得システム

払いデータを取得するために、Javascript を用いて Web システムを構築した。このシステムの画面は図 2 の通りである。

1. 動画とボーン表示
2. 選手情報の入力フォーム
3. 払う位置の選択パネル
4. 読み上げ音声のコントロールパネル
5. 現在の状態を表示するメッセージボックス

の 5 つで構成されている。

画面には Web カメラで取得した動画に合わせ、リアルタイムでボーン情報を表示している。動画表示の右側には、各選手を区別するための選手の情報を入力するフォームを設置している。全ての欄を入力後 Setting ボタンを押すことで、選手の情報が保存される。

計測の際は、まず畳の上に競技で使用する空間と同じ 87cm × 44.5cm の競技線を設定し、任意の場所に札を配置する。このときユーザは、札を払う場所をシステム上で自由に選択できる。後述する可視化の過程でクラスタリングを適用するため、ここで取

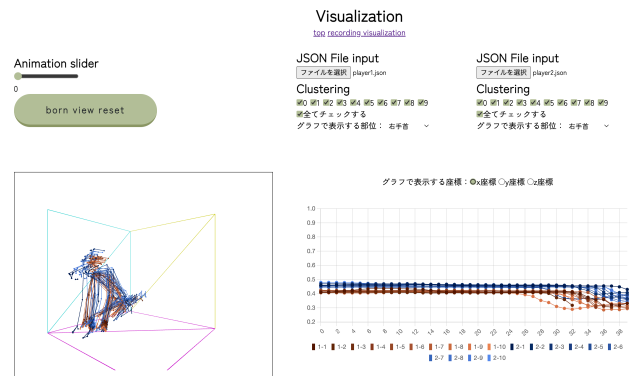


図 3: 可視化システム

得した払った札の場所の位置情報を払いデータと合わせて記録する。

再生ボタンを押すと札の読み上げが始まり、同時に記録の準備を開始する。読まれる札は 1 種類の札のみで、コントロールパネルのカウンターで設定できる回数だけ繰り返し読まれるようにした。実際の競技では札はランダムに読まれるが、本手法では反応の速さではなく払う際の体の動きのみに着目しているため、同じ札を繰り返し読む設定にしている。ここで、読まれる札は一字目を聞けばその札であると判定できる札（「一字決まり」と呼ばれる）に限定し、被計測者には読まれた瞬間に払うよう指示する。また、上の句が読まれる 1 秒前に身体的位置情報を記録し始め、その 3 秒後には記録を停止することで、記録時間を最小限に抑え、データ量の増加を抑える。

カウンターで指定した回数の払いデータを測定し終わると、Save ボタンがアクティブになる。選手情報を含む払いデータを json 形式で書き出すことで、ローカルファイルとして保存する。

### 3.2 可視化画面

可視化システムの画面を図 3 に示す。システムは大きく以下の 4 つの画面

- ボーン表示コントロールパネル (左上)
- ファイル読み込みとクラスタリングパネル (右上)
- ボーン表示 (左下)
- グラフ表示 (右下)

で構成されている。

本システムでの可視化では、まず上部のコントロールパネル右側に設置されている 2 つのボタンから 2 人の選手の json ファイルをそれぞれ読み込む。読み込みが終わるとボーンとグラフが表示される。

その後、ボーン表示コントロールパネル上側にあるバーをスライドさせることで、払いの動作がアニメーションで再現される。同じ場所を払ったときの骨格情報が重ねて表示されるため、体全体の動きを比較しながら観察できる。また、ボーン表示のキャンパス上でドラッグしたり 2 本指でスクロールすることで、任意の角度や位置からボーンを表示させることができる。

グラフ表示の画面では、体の部位ごとの座標値の時系列変化を

表している。横軸は時刻（フレーム ID）、縦軸はグラフ上のラジオボタンで選択した座標値を示している。Mediapipe では座標を x,y,z の三方向で取得し、それぞれを 0 から 1 の間で正規化して出力しているため、グラフの縦軸は最小で 0、最大で 1 になる。グラフもボーン表示と同様に、キャンバス上でドラッグしたり 2 本指でスクロールすることで、拡大縮小や表示させる位置の移動ができる。

クラスタリングパネルでは計測した全ての払いの中から表示させたいデータを選択することで、自由に表示を変えグラフを見比べながら考察ができる。

各選手を識別しやすいように、ボーン表示、グラフ表示ともに、1 人目の選手のデータを橙色、2 人目の選手のデータを青色で描画する。さらに、各選手の計測の時系列変化を、各色のグラデーションを用いて表現している。全計測のうち開始に近い時刻の計測結果を暗い色で、終了に近づくにつれて明るい色で描画した。

## 4 実行結果

本章では、提案手法を用いた以下の 2 種類の実行結果を示す。具体的には、1 回目が上級者間の比較のための実行結果、2 回目が初心者と上級者の比較のための実行結果である。

本実験にて払いデータを採取する際に、3 秒間にわたって骨格情報を抽出した結果、平均 45 フレーム分の骨格情報が抽出された。つまり、Mediapipe を採用することで、毎秒約 15 フレームで骨格を抽出できたことになる。

### 4.1 上級者同士の比較

まず、上級者間で構えや払いに差が見られるかを比較した。2 人の選手はともに右利きで、競技かるた歴が 5 年以上、A 級四段の実力者である。橙色で描画されている選手 1 は身長 160cm の女性、青色で描画されている選手 2 は身長 180cm の男性である。同程度の実力を有する両選手に対して、体格や性別によるプレースタイルの差異が見られるかを検証した。

本実験では、選手が自陣右下段<sup>\*2</sup>を払う動作を撮影した。以下、その結果を示す。

#### 4.1.1 ボーン表示

2 人の選手のボーンを表示した例を図 4 に示す。ボーン表示で身体の各部分を見比べたところ、2 人の間で最も差が顕著であったのは頭部の高さであった。図 4 中の○で囲んだ部分からも確認されるように、身長は選手 2 の方が高いにも関わらず、頭部は選手 1 の方が高かった。

ボーンによる可視化は、競技かるたの払いデータの表示に適しているだけでなく、複数の選手を比較する際にも有効である。さらに、三次元でのボーン表示により、通常は見られない角度からの観察ができることから、より詳細な考察が可能である。このような複数回にわたる選手の払いの動作の比較は、一般的な動画からでは難しいが、本手法によるボーン表示によって容易になる。

#### 4.1.2 グラフからの考察

本節では、ボーン表示を観察しながらグラフを比較することで、より詳細な考察を論じる。ここでは各選手の 10 回の動作か

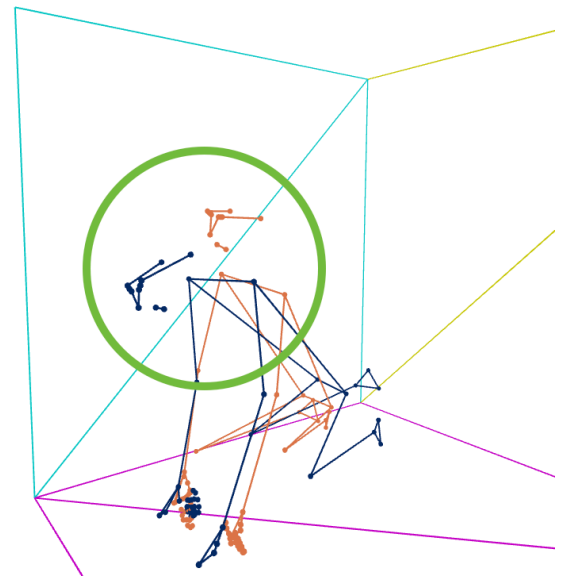


図 4: ボーン表示による頭部の高さの比較

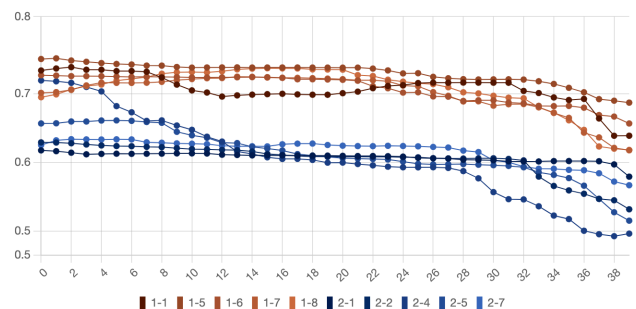


図 5: グラフ表示による鼻の y 座標の比較

ら 1,2 回分を選択し、表示を変えながらそれぞれを比較して考察した。このとき、Mediapipe による推定の精度が 95% 以下になってしまった部位に関してはデータが抽出されていないため、測定結果によってはグラフに途切れが生じることがある。そこで本節では、グラフ表示が途切れていない動作を優先して選択した。

前節にて、2 人の選手の動作の中でも頭部の高さにも最も顕著な差があったことを示した。このことは、鼻の y 座標を表示したグラフ（図 5）からも明らかである。著者らは身長に比例して頭の高さが変わると予想していたが、その予想は覆され、プレースタイルにより変動があることが明らかになった。

次に、払いの際に最も動きが大きくなる右手首について比較する。本報告では「払い始め」と「払い終わり」について着目したが、払い始めについてはタイミングは各選手の間でもバラつきが見られ、2 人の選手の間で有意な差異を確認できなかったため、本報告では考察を割愛する。一方で、払い終わりについては 2 人の選手の動作の中で顕著な差が見られた。そこで以下、払い終わりの姿勢について考察する。

図 6 に示す通り、払い終わったときに選手 1 は右手をあげて

\*2 自陣右下段は右利きの選手にとって最も払いやすい場所とされている。

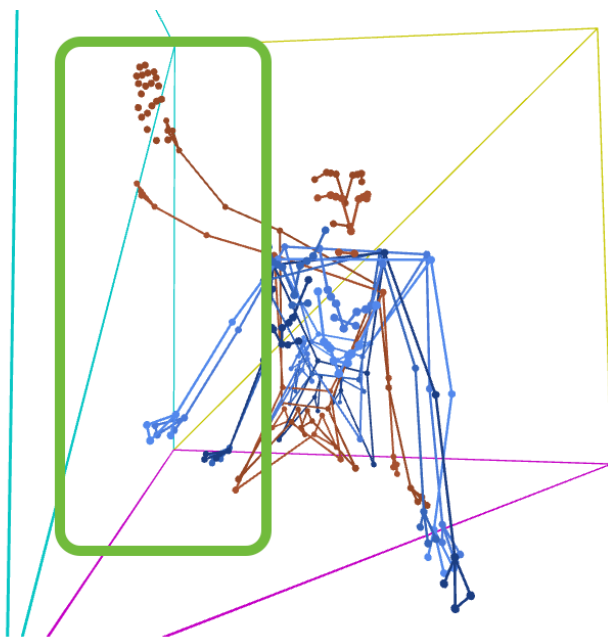


図 6: ボーン表示による右手の高さの比較

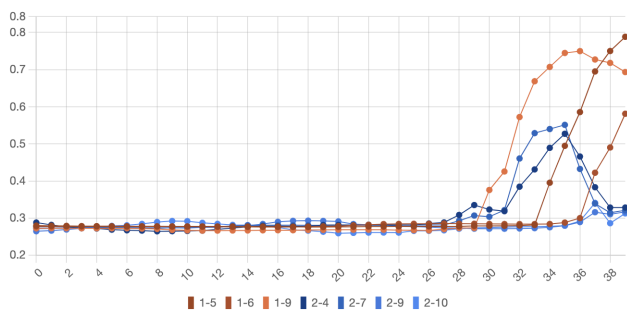


図 7: グラフ表示による右手首の y 座標の比較

いるのに対し、選手 2 は地面に近いところに右手を置いている。ボーンのアニメーション表示から、選手 1 は肩を支点にして腕を振り子のように振り上げて払っており、選手 2 はコンパクトな動きで右へ平行移動したような払いをしていることが確認された。このとき、右手首の y 座標のグラフ表示は図 7 の通りである。このグラフから、34 フレームあたりまでは 2 人とも同様に上へ移動しているが、選手 1 はそのまま上へ移動し続け、選手 2 は地面へ戻るように動いているのが確認される。

#### 4.1.3 考察のまとめ

上記の実行結果から、選手 1 は払い終わった後に腕を振り上げているのに対し、選手 2 はコンパクトな動きで地面に着地していることがわかった。

以上のように、提案システムを用いてボーンとグラフによる可視化を併用することで、同じ A 級四段の選手でも体格や性別によって動作に差異が見られることが確認された。

## 4.2 初心者と上級者の比較

次に、初心者と上級者で構えや払いに差が見られるか比較した。橙色で描画されている選手 1 は右利きの身長 155cm の女性で、競技かるたはほとんど経験がない初心者である。青色で描画されている選手 2 は右利きの身長 160cm の女性で、競技かるたの経験が 5 年以上、A 級四段の実力者である。競技かるたの経験の有無により、どのような差異が見られるかを検証した。

### 4.2.1 自陣右下段を払った際の比較

前述した実験と同様に、選手が自陣右下段を払う動作を撮影した。2 人の選手が札を払う一連の流れをボーン表示させたものを図 8 に示す。2 人のボーンを重ねて表示させて 1 フレームずつ動かしながら比較することで、複数の選手間で動き方の差異を詳細に認識できる。

図 8a では 2 人の選手が動き出す前の様子を表しており、この時点で上級者である選手 2 の方が頭が高いことがわかる。しかし、前節での上級者間での比較から、上級者の中でも頭部の高さには個人差があることがわかっている。このことから、頭部の高さや経験の有無には関係がないことが示唆される。

選手 1 は事前に選手 2 の構えを参考にした上で実験に臨んだこともあり、構えに関しては頭部の高さ以外の差異はほとんど見られなかった。

次に、図 8b, 図 8c, 図 8d について比較する。この間に上級者である選手 2 には払いの動作が見られるが、選手 1 は選手 2 が払い終わるまで動き出すことができなかった。本実験では払いの動作を複数回記録したが、いずれの記録においても選手 2 の方が動き出しが早いという結果になった。

ここから、選手 1 と選手 2 では動き出しの早さが顕著な差異であるといえる。

### 4.2.2 敵陣左下段を払った際の比較

次に、選手が敵陣左下段を払う動作を撮影した。2 人の選手が札を払う一連の流れをボーン表示させたものを図 9 に示す。

図 9a では 2 人の選手が動き出す前の様子を表している。この時点では前節での結果と同様に、頭部の高さ以外の差異はほとんど見られなかった。

次に、図 9b, 図 9c, 図 9d について比較する。図 9c の時点で上級者である選手 2 は札を払っている最中であると推定されるが、選手 1 はまだ動き始めたばかりであることがわかる。

また、図 9c, 図 9d を通して、選手 1 は手だけを振り回したような動きをしているのに対し、選手 2 は右手側の方向へ大きく体を動かしている。ここから、動き出しの早さに加えて重心移動の有無にも差異があるとわかった。

### 4.2.3 考察のまとめ

上記の実行結果から、初心者である選手 1 と上級者である選手 2 は構えに関しては大きな違いは見られないが、選手 2 の方が動き出しが早いということがわかった。

また、敵陣左下段を払う際には選手 1 は手だけを動かして払っているのに対し、選手 2 は体全体を使った重心移動を行っていることもわかった。選手 2 は体を大きく動かし重心を移動させることによって加速し、払いの動作を速くしていると考えられる。自陣右下段を払う際には上級者である選手 2 も手だけを動かして

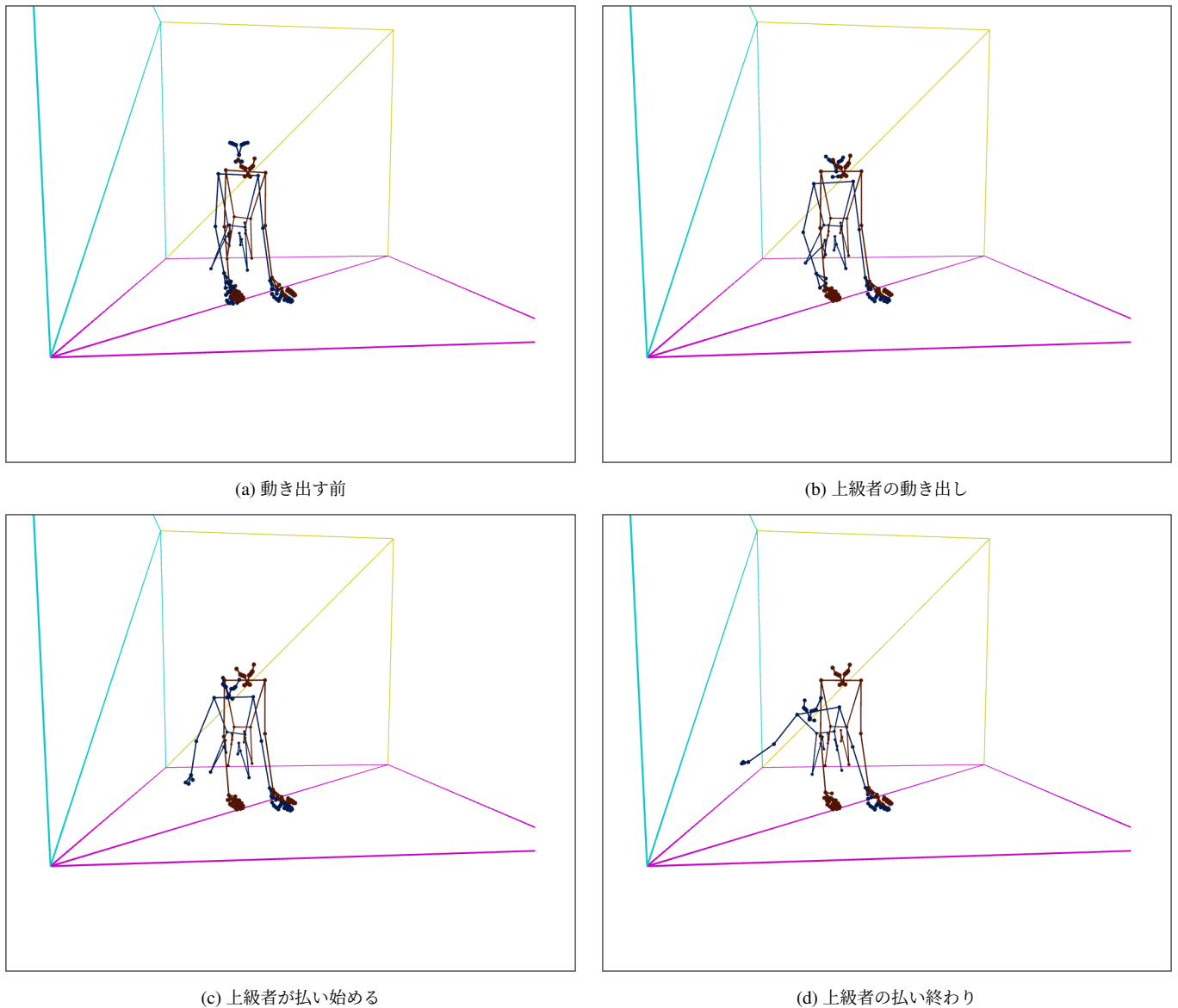


図 8: アニメーション表示

払っていたが、敵陣左下段のような少し距離のある箇所を払う際には重心移動を行う必要があると予想される。

以上のように、提案システムを用いて三次元ボーン表示によるアニメーションを用いることで、初心者と上級者にどのような差異が見られるか可視化することができた。

## 5 まとめ・今後の課題

本報告では、競技かるたの払いの動作を対象として我々が開発した可視化システムを用いて、複数の選手の動作の違いを比較した結果を示した。具体的には、上級者同士の比較に加えて、初心者と上級者の払いの動作を比較することで、経験の有無により生まれる差異を発見することができた。

我々が開発するシステムでは、まず姿勢推定を適用して払いの動作を測定し、続いてボーン表示とグラフ表示を搭載したシステ

ムによって測定結果を可視化する。この可視化システムにより、複数の選手の払いの動作を詳細に比較し、部位ごとの差異を発見できる。三次元のアニメーション表示と各部位の位置情報のグラフ表示の2つの機能を有するインタラクティブな可視化は、競技かるたの動作を可視化する手法として適していると言える。この可視化手法を用いて初心者と上級者と比較することで、初心者の技術の上達に役立つようなシステムを構築できると考えている。

今後の展望として、より多くの選手の払いの動作を計測し、自身と他の選手の払い方を比較できるシステムを構築したい。各選手の払いの動作から特徴を抽出し、自身と類似度の高い選手を算出できれば、選手の競技能力の向上に役立つと期待している。本研究で開発した払いデータの取得システムは Web ブラウザ上で動作するため、他の選手のデータの収集は環境面で容易である。複数の選手にわたる払いの動作をどのように比較し評価するかは

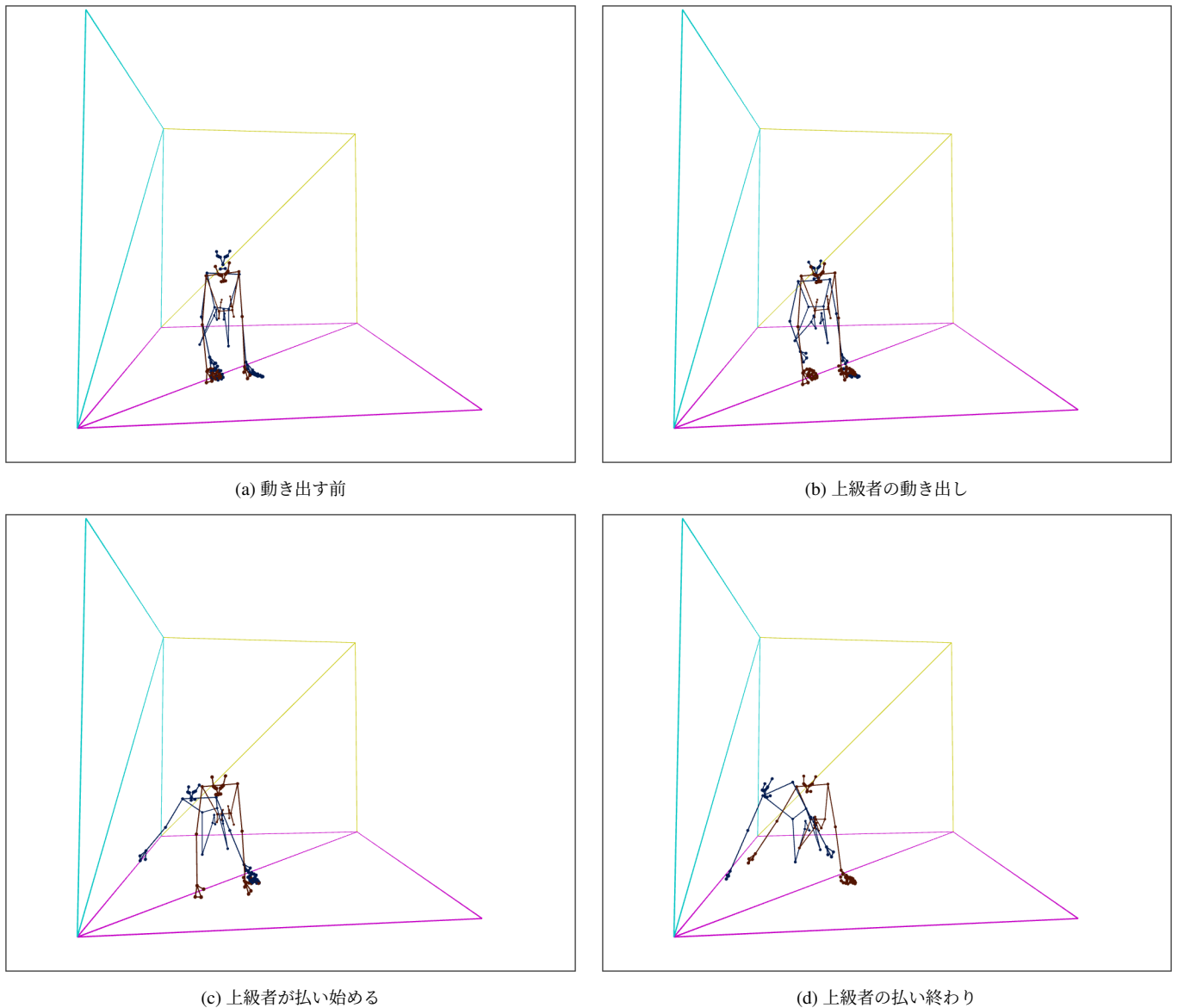


図 9: アニメーション表示

模索中であるため、今後の課題としたい。

また、現在では選手に対する評価軸として自陣右下段の払いの動作を比較しているが、別のパターンも測定することで選手間の新たな差異を探索したいと考えている。この課題にあわせて、札を取るタイミングの測定手段についても模索したい。

## 参考文献

- [1] 武昌昌一, 長谷川優, 平井祥之, 小杉年範, 津久井勤, 山本誠一. 百人一首かるた選手の競技時の脳の情報処理に関する研究. 近畿大学 生物理工学部 紀要, Vol. 24, pp. 33–43, 2009.
- [2] Hiroshi Yamada, Kazuya Muraio, Tsutomu Terada, and Masahiko Tsukamoto. A method for determining the moment of touching a card using wrist-worn sensor in competitive karuta. *Journal of Information Processing*, Vol. 26, pp. 38–47, 2018.
- [3] 田中佑典, 齊藤剛. モーションキャプチャを用いたダンス上達支援システムの開発. 第 75 回全国大会講演論文集, 第 2013 巻, pp. 225–226, 2013.
- [4] 川西真美, 土田修平, 伊藤貴之. ダンスモーションの反復練習とその上達過程の可視化. インタラクシオン 2021, 2021.
- [5] Panagiotis Melios. Creative dance learning platform using microsoft azure kinect. In *UNIVERSITY OF CYPRUS DEPARTMENT OF COMPUTER SCIENCE*, 2021.
- [6] Lewis Bridgeman, Marco Volino, Jean-Yves Guillemaut, and Adrian Hilton. Multi-person 3d pose estimation and tracking in sports. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops*, 2019.
- [7] Seyed Abolfazl Ghasemzadeh, Gabriel Van Zandycke, Maxime Istasse, Niels Sayez, Amirafshar Moshtaghpour, and Christophe De Vleeschouwer. DeepSportlab: a unified framework for ball detection, player instance segmentation and pose estimation in team sports scenes. *The 32nd British Machine Vision Conference*, 2021.
- [8] Chhaihuoy Long, Eunhye Jo, and Yunyoung Nam. Development of a yoga posture coaching system using an interactive display based on transfer learning. *The Journal of Supercomputing*, Vol. 78, No. 4, pp. 5269–5284, 2022.