

競技かるたにおける払いの動作の可視化

北川 リサ[†] 伊藤 貴之[†]

[†] お茶の水女子大学理学部情報科学科 〒 112-8610 東京都文京区大塚 2 丁目 1-1

E-mail: †{g1820512,itot}@is.ocha.ac.jp

あらまし 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、構えや全身の動き方に関する研究は見当たらない。また、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。そこで本報告では、Google が開発した PoseNet を使用してカメラで撮影した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可視化システムを提案する。

キーワード 競技かるた, スポーツ分析, PoseNet, 骨格抽出

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び取った 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。

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札を取る能力の向上を図っているが、この方法には 3 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、個人の感覚に頼った意見にはさまざまなバイアスが生じやすい。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した方が選手の成長につながる客観性の高いアドバイスを実現できると考えられる。

2 つ目として、複数の対戦相手から全く異なったアドバイスを受け取る可能性があげられる。競技かるたは老若男女問わず参加可能な競技であるため、各選手の特性に適合したプレースタイルの確立が必要である。年齢・性別はもちろん、地域や会によってプレースタイルに大きな差異があるため、指導者によって異なるアドバイスをする状況は容易に想像できる。熟達した選手ならば複数のアドバイスの中から自分に必要なものを選択できるかもしれないが、初心者にとっては取捨選択が難しく、自分の特性に適合していないアドバイスを受け入れてしまうことは往々にしてある。

3 つ目として、身近に適切なアドバイスを与えられる人材が少ない場合があげられる。競技かるたを始めたばかりの初心者の周りに優れた指導者がいなければ、取り方に関する改善点を自ら見つけることは困難であろう。

そこで我々は、札を取る動作を測定しそれを可視化することで、他者からのアドバイスに頼らずに競技能力の向上を支援できるシステムを構築したいと考えた。本研究では、札を取る動作を可視化することで各選手の改善すべき点を明らかにすることを目的としている。

本報告の提案手法では、同一の選手が複数の箇所（本報告で

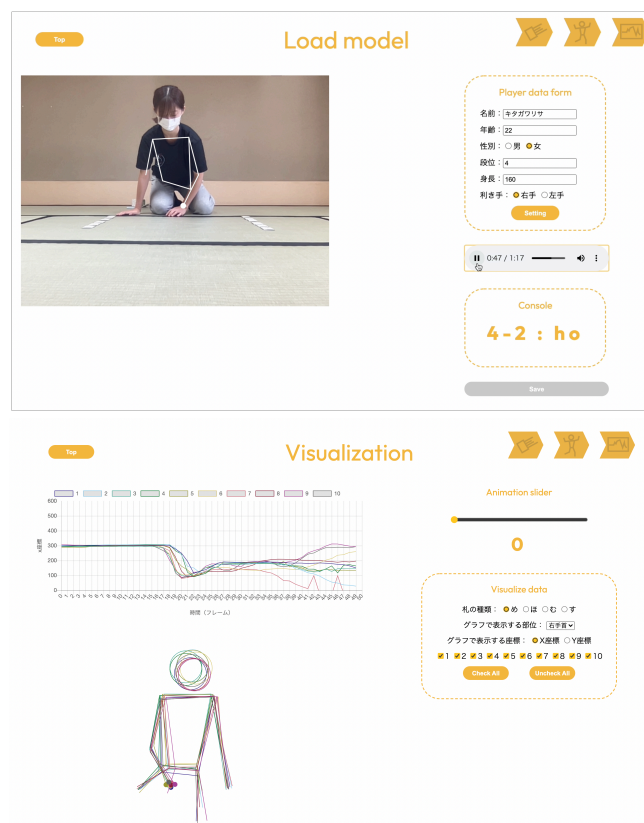


図 1 本手法で構成したシステムのスクリーンショット

は4箇所)の札をそれぞれ複数回(本報告では10回)取っている様子を撮影し、選手の各部位の動作情報を抽出する。この動作情報を、選手の動作のアニメーション表示、および各部位の位置情報のグラフ表示、の2つの機能を有する可視化システムで表示する。これと同時に、札の置き場所のうちどの場所が選手にとって得意(または苦手)なのかを数値評価することで、選手が札を取る動作を評価する。

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と角速度センサ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、この手法では最大誤差が400ミリ秒程度となったため実用には向いていない。なお山田らは、野球やバスケットボール、ダーツなどの他のスポーツにもこの手法を適用させて動作タイミングの時刻を検出している[3]。

これら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、武田らの手法では競技中の脳の変化を測定すること、山田らの手法では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評価することを目的とした本手法とは異なる。競技かるたの上達を支援する研究はまだ少なく、全身の骨格を抽出して払いの動きを分析する研究は我々が検索した限りでは見当たらなかった。

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3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[4]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の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、それにしても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Kinectがその代表的なシステムである。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[5]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リングを適用した結果を可視化している。またMeliosら[6]も同様に、Microsoft 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を制作している。

2.3 機械学習による動画からの姿勢推定

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2次元の動画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[7]はサッカーの試合を撮影した2つの動画から、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[8]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からの動作抽出手法を模索したい。

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。

(1) 払いのデータの抽出

(2) データを用いて可視化

(1) ではまず競技かるたの払い動作を撮影し、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。

3.1 払いデータの取得

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画像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、動画画像からの機械学習による姿勢推定を用いることにした。Azure Kinect によるモーションキャプチャを試みたが、払い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、動画画像からの姿勢推定を選択した。

当初は全身の骨格抽出を目標としていたが、動画画像からの姿勢推定も、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すすめることにした。

本研究では Google が開発した姿勢推定モデルの1つである PoseNet を採用した。他の姿勢推定モデルと比べて軽量である点が PostNet の特徴である。さらに、オープンソースの機械学習用ライブラリである TensorFlow.js で動作し、Web ブラウザ上で実行が可能である上に、FPS20 以上の滑らかな動きを取得できるという特徴がある。他の姿勢推定モデルも試してみたが、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。

本報告では1人の選手に対する評価を実施しているが、将来的にはより多くの選手の情報を集めて可視化し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 PoseNet を用いることにした。

3.2 払いデータの取得過程

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、四隅に札を1枚ずつ配置する。本手法では、1音目が読まれた時点でその札だと判別できる一字決まりの札の4種類(む、す、め、ほ)を使用する。後述する通り、本手法では払った場所ごとに独立にクラスタリングを適用した結果を可視化することから、測定の間は札の配置を図2のように固定

した。以下、“め”が自陣右下段、“ほ”が自陣左下段、“む”が敵陣右下段、“す”が敵陣左下段に配置されていると定義する。

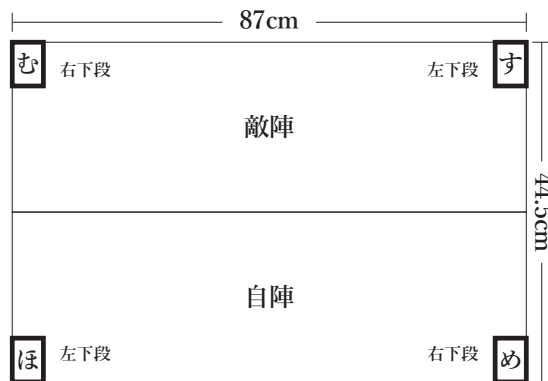


図2 札の配置

続いて、用意しておいた札をあらかじめ読み上げて録音した音声を再生し、読まれた札を払う。毎回の払い方に差異が生じることから、各場所について一定以上の回数(現時点では10回)の払い動作を測定した。

3.3 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、TensorFlow.js をベースとして制作された ml5.js を用いた。このシステムの画面は図3の通りであり、(1) 選手情報の入力フォーム (2) 読み上げのコントロール (3) Save ボタン (4) 動画とボーンの表示の4つで構成されている。

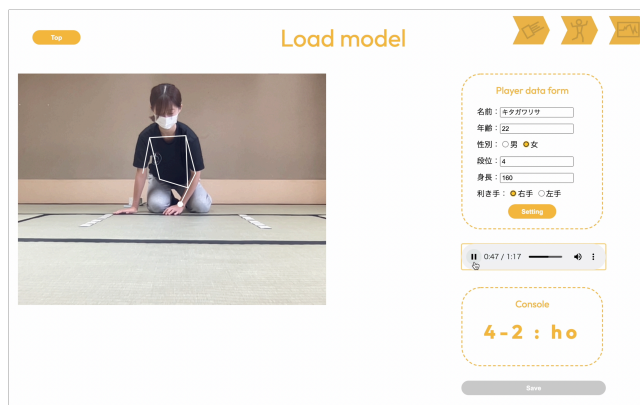


図3 払いデータの取得システム

現時点では1人の選手のための払い動作を可視化しているが、今後より多くの選手の情報を集めたいと考えたため、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。

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。読まれる札は使用する4種類の札のみで、一定回数(現時点では各10回)ずつ読まれるように設定した。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、“め”、“

ほ”, ”む”, ”す”の順で繰り返し読む設定にしている。また, 上の句が読まれ始めた瞬間に体の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ている。なお, クラスタリング処理で参照するために, 払いデータと合わせて読まれた札の名前も同時に記録している。

所定の回数(現時点では合計40回)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り, 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。

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する。PoseNet では目や耳なども含めた合計16箇所の位置情報を取得しているが, 本手法では視認性を高めるために, 肩から膝までの部位以外の描画を非表示にしている。

3.4 可視化画面

可視化システムは払いデータの取得システムで書き出した json ファイルを読み込んで使用する。このシステムの画面は図4の通りである。

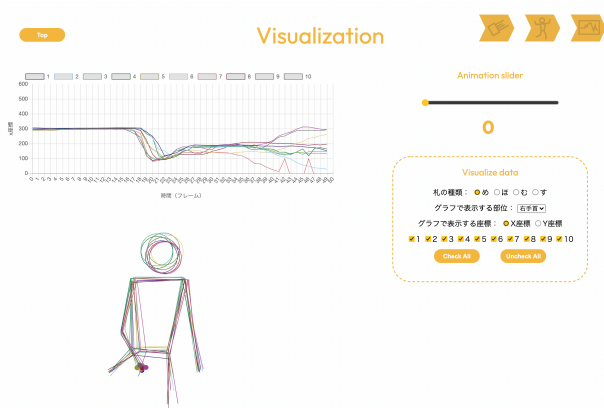


図4 可視化システム

可視化システムは大きく3つの画面で構成されている。左側から(1)グラフを表示する画面(2)ボーン表示を行う可視化画面(3)データの選択などを行う操作画面となっている。

本システムでの可視化では, まずはじめに画面に表示される File Open でデータを読み込む。読み込みが終わると図4の画面へと遷移し, 右側の操作画面で表示させたい札を選択する。本手法では払った場所ごとに動作を評価するため, 払った札ごとに独立にクラスタリングを適用している。その後, 操作画面上部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。

左上のグラフ表示の画面では, 体の部位ごとの時間経過による位置の変化を表している。グラフで表示させる部位・座標・データ数を選択することで, 自由に表示を変えグラフを見比べながら考察ができる。

4 実行結果

4.1 測定結果

払いデータを採取する際に, 上の句を読み始めてから3秒間にわたって骨格情報を抽出した結果, 60~65フレーム分の骨格情報が抽出された。つまり, ml5.js を採用することで, 毎秒約20フレームで骨格を抽出した。

4.2 ボーン表示

複数回にわたる自分自身の払い動作を一般的な録画から比較するのは難しいが, 本手法を用いてボーン表示を重ね合わせることによって, 体の動きのバラつきを可視化できた。このボーンによる可視化は, 競技かるたの払いのデータを表示させるのに最適であり, 同一選手の払いを比較するだけでなく複数人の選手の払いを比較する際にも有効であると言える。

以下, 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。

4.3 グラフからの考察

図5, 6, 7, 8は, それぞれの札を払った際の右手首のx座標の時間経過を表すグラフである。札を払う際には選手の利き手のみで払うため, 右手首に着目することで払いの動作について考察できると考えた。

4.3.1 4つのグラフの比較

まず4つのグラフ全てにおいて, 15コマあたりで位置変化が開始し, 20~24コマあたりで変化のピークが現れているのがわかる。このことから, 15コマあたりで手が動き始め, 20~24コマあたりで手が振り終わったと考えられる。現時点では札に触った瞬間について測定できていないため, 触るまでの時間を比較することはできなかった。

また, 他の3つの図に比べて図8は明らかにバラつきが少なく見える。つまり, 今回測定した4箇所の中では一番払い慣れている場所が”め”の札が配置されている自陣右下段であると推定される。実際に競技かるたでは自陣下段の利き手側は一般に取りやすい場所とされており, この選手は右利きであるため妥当な結果が得られたと言える。

4.3.2 ”め”(図8)と”す”(図6)を比較

次に, 自陣右下段にある”め”, 敵陣左下段にある”す”を払った場合で比較をする。どちらも選手から見れば右手側に位置している札である。本手法では選手の目の前から動画を撮影しているため, 同じ右側に位置している札を払う際にはx座標の移動値は大きな差がないと予想していた。しかし測定の結果, ”す”を払った場合の方が大幅に位置変化が大きいことが明らかになった。

競技かるたでは, 自陣から遠い場所に配置されている札は, 手の加速度を大きくすることで速く取ることが多い。今回測定した選手も, 同様に敵陣左下段を取る際には加速度を大きくしているために, 札に触った後も手の動きが止まらず, その結果x座標の変化が大きくなったと考えられる。

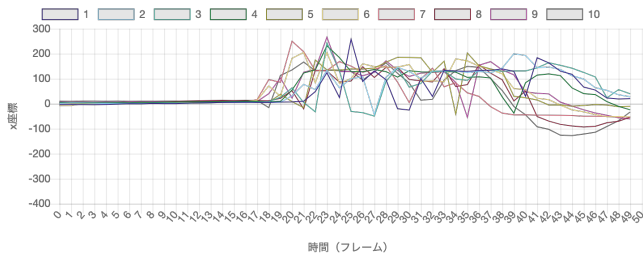


図 5 む (敵陣右下段) 右手首の x 座標

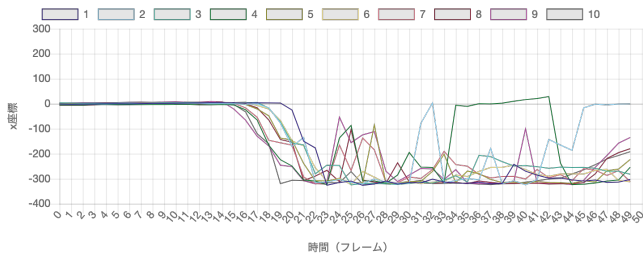


図 6 す (敵陣左下段) 右手首の x 座標

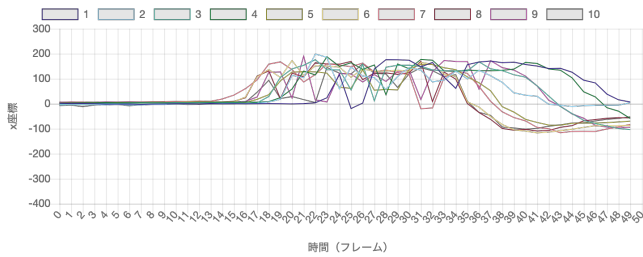


図 7 ほ (自陣左下段) 右手首の x 座標

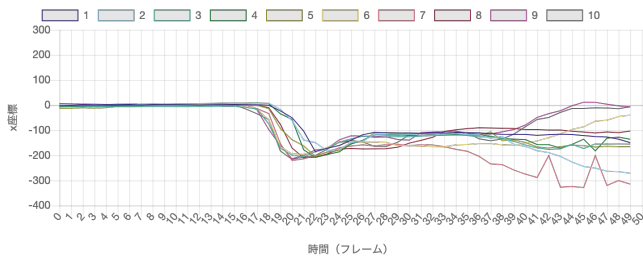


図 8 め (自陣右下段) 右手首の x 座標

4.3.3 ”む”(図5)と”ほ”(図7)を比較

続いて、選手から見て左手側に位置している札を比較する。右手側の2枚に比べると、敵陣と自陣の差はそこまでないように見える。しかし、20フレーム前後に着目すると、自陣左下段にある”ほ”を払う時の方が位置変化が滑らかであるように見える。この2つの動きを図9に示す。敵陣右下段を払う際には先に敵陣の①の方向に移動し、その後x座標の②の方向に移動しているため、x座標の位置が急激に変化したと予想できる。自陣左下段を払う際には②の方向へのみ移動するため、x方向への移動をすぐに始められるため位置変化が緩やかになったと考えられる。

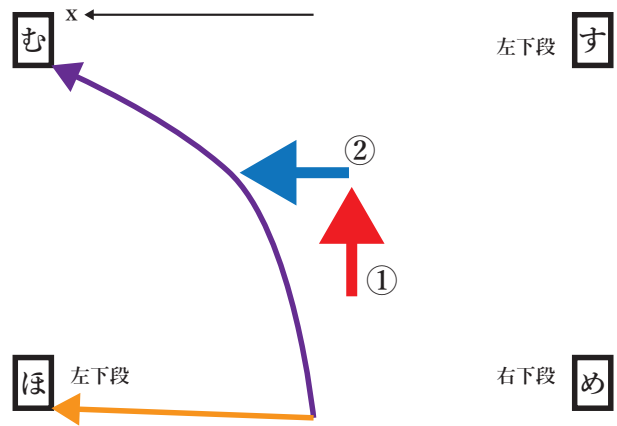


図 9 左手側を払う際のイメージ

4.4 考察のまとめ

上記の実行結果を踏まえて、実行例の対象となった選手の払い動作に関する考察を以下にまとめる。

- 自陣右下段は他の3箇所と比べて払い方のバラつきが少ないため、得意である。
- 敵陣左下段を払う際には横方向へ大きく加速しており、比較的苦手な場所である。
- 右手側はスムーズに払えているが、左手側は横方向への移動がスムーズにできていない。
- 敵陣右下段を払う先には横方向へはあまり移動しておらず、突くような形で払っている。

5 まとめ・今後の課題

本報告では、競技かるたの払い動作の可視化システムを提案した。提案システムでは、まず姿勢推定を適用して払い動作を測定し、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、選手が同一の場所を複数回払った際のズレや、札の場所ごとの得意(あるいは苦手)な点を発見することができた。PoseNetを用いた姿勢推定は本研究の目的に十分な性能を有しており、しかも一般的なカメラとWebブラウザを用いた手軽な環境での測定が可能であった。

今後の展望として、複数の選手の払い動作を計測し、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ていきたい。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動作をどのように比較するか、またその実装方法については模索中であるため、今後の課題としたい。

また、現在では同一選手に対する評価軸として、札の場所ごとに払い動作を比較しているが、別のパターンも測定することで、得意な札と場所の組み合わせを探索したい。具体的には、

同じ札を違う場所に置いた場合や、同じ場所に違う決まり字の札を置いた場合などについて測定を進めたい。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。

文 献

- [1] 武田昌一, 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. *Memoirs of the Faculty of Biology-Oriented Science and Technology of Kinki University*, No. 24, pp. 33–43, 2009.
- [2] 山田浩史, 村尾和哉, 寺田努, 塚本昌彦. 手首装着型センサを用いた競技かるたにおける札取得者判定システム. 情報処理学会シンポジウムシリーズ (CD-ROM), 2015.
- [3] 山田浩史, 村尾和哉, 寺田努, 塚本昌彦. ウェアラブルセンサを用いたジェスチャ中の任意動作発生タイミング検出手法. 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), Vol. 2018, No. 7, pp. 1–8, 2018.
- [4] 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, Vol. 2013, No. 1, pp. 225–226, 2013.
- [5] 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, Vol. 2021, , 2021.
- [6] Panagiotis Melios. Creative dance learning platform using microsoft azure kinect. 2021.
- [7] 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*, June 2019.
- [8] 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. *arXiv e-prints*, p. arXiv:2112.00627, December 2021.