5．OpenPose を活用した投の形・浮落の動作評価に関する基礎的研究

摂南大学　横山　喬之
福岡大学　坂本　道人
摂南大学　久保田誠也

キーワード：柔道形競技、投の形、浮落、OpenPose、DTW

5．A basic study on the motion analysis of Uki-Otoshi in Nage no Kata using OpenPose

Takayuki YOKOYAMA　(Setsunan University)
Michito SAKAMOTO　(Fukuoka University)
Seiya KUBOTA　(Setsunan University)

Key words : Judo Kata competition, Nage no Kata, Uki-Otoshi, OpenPose, DTW

Abstract

While the number of tournaments and participants in Judo Kata competitions has been increasing, the shortage of instructors capable of providing specialized guidance remains a challenge. To address this issue, we investigated the feasibility of implementing a motion evaluation system by analyzing performance movements in Kata competitions using OpenPose, a deep learning-based technology.

In this study, we focused on the "Uki-goshi" technique from the Nage no Kata and conducted motion analysis of skilled practitioners and beginners using OpenPose. Additionally, we quantified and compared the similarities between the movements of skilled practitioners and beginners using Dynamic Time Warping (DTW).

The results suggested the usefulness of motion analysis with OpenPose. While further examination of the validity of the similarity metrics is needed, the study indicated the potential to evaluate the key body movements of the Tori (thrower) and Uke (receiver) using similarity measures.

Ⅰ．はじめに

1．形競技の特性

柔道における「形と乱取」は「文法と作文」と例えられ、どちらも偏ることなく稽古することが柔道修行者に求められる。しかし、オリンピック競技大会や世界柔道選手権大会などを代表として「柔道＝乱取」という乱取柔道を重視する傾向が高まり、形を稽古として行うことが減少していった。多くの柔道修行者にとって、形は昇段に必要なものという位置付けであり、昇段する際に各段位に定められた形を一時的に稽古し修得するといった考え方になっている。このような乱取柔道への偏重思考を危惧した嘉納行光（1997）は「修行の本質を改めて認識し、体育、勝負、修心の目的を達成していくために、修行者の年齢や体力、性差等を越えて、生涯柔道を確立するための一環として『講道館柔道形』による競技大会を開催する」と述べ、形を競技化し1997年に全日本柔道形競技会が開始された。形競技が開始されて以降、国内外で数多くの大会が行われるようになり、年々競技者も増加し、柔道において普及発展している分野である（小俣，2017）。しかし、形競技への参加を目指している修行者にとって、形の技術を競技として修得することは難易度が高く、また何を基準として演技を評価すべきかなど確立されていない。形競技が普及する中で、このような評価に関する課題を解決していくことは形競技のさらなる普及発展のためにも有用であり、トップ形競技者の技や評価方法について分析し研究データをフィードバックしていくことは、柔道における採点競技の可能性を広げていくためにも重要になるであろう。特に、形競技における課題は練習環境の整備であり、形指導者がいない環境下におけるセルフコーチングの質を向上させることが可能になると更なる普及発展の追い風となり得る。さて、形競技の特性として、主に次の２つのことが挙げられる。１つ目は演技する技は国際柔道連盟が定める形競技大会評価基準規程に基づいて評価が行われるという点である。そして、２つ目は正面側の一方向から審査が行われるという点である。

まず１つ目については、各形種目内で演技する内容は、国際柔道連盟形競技大会評価基準規程に記載されている内容を正確に演技することが求められ、規定通りの演技をすることができた競技者が高得点となる。また２つ目の特性であるが、競技会は5名の審査員が正面側の一方向に座り審査を行う。５名の審査結果のうち、中間の３名の合計点が競技者の点数となる。柔道の形競技はこのような特性を持ち併せている競技である。

2．形競技の課題

形は競技として普及したことによって大会数や競技人口が増加しているものの、形を競技として専門的に指導できる指導者は少なく、指導者不足ということが課題である。練習環境においては、多くの形競技者がセルフコーチングで練習を行なっている。練習方法は様々であるが、例えば動画像を撮影しそれを見て振り返りまた練習する方法やインターネット動画サービスからトップ選手の演技動画を見て学習しそれを元に練習するなど、日々の練習は競技者自身で工夫をしながら技の研鑽をしているのが現状である。

3．課題解決のための研究背景

形競技の特性と課題について述べたが、競技特性を活かしながら課題解決に結びつく研究ができないかと思案し、近年の画像判別精度向上などに大きく貢献している深層学習技術を駆使することで改善できるのではないかと構想した。これまでの先行研究においては、反射マー

カーなどを身体に取り付け、複数台のカメラを使ってマーカーの位置を連続的に計測する光学式モーションキャプチャを活用した研究が多く行われている。例えば、石井ら（2019）は投の形世界選手権チャンピオンの背負投と乱取の世界選手権メダリストの背負投を比較し、投の形の背負投では受の生成した角運動量を利用して効果的に投げていると述べている。また、平沼ら（2023）は受の動作を対象として投げ込み時の投げられやすい受の動作をモーションキャプチャでの分析用に8台の赤外線カメラで撮影が行われており、専用の実験環境下で分析している。ただし、光学式モーションキャプチャによる動作分析は、正確性は高いが、専用の計測機器や大規模な計測環境が必要であるため汎用性の点で課題があると考えられる。そこで、深層学習技術を活用することで、これまで特定の環境下でしか計測できないことやマーカーを取り付けることで動作に制限がかかるなど、研究の限界とされてきた実践的な動作も分析できる可能性が広がると考えられる。

次に投の形の評価に関する先行研究として、金持・菅波（2009）は、評価者間において評価に類似性が見られるとし、競技会における評価者の評価に関する妥当性があることを示唆している。さらに、坂本ら（2016）の柔道の授業時における形指導の観点に関する研究では、形に精通した指導者は類似した指導介入の視点を持っていることを示唆している。つまり、形競技の世界チャンピオンなどトップ選手の動きが効果的な動作として客観的に評価されていること、それに加え選出されている審査員は一定の評価ができるといった信頼性があることから、競技者のレベルと審査員のレベルに類似性があると考えられる。

これらのことから、深層学習技術を活用し、形競技の世界チャンピオンなどのトップ競技者の動作を撮影した動画像をもとに学習されたモデル（以下、動作基準モデル）および動作評価システムを構築することで、練習時の様子を撮影した動画像に対して即座に動作評価のフィードバックを行うことができると考えられる。動作基準モデルを作成する際には、動作時の骨格情報を学習させることが妥当であると考えられるため、マーカーなどの身体への取り付けが不要で画像から骨格推定が可能なOpenPose（Cao et al., 2019）の活用が期待できる。骨格検出が可能な深層学習技術として、他にもMediaPipe、BlazePoseなどがあり、OpenPoseの骨格検出精度はBlazePoseより高い（Mroz et al, 2021）が、MediaPipeより低い（Jayaweerage et al, 2024）との報告がある。MediaPipeはGoogle社が提供するオープンソースの画像処理・機械学習ライブラリであり現在も開発が行われているが、著者らのこれまでの研究の継続性の観点から、本研究ではOpenPoseを採用した。また、長さが異なる２つの動画像から動作の非類似度を求める際には、Itakura（1975）やSakoe and Chiba（1978）によって音声認識手法として提案された動的時間伸縮法（Dynamic Time Warping, 以下「DTW」と略す）を活用することができ、先行研究でもOpenPoseやDTWを用いて動画から動作分析が行われている。櫻井・小林（2023）は、小学生の投げる運動を支援するためのシステム構築の研究にOpenPoseを用いている。この研究では小学生の投球動作を撮影し、撮影した動画像をOpenPoseによってキーポイントを検出し分析するとともに、ソフトボール投げ記録の上位群・中位群・下位群の動作の違いについて統計的な分析が行われている。また基準の動きと比較する際にDTWを用いた研究として、Osawa et al.（2023）は遠隔によるリハビリシステム開発のための研究を行い、OpenPoseの活用に加えてDTWを用いた評価が行われている。このように深層学習技術をスポーツや動作評価の研究に活用することで研究の幅は広がっていくと推測する。形競技の競技特性についても、OpenPoseやDTWなどの技術を活用した動作評価システムを実現するこ

とができれば、光学式モーションキャプチャよりも汎用性が高いため、どこでも誰でも容易に動作分析可能な環境の整備に寄与すると考えられる。

4．目的

本研究では、深層学習技術を活用したスポーツ時の分析に関する先行研究を手掛かりに、まずは、形競技の演技動作を分析することで深層学習技術の実装可能性を検討する。その次に、本研究は1台のカメラで撮影された動画像のみから簡易的に投の形の動作評価が可能なシステムを開発する上での基礎的研究であり、本研究での「投の形・浮落」を対象とした分析から今後の方向性などを検討する。なお、投の形を選定した理由は、柔道の投技の基本的な攻防を表現している形であること、また昇段審査において無段から初段および初段から弐段に昇段する際の必須課題であり、すべての有段者の基礎となる形であるためである。また、浮落は投の形の一本目で行う施技であり、形競技において最も重要とされる技の一つであるため、本研究では浮落に着目し分析を行うこととした。将来的には、本研究成果として、スマートフォンで撮影した施技を点数化および改善点のテキストによる即時フィードバックが可能なアプリケーションを開発する。そして、専門的な形指導者が練習環境にいなくても、誰もがスマートフォン一つで容易に技の評価が可能な環境を構築することを目指す。

Ⅱ．方法

1．計測方法

本研究の実験では、投の形・浮落の動作を分析・検証の対象とした。対象者は、形熟練者のペア１組と形初心者のペア５組とし、形熟練者は世界柔道形選手権大会・投の形で優勝経験がある競技者であり、形初心者は形競技未経験で昇段審査で投の形を経験しているレベルの競技者とした。対象者の身体特性や柔道の段位などの基礎データは表１の通りである。なお、本研究は摂南大学「人を対象とする研究倫理審査委員会」にて承認（承認番号：2023-059）を得ており、本研究の目的・内容、施技中に負傷するリスク等を事前に十分説明した上で、本人の任意性に基づき本研究への協力に対する同意が得られた者のみを本実験の対象とした。

本実験用に、形熟練者ペアは２回、形初心者ペアは各１回ずつ浮落の施技を行った。動作基準モデルを作成するためには最低２つの動画像が必要であり、そのため形熟練者ペアは２回、形初心者ペアは１回の施技とした。投の形は、各技に対して右投と左投を行うが、浮落の右投と左投の一連の動作を正面（審査員が審査する側）から対象の競技者以外の人が写らないよう動画撮影を行った。なお、撮影用のカメラとしてスマートフォンの一つであるiPhone13 Proを用い、カメラを三脚で固定した状態で撮影を行った。なお、撮影時のフレーム数は60fps（１秒当たり60フレーム）とした。

2．分析方法

本研究では、浮落の右投と左投それぞれに対して、取と受が組む直前の両手が腰にある状態のフレーム（以下、分析開始点）から、取が受を投げ終えた直後の取が受の袖を持っている状態のフレーム（以下、分析終了点）までの動作を分析対象区間とする。そこで、まずは撮影した動画像から上記の分析開始点および分析終了点を手動で設定する。次に、分析対象区間を１秒当たり10フレームで切り出し、切り出した画像を１つのデータセットとして分析に用いる。

表１　対象者の基礎データ

対象者	役割	年齢(歳)	身長(cm)	体重(kg)	段位(段)	得意な組み手
形熟練者ペア a	取	47	178	84	6	右
	受	42	176	83	6	左
形初心者ペア A	取	21	163	61	2	右
	受	20	156	58	2	左
形初心者ペア B	取	20	175	104	2	左
	受	19	178	90	2	左
形初心者ペア C	取	20	172	93	2	右
	受	20	180	100	2	左
形初心者ペア D	取	20	168	73	2	左
	受	20	173	73	2	右
形初心者ペア E	取	18	170	66	2	左
	受	19	163	60	2	左

右投と左投それぞれに対して上記のデータセットの作成を行うため、１つの浮落の施技の動画に対して右投と左投のデータセットが作成される。

本研究では、画像から動作分析を行う際に、OpenPoseによって検出された画像上での体の各部位の位置（以下、キーポイント）を用いる。しかし、キーポイントを検出する際に、取と受が組んでいる状態や取が受を投げている状態のときなど、画像上で取と受の体の部位の重なりがある場合には、キーポイントの検出精度が低下する。そこで、OpenPoseでのキーポイント検出前の前処理として、取と受の画像上での領域の抽出を行い、抽出された取と受の各領域に対して、OpenPoseでキーポイントの検出を行う。OpenPoseによるキーポイントの検出や類似度を算出するまでの手順の概要を表２に示す。

手順１

取と受の領域を抽出する際には、物体検出アルゴリズムであるYOLO（You Only Look Once）を用いる。YOLOは、Redmon et al.（2016）によって提案された画像から人などの物体を検出する手法であるが、現在も改良が重ねられており、本研究ではJocher et al.（2023）によって開発されたUltralytics YOLOv8（以下、YOLO）を用いる。ただし、画像上で取と受の体の部位の重なりがある場合には、YOLOでの取と受の各領域の検出精度も低くなるため、本研究では分析開始点での取と受が組む直前の画像に対してのみYOLOを適用し、取と受の各領域を抽出する。YOLOでは、検出した物体を囲む矩形のバウンディングボックスと検出した物体の輪郭に沿ったマスク領域の２種類の情報を取得することができる。

手順２

分析対象区間のフレームでの取と受の各領域の抽出には、Ravi et al.（2024）によって開発された画像や動画像に対して指定した物体の領域のセグメンテーションを行う手法であるSAM2（Segmentation Anything Model 2）を用いる。SAM2では、追跡対象物のあるフレー

表２　分析方法の手順

手順	概要	使用技術
1	分析開始点での人物領域の抽出：取と受が組む直前の両手が腰にある状態のフレーム（分析開始点）から取と受の領域を抽出する。	YOLO
2	分析開始点以降での人物領域の抽出：分析開始点で抽出された取と受の領域をもとに、分析対象区間全体で取と受を追跡し、それぞれの領域を抽出する。	SAM2
3	キーポイント検出：抽出された取と受のそれぞれの領域に対してOpenPoseを用いてキーポイントを検出する。	OpenPose
4	フレーム対応付け：OpenPoseで検出された主要部位のキーポイントの座標から求めたリンク角度を特徴量として、2つの画像セット間で同じ動作をしているフレーム同士を対応付ける。	DTW
5	DTW距離の算出：分析対象の部位のキーポイントの座標からリンク角度を特徴量とし、2つの画像セット間の非類似度（DTW距離）を求める。	DTW
6	類似度算出：DTW距離を用いて動作基準モデルとの類似度を算出する。	—

オープンソースのリンク
OpenPose：https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose
YOLO：https://github.com/ultralytics/ultralytics
SAM2：https://github.com/facebookresearch/sam2

ムでの画像上での点をプロンプトとして設定することで、動画像（または連続する画像）の各フレームでの追跡対象物の領域（輪郭）を抽出することができる。そこで、分析開始点での画像からYOLOで検出した取と受の領域内の点をSAM2へのプロンプトとする。SAM2は追跡対象物上の１点だけをプロンプトとして設定することで、追跡対象物の領域を抽出することができるが、手の領域内の点をプロンプトとして設定した場合は、体全体ではなく手の領域のみが抽出される場合があるなど、プロンプトとして用いる点が１点だけの場合、体全体の領域を安定的に抽出することができない。そこで、本研究では、まずYOLOで検出されたバウンディングボックス内のマスク領域の画素から重心点を求め、この点をP_1とする。次に、バウンディングボックス内のマスク領域に対して、P_1を基準に上下に分割し、それぞれの分割後のマスク領域の画素から重心点を求め、これらの点をP_2、P_3とする。以上の方法で取得したP_1、P_2、P_3の３点をSAM2へのプロンプトとする。YOLOでの検出結果（バウンディングボックスおよびマスク領域）およびプロンプトに用いる３点の例を図１に示す。

次に、取と受のそれぞれに対して分析開始点のフレームで抽出された３点のプロンプトを用いて、分析対象区間のフレームに対してSAM2によって取と受のそれぞれの領域のみを抽出した画像を作成する。取または受の領域以外を黒で表した画像をクリップ画像とし、取と受のクリップ画像の例を図２に示す。

手順３

取と受のそれぞれのクリップ画像に対してOpenPoseを用いてキーポイントを検出する。本研究では、OpenPoseの論文（Cao et al., 2019）の著者グループ（CMU-Perceptual-Computing-Lab）によってGithub上に公開されているオープンソースを用いた。検出に用いる骨格モデルとして、図３のように体の部位を25点で表したBODY25モデルを用いる。BODY25

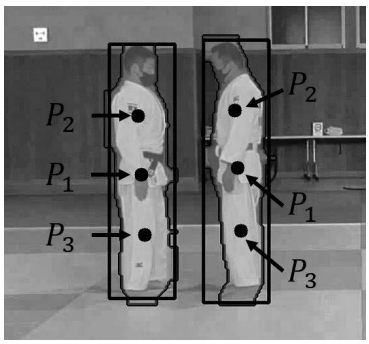
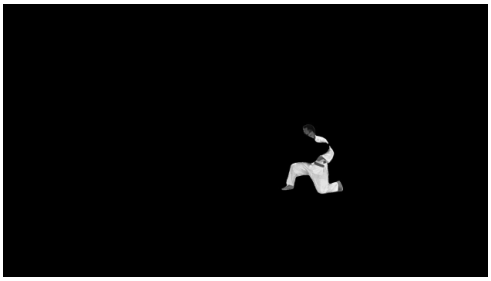


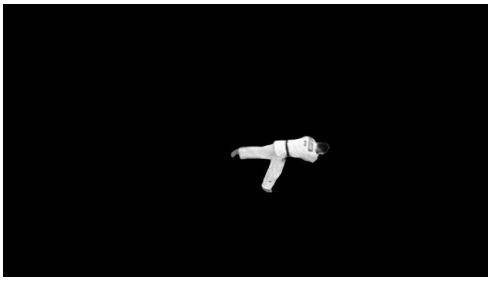
図１　YOLOでの検出結果およびSAM2へのプロンプト



(a)　元画像



(b)　取のクリップ画像



(c)　受のクリップ画像

図２　取と受のクリップ画像

モデルは、鼻（0)、首（1)、右肩（2)、右肘（3)、右手首（4)、左肩（5)、左肘（6)、左手首（7)、中央尻（8)、右尻（9)、右膝（10)、右足首（11)、左尻（12)、左膝（13)、左足首（14)、右目(15)、左目（16)、右耳（17)、左耳（18)、左足親指（19)、左足小指（20)、左踵（21)、右足親指（22)、右足小指（23)、右踵（24)、の25点で構成される（括弧内の数字は図３と対応する部位番号を表す)。

受については、投げられ始めてから投げ終わりまでは、キーポイントの検出精度が低いため、投げられ始めまでの動作を分析の対象とする。投げられ始めのタイミングの判定については、分析開始点から順に探索を行い、図４のように受のクリップ画像から検出されたキーポイントのうち首（1）の位置が中央尻（8）の位置より画像上で下側になったフレームを投げられ始めのタイミング（以下、投げ開始点）として自動判定を行った。以下、分析開始点から投げ開始

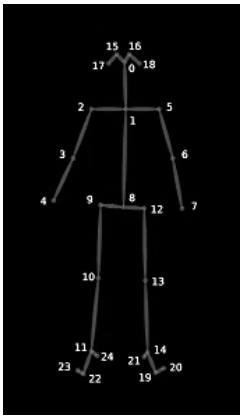


図３　使用する骨格モデル
（図中の数字は部位番号）

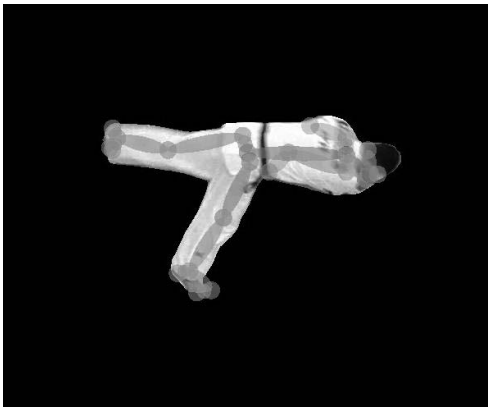


図４　投げ開始点での受のキーポイント

点までを「投げ前半」、投げ開始点から分析終了点までを「投げ後半」として分析を行う。

手順４

同じフレームレートで切り出された浮落の施技中の２つの画像セットであっても、施技開始から終了までの時間に差が生じる。そこで、２つの画像セットのフレームから同じ動作をしているフレーム同士を対応付けるためDTWを用いる。DTWを2つの画像セットに適用することで、２つの画像セットの特徴量のユークリッド距離が最小となるようにフレームを対応付けることができる。なお、DTWによって求められた２つの画像セットの対応フレームの情報をワーピングパス（以下、パス）という。

OpenPoseで検出されたキーポイントの座標は、画像サイズやカメラから競技者までの距離、競技者の身長の違いによって値が大きく異なることがあるため、本研究では、キーポイントをもとに求めたリンク角度を用いた値を特徴量としてDTWに用いる。なお、リンクとはキーポイント同士を結んだ線であり、リンク角度は、あるキーポイントを原点としたときの画像上での別のキーポイントの位置を表した角度とし、画像横軸を基準として反時計回りを正とし、−180°から180°までの値で表す。ただし、リンク角度の変化を平滑化するため、対象フレームの前後0.05秒以内のフレームで求められたリンク角度の移動平均を対象フレームのリンク角度とする。移動平均後のリンク角度が元のリンク角度より60°以上変化したフレームについては、元のリンク角度のノイズが大きいとみなし除去し、再度移動平均を行い、リンク角度を更新する。キーポイントが未検出のフレームが続き、移動平均を適用できないフレームのリンク角度については、移動平均が適用された前後のフレームでのリンク角度を用いて線形補間を行う。前後のフレームで移動平均が適用されたフレームがない場合は、最初または最後に移動平均が適用されたフレームのリンク角度を用いることとする。

リンク角度は、180°を境に値が大きく変化するため、リンク角度の値をそのままDTWの特徴量として用いることは適切ではない。そこで、本研究では、フレームiでの対象のリンク角度θを表す特徴量x_iは以下の式のとおりとする。

$$x_i = (\cos\theta_i, \sin\theta_i)$$

2つのキーポイントから求めたリンク角度ごとにDTWによって2つの画像セットのパスを求めることができるが、2つの画像セットで値の変化が大きく異なる場合などで対応フレームが適切でない場合がある。そこで、本研究では、パスを求める際には、複数のリンク角度を特徴量としてDTWに用いる。m個のリンク角度を特徴量として用いる場合、フレームiでのパスを求める際の特徴量X_iは以下の式で表される。

$$X_i = (\cos\theta_{1i}, \sin\theta_{1i}, \cos\theta_{2i}, \sin\theta_{2i}, \cdots, \cos\theta_{mi}, \sin\theta_{mi})$$

なお、画像奥側の直接的な観測が困難な部位や足の指のキーポイントの検出精度は低いため、右投時の取、左投時の受については、体の中央および左側の9つのキーポイント（鼻、首、左肩、左肘、左手首、中央尻、左尻、左膝、左足首）、右投時の受、左投時の取については、体の中央および右側の9つのキーポイント（鼻、首、右肩、右肘、右手首、中央尻、右尻、右膝、右足首）を選定し、選定されたキーポイントの全てのペアのリンク角度をパス算出用リンク角度とする。投げ前半のパス算出には、取と受の全てのパス算出用リンク角度を特徴量として用い、投げ後半のパス算出には、取の全てのパス算出用リンク角度を特徴量として用いる。なお、本研究では、パスの探索時の計算効率を向上させたDTWの近似手法であるFastDTW（Salvador and Chan, 2007）を採用した。

手順5

次に、上記の方法で求めたパスに沿って、分析対象とするリンク角度ごとにDTW距離を求める。DTW距離は0以上の値であり、2つの画像セット間の対応フレームでのリンク角度の差が大きければ値が大きくなる。また、分析に使用するフレーム数が多くなるほどDTW距離の値も大きくなるため、パスの長さで割って正規化した値を正規化DTW距離として次の類似度算出に用いる。パスの長さをK、パスのk番目に対応するフレームでの画像セットAのリンク角度をθ_{Ak}、画像セットBのリンク角度をθ_{Bk}とすると、正規化DTW距離Dは以下の式で表される。

$$D = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\sqrt{(\cos\theta_{Ak} - \cos\theta_{Bk})^2 + (\sin\theta_{Ak} - \sin\theta_{Bk})^2}$$

なお、本研究では、主要部位である体幹部（首、中央尻）、頭部（鼻、首）、右上腕部（右肘、右肩）、右前腕部（右手首、右肘）、左上腕部（左肘、左肩）、左前腕部（左手首、左肘）、右大腿部（右膝、右尻）、右下腿部（右足首、右膝）、左大腿部（左膝、左尻）、左下腿部（左足首、左膝）のリンク角度でそれぞれ正規化DTW距離を求める。なお、括弧内の部位名はリンク角度を求める際に使用したキーポイントを表す。

手順6

DTW距離（および正規化DTW距離）は、2つの時系列データでの特徴量の非類似度を表す値であり、形熟練者の2つの画像セットを用いた場合であっても、動作およびキーポイントの検出結果が完全に一致しないため、DTW距離は0とはならない。そこで、形初心者の動作が

形熟練者の動作とどれだけ近いかを評価するための指標として、本研究では以下の式で示す類似度Sを求める。ただし、nは形熟練者の画像セット数を表し（本実験ではn=2）、D_iは形熟練者の画像セット間での正規化DTW距離、D_jは形初心者と形熟練者の画像セット間での正規化DTW距離を表す。

$$S = \frac{\frac{1}{{}_nC_2}\sum_{i=1}^{{}_nC_2} D_i}{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} D_j}$$

形初心者と形熟練者の正規化DTW距離が形熟練者どうしの正規化DTW距離と近い値であるほど、類似度は1に近い値（または1より大きい値）となり、形初心者と形熟練者の正規化DTW距離の値が大きいほど類似度は0に近い値となる。以上の方法で、取と受の評価対象のリンク角度ごとに類似度を求める。

Ⅲ．結果と考察

1．SAM2併用によるOpenPoseのキーポイント検出精度向上効果

画像上で取と受の重なりが小さい状態では、YOLOにおいても取と受を分離してそれぞれの人物領域を抽出できているが、図5のようにSAM2での抽出結果のほうが実際の人物領域との一致度が高いことが確認できた。また、投げ場面などでは、図6のようにYOLOでは取と受をまとめて一つの人物領域として検出されてしまうケースでも、SAM2では取と受の各領域を精度良く追跡することができた。本研究では、SAM2で抽出された取と受の人物領域をもとに取と受ごとにクリップ画像を作成し、OpenPoseでキーポイントの検出を行っているため、それぞれのキーポイント検出精度が向上した。

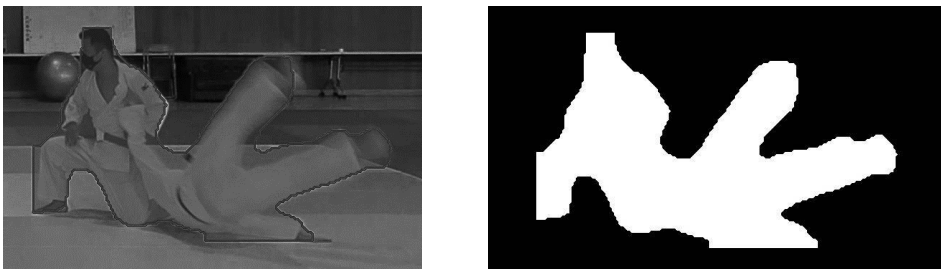


（a）　元画像　　（b）　YOLOでの結果　　（c）　SAM2での結果

図5　YOLOとSAM2で抽出された人物領域の比較（分析開始点）

2．DTWを用いたフレーム対応付けの妥当性

本分析を行った結果、DTWを用いたフレーム対応付けの結果を見ると、フレームの対応づけができているところやできていないところもあり、ケースバイケースという結果であった。DTWを用いたフレーム対応付けは、フレーム同士の近いところをマッチングさせ、概ねマッチングしていることを目標にしている。したがって、本研究でDTWを用いたフレーム対応付けを分析として用いた主要箇所および全部位において膨大な解析をしたが、完全ではないもの



（a）　YOLO での検出結果



（b）　SAM2 での検出結果（左：取、右：受）

図６　YOLOとSAM2で抽出された人物領域の比較（投げ途中）

の概ねマッチングしていると判断でき、DTWを用いたフレーム対応付けに関しては妥当性があると考える。

３．リンク角度を用いた特徴量抽出の妥当性

演技は、正面から固定された画角で撮影するが、撮影者によってはカメラの画角を調節するため撮影時の位置や被写体の大きさなどの違いは生じることが考えられ、このことから画角に関わらず安定して検出される角度に着目した。特に、釣り手、引き手の動きを評価するためには角度の方が良いという仮説に立ち基礎研究としてリンク角度を用い特徴量を抽出している。OpenPoseによるキーポイントの検出精度にも起因することになるが、本研究でのリンク角度を用いた特徴量抽出に関して妥当であると考えるが、このことに関してはOpenPoseのキーポイントの検出精度向上と合わせて、引き続き妥当性を検証していく必要がある。将来的には、歩幅などをキーポイントから妥当な特徴量として抽出する方法についても検討する。

４．類似度の妥当性についての検討

はじめに、本研究に用いる類似度の妥当性について次の２つの部位を参考に検討した。一つ目に着目したのは、取の「投げ後半」体幹部の分析結果である。浮落は、始まりから投げ局面が終わるまで体幹がほぼ垂直になる技である。特に投げ終わり場面での体幹の姿勢は、熟練者と初心者で違いが出やすく、初心者の動作が熟練者の動作と一致している、あるいは乖離している場合には、取の投げ終わりの体幹の姿勢に反映されやすい。そこで、取の「投げ後半」体幹部の類似度について、５人の被験者（取の初心者）での類似度をもとに類似度の妥当性の検討を行った。取の「投げ後半」体幹部の類似度については、表３の通りである。また、熟練者

と類似度が最小・最大となった初心者の投げ終わり時の姿勢およびOpenPoseでのキーポイントの検出結果を表４に示す。

表３　取の「投げ後半」体幹部の類似度

	右投		左投	
	対象者	類似度	対象者	類似度
最小値	形初心者 A	0.21	形初心者 C	0.14
最大値	形初心者 D	1.08	形初心者 B	0.54
平均値		0.54		0.28

表４　投げ終わり時の取の姿勢およびキーポイントの検出結果

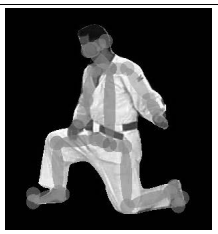
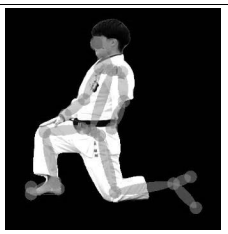
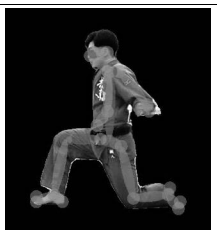
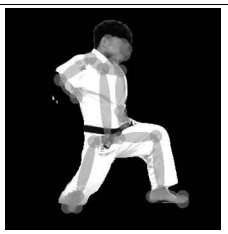
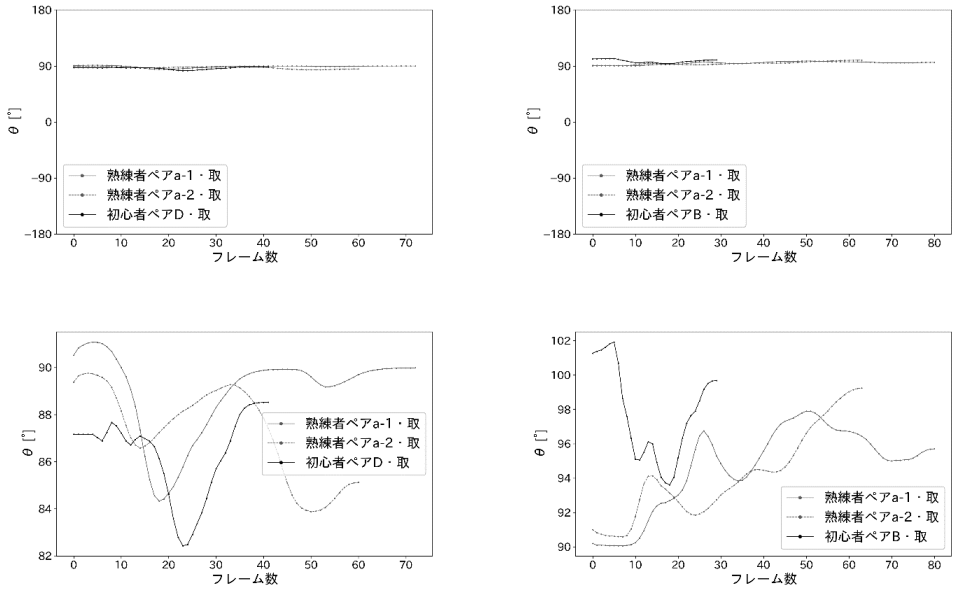
	動作基準モデル	類似度最小	類似度最大
右投	 形熟練者 a-1	 形初心者 A	 形初心者 D
左投	 形熟練者 a-1	 形初心者 C	 形初心者 B

表４の中央の画像は類似度が最小となった形初心者の投げ終わり時の姿勢を示すが、右投時の形初心者Aは熟練者よりも背中が反った姿勢となっており、左投時の形初心者Cは投げられた受の受け身の力を受けてしまい上体が傾いてしまっている。一方、右側の画像は類似度が最大となった初心者の投げ終わり時の姿勢を示すが、右投時の形初心者Dと左投時の形初心者Bの姿勢は熟練者と同様に体幹部が垂直に近い状態で保たれている。これらの特徴は、体幹部のキーポイントからも確認できる。次に、右投・左投でそれぞれ類似度が最大となった初心者と２つの熟練者データでの体幹部のリンク角度θ（中央尻を中心とした首の角度）の推移を図７に示す。図７より、投げ始めから投げ終わりまで90°近い値で推移していることが確認できる。また、動作基準モデルでの正規化DTW距離、類似度が最大となった初心者と各熟練者データとの正規化DTW距離を表５に示す。右投時の形初心者Dについては、各熟練者データとの正規化DTW距離が動作基準モデルでの正規化DTW距離より小さいため、類似度が１以上となった。左投時の形初心者Bについては、投げ始め時に熟練者との差が大きいため、類似度が低下

しているが、図８の投げ始め時のOpenPoseでの検出結果が示すように、首の位置のキーポイントの位置がずれているため、体幹部のリンク角度θが100°以上となっていることが確認できる。元画像と比較すると、投げ始め時は取の上半身の大部分が隠れているため、キーポイントの位置のずれが生じたと考えられる。



(a)　右投・類似度最大（形初心者 D）　　(b)　左投・類似度最大（形初心者 B）

図７　取・投げ後半での体幹部のリンク角度θの推移（下段：拡大図）

表５　類似度最大被験者の取・投げ後半での体幹部のリンク角度の正規化DTW距離

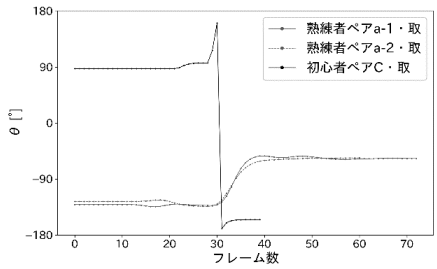
	動作基準モデル	熟練者 a-1	熟練者 a-2
右投	0.049	0.043	0.047
左投	0.028	0.048	0.056



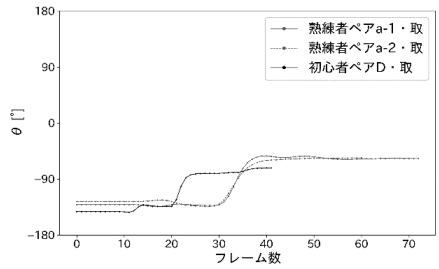
(a)　元画像　　(b)　取のキーポイント検出結果

図８　形初心者Bの投げ始め時の姿勢

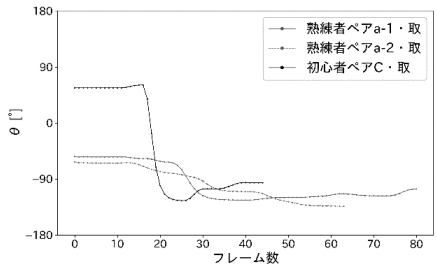
次に着目したのは、取の「投げ後半」の引き手の前腕部（右投の場合は左前腕部、左投の場合は右前腕部）である。浮落で投げる際、引き手の作用は非常に重要であり、下方向（引き手側体側部分）に強く引き落とす動きとなる。特に前腕部は熟練者と初心者での違いが出る部位であり、類似度の妥当性の検討に適した部位であると考える。体幹部同様、熟練者と類似度が最小・最大となった初心者の前腕部のリンク角度θ（肘を中心とした手首の角度）の推移を図９に示す。



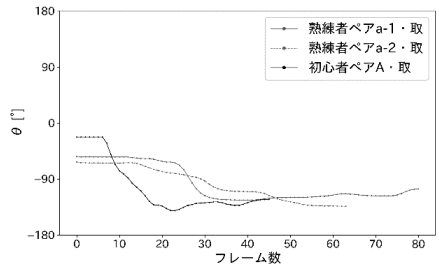
(a)　右投・類似度最小（形初心者 C）
類似度：0.04



(b)　右投・類似度最大（形初心者 D）
類似度：0.29



(c)　左投・類似度最小（形初心者 C）
類似度：0.37



(d)　左投・類似度最大（形初心者 A）
類似度：1.01

図９　取の「投げ後半」の前腕部のリンク角度θの推移（上段：右投　下段：左投）

右投において初心者Cの左前腕部の類似度が低くなった要因として、本来であれば下方向（引き手側体側部分）に直線的に引き落とすとされるが、投げ動作の際に肘を中心に円を描くような動作になったことがグラフから推測でき最小値を示したと考える。また類似度が最大となった初心者Dは、熟練者と近い動作であったことがグラフからも読み取れる。

左投においても右投と同じように、類似度が最小となった初心者Cは円を描くような引き出し方になったことが類似度が低くなった要因であり、類似度が最大となった初心者Aは熟練者と同じように直線的に引き出すような前腕部の動きができたことが類似度が高くなった要因であると考えられる。

このように浮落の投げ動作において重要な部位である体幹部および引き手の前腕部を用いて類似度の妥当性について検討した結果、熟練者の姿勢との違いが大きい場合には、類似度が低くなり、熟練者の姿勢との違いが小さい場合には、類似度が高くなっていることが確認でき、

類似度としての評価がある程度の妥当性を持って機能していることが示唆された。ただし、隠れている部位はOpenPoseでは正確に検出することが困難であり、類似度の値にも影響を及ぼす点には留意が必要である。

以下の節では、取と受の各部位の右投・左投での類似度の平均値を用いて、結果に対する考察を行う。

5．取の「投げ前半」に関する各部位の右投・左投での類似度の平均値比較

取の「投げ前半」に関する各部位の類似度の平均値を表6に示す。以下、釣り手、引き手、前足、後ろ足での結果に対する考察である。

表6　取の「投げ前半」の各部位の類似度

	右投		左投	
部位	平均値	備考	平均値	備考
頭部	0.33		0.75	
体幹部	0.34		0.75	
右上腕部	1.60	釣り手	0.29	引き手
右前腕部	1.00		0.75	
左上腕部	0.33	引き手	1.53	釣り手
左前腕部	0.99		1.56	
右大腿部	0.25	前足	0.48	後ろ足
右下腿部	0.42		0.35	
左大腿部	0.35	後ろ足	0.20	前足
左下腿部	0.31		0.29	

(1) 結果

1）釣り手について

釣り手については、計測した部位の中でも高い類似度が得られた。

2）引き手について

右投、左投ともに前腕部は上腕部と比較して高い類似度が得られた。

3）前足、後ろ足について

前足は、右投、左投ともに大腿部より下腿部の方が高い類似度であった。

(2) 考察

1）釣り手について

前半の動作の中では、熟練者と初心者で比較的に差が生まれない動きであるため、類似度が高くなったと考えられる。

2）引き手について

前腕部は、拳の位置に近いことから道衣を握ることによって得られる力で安定性が保た

れたことが要因として考えられる。また上腕部については、動作基準モデルと初心者とでは、引き手を持つ位置の違いが要因として考えられる。柔道の組み方の基本は、自然体で互いに相手の横襟と外中袖を軽く取って組み合う仕方であるとされる（松本, 1975)。初心者の動作を見ると、引き手が受の肘あたりではなく袖先寄りを握っており、引き手の脇はほぼ閉まった状態となっている。この状態で技が実践され、尚且つ３動の後退動作に合わせてその脇が緩んでしまっていることが「上腕のぶれ」につながっていると推測する。したがって、このことが上腕部の類似度が低い値を示す要因となったと考えられる。

３）前足、後ろ足について

下腿部は畳に接地し、尚且つ摺り足で移動を行っているため、比較的安定が保たれると推測される。

後ろ足については、右投、左投ともに下腿部より大腿部の方が高い類似度であった。投の形の教本によると３動目の取は、左足を急に大きく後方に引いて爪立てながら受を前方に崩し、左膝頭をおおよそ右足の後方線上左寄りについて（左脚下腿部と右足後方線となす角度は約30度から45度)、両手で受をその前方に一気に強く引き落として投げる、とある（講道館, 2006)。類似度の妥当性についての検討でも述べたが、熟練者と初心者では投げ終わり時の姿勢に違いが出やすく、この3動目の後ろ足の操作が、技の極めと安定性を決定付ける大変重要なものであると同時に、非常に難易度の高い技術と考えられる。後ろ足については、下腿部の操作の難易度が高いことから、畳に垂直に接地する大腿部よりも下腿部の方がその影響を強く受けたものと推測される。

６．取の「投げ後半」に関する各部位の右投・左投での類似度の平均値比較

取の「投げ後半」に関する各部位の類似度の平均値を表７に示す。「投げ前半」と同様に、釣り手、引き手、前足、後ろ足での結果に対する考察を以下に述べる。

表７　取の「投げ後半」の各部位の類似度

	右投		左投	
部位	平均値	備考	平均値	備考
頭部	0.63		0.54	
体幹部	0.54		0.28	
右上腕部	0.53	釣り手	0.18	引き手
右前腕部	0.16		0.57	
左上腕部	0.42	引き手	0.63	釣り手
左前腕部	0.13		0.28	
右大腿部	0.47	前足	0.70	後ろ足
右下腿部	0.59		0.54	
左大腿部	0.96	後ろ足	0.34	前足
左下腿部	0.65		0.15	

(1) 結果

1）釣り手について

右投、左投ともに上腕部の類似度が高かった。

2）引き手について

引き手のうち類似度が高い部位は、右投では上腕部、左投では前腕部であった。

3）前足、後ろ足について

前足では、右投では大腿部より下腿部、左投では下腿部より大腿部の方が類似度は高い値となった。

(2) 考察

1）釣り手について

投げ局面の3動目での各部位の動き幅は、1、2動目よりも大きくなるが、上腕部は前腕部ほど動きがなく、また体幹部に近いことから安定性が保たれたことが前腕部よりも類似度が高くなった要因であると考えられる。

2）引き手について

動作基準モデルと初心者の引き手が受を持つ位置の違いが大きいことや得意な組み手、不得意な組み手の関係性が要因として考えられる。初心者の引き手は、受の肘あたりではなく、袖先寄りを握っており、左右どちらも初心者の引き手の引き幅が動作基準モデルよりも小さくなるため、類似度の違いとして現れやすくなると考えられる。さらにこのことに加え、被験者の得意な組み手も影響しているものと推測される。被験者の得意な組み手を見ると、右組み手2名、左組み手3名と左組み手が多い。動画像からも、右投を得意としない初心者が多いことから動作の応用性が少なく、またそれに加え、引き手を持つ位置により前腕部が機能しておらず、上腕部のみによる基本に近い形で引き込む動作が行われている。このことから、引き手の作用が小さくなり、前腕部で類似度が低くなったものと考えられる。一方で左投の場合は、左組み手を得意とする被験者が多いことから、動作の応用性が働き、引き手の機能が少ない中においても受を引き落とす作用と投げ終わりの引き手の位置確保が可能になったものと考えられる。しかし、表4にある投げ終わり時の取の姿勢を見てもわかるように、受の受け身の力を引き手で受け止められず、上体が傾いてしまっている。この時、脇を絞めて引き手で受け身の力を受け止めきれていないことが上腕部の類似度が低くなった要因として考えられる。

3）前足、後ろ足について

左右の前足については、初心者が後ろ足の着地位置を修得できていないことが要因ではないかと考えられる。浮落は、1、2、3動と下がる勢いが加わる中で膝を落とすことによって発生するエネルギーを用い一気に受の体を引き落として投げる技である。このことから、小さく下がりすぎると引き落とす作用が弱くなり、一方で大きく下がりすぎるとその分重心が流れ、バランスを崩してしまう。理想とする角度は約90度～100度くらいであると考えられ、この部分の差異が要因ではないかと考えられる。また、動作基準モデルでのDTW距離は比較的小さくなっており、2つの熟練者ペアの動画での差は小さいと言える。そこで、類似度が低くなっている左投・前足下腿部において、類似度が最も低い値を示した初心者Cと熟練者を比較した。熟練者a-1では、投げ始めの下腿部の角度は90度より

浅くなっているが、初心者Cの投げ始め時の下腿部の角度は90度より深くなっている。これは、後ろ足の膝を着地させる位置が体軸に近すぎることが要因として考えられ、このことが類似度が低くなった要因と推測される。

後ろ足では、下腿部より大腿部の方が類似度は高い値となった。つまり、下腿部の結果については、取が投げ終わりに取るべき姿勢である「おおよそ前足後方に後ろ足のつま先を着地させる（後ろ足の下腿部の膝からつま先、前足の踵を結ぶ角度が約45度）」という技術の難易度が高く、再現できなかったことが下腿部の類似度が低い要因であったと考えられる。

7．受の「投げ前半」に関する各部位の右投・左投での類似度の平均値比較

受の「投げ前半」に関する各部位の類似度の平均値を表８に示す。以下、釣り手、引き手、前足、後ろ足での結果に対する考察を行う。

表８　受の「投げ前半」の各部位の類似度

	右投		左投	
部位	平均値	備考	平均値	備考
頭部	0.64		0.45	
体幹部	0.31		0.57	
右上腕部	0.56	釣り手	0.31	引き手
右前腕部	1.04		0.53	
左上腕部	0.70	引き手	0.51	釣り手
左前腕部	0.33		0.69	
右大腿部	0.31	前足	0.34	後ろ足
右下腿部	0.37		0.39	
左大腿部	0.23	後ろ足	0.38	前足
左下腿部	0.30		0.51	

(1) 結果

1）釣り手について

右投、左投ともに上腕部より前腕部の類似度が高かった。

2）引き手について

右投では上腕部の類似度が高く、左投では前腕部の類似度が高かった。

3）前足、後ろ足について

右投、左投ともに大腿部より下腿部の類似度が高かった。

(2) 考察

1）釣り手について

前腕部は拳とつながる部位であり、握力を維持するための多くの筋が働く部位である。

そのため、柔道衣を握るという動作で部位が固定され安定性が保たれる。また、浮落は3つの動きの中で、それぞれ真前に崩されながら前進することから、受は取に重心を預けることになる（講道館, 2006）。それを支えるのも手首や前腕部になる。このことから、上腕部よりも固定される部位であることが前腕部の類似度が高くなった要因と考えられる。また、もう一つの要因としては、初心者の組み合う際の間合いが広すぎることが考えられる。浮落では、約60cmの間合いで組み合うこととされているが、初心者の間合いは、それを大きく超えて両手が伸び切った状態になっている。上腕部は間合いによる腕の伸展により大きく影響を受ける部位であると考えられるため、これに起因して上腕部の類似度が低くなったと推測される。

2）引き手について

右投と左投でこのような違いが生じたのは、相対した際の間合いと得意な組み手と得意ではない組み手の時の持つ位置に要因があると考える。組み合う前の基本的な間合いは約60cmであり、引き手の持つ位置は外中袖となっているが、初心者特有の課題として、間合いを広く取ってしまうことや得意でない組み手の引き手は、袖口付近を持つということが挙げられる。この点を含めて初心者の動画像を確認すると、組み合う前の間合いが基本よりも広く取られていた。また得意でない組み手の場合の引き手の持つ位置は袖口付近を持っていた。つまり、右投においては、間合いが広い中で引き手は袖口付近を持ったため、上腕部の位置は熟練者の上腕部に近い状態が維持されたと推測される。一方で前腕部は伸び切った状態となり熟練者の前腕部と異なる状態であった。このことから、類似度において上腕部が高く前腕部が低くなったと考えられる。これに加えて、投げ前半の最終局面では引き手を離し受け身をとりにいく動作が確認された。この動作も前腕部の類似度が低くなった要因の一つであると推測される。左投では、間合いが広い中で引き手で外中袖を持っていた。つまり、この状態で組んだことによって上腕部が伸び切ってしまい熟練者と類似せず類似度が低くなったことが考えられる。また前腕部は、得意な組み手として左組みが多いことや普段から左組みであり、投げられ慣れているということもあり、投げ前半の最終局面まで熟練者のように持ち続けられていることが類似度が高くなった要因であると考えられる。また引き手のように、類似度の傾向が右投と左投で違いが生じた要因として、OpenPoseによるキーポイントの検出精度も関係していることも考えられる。受の引き手側はカメラより奥側の部位であり、キーポイントの位置の正確性が劣るため、ノイズの影響も含まれていると推測される。今後の研究の中で、被験者数を増やし独自に動画像データを学習させることで、隠れている部位についてもより正確に分析できるようになると考えられる。

3）前足、後ろ足について

受の前進する際の下半身の上下動に要因があると考えられる。投げ前半の動作は前に進む動きである。その際に注意することは、摺り足で上下動を抑制し水平を保って前に移動することである。摺り足は重心を安定させることと移動することを同時に行うことを可能にする技術である。しかし、地面との接地面である足から離れれば離れるほど、その安定感は低くなると考えられる。このことが要因で、右投、左投ともに前足、後ろ足の下腿部の類似度が高かったと推測する。

Ⅳ．まとめ

本研究では、投の形・浮落の施技を撮影した熟練者ペアの2本の動画像と初心者５ペアの動画像を対象として、OpenPoseおよびDTWを用いた動作分析を行い、熟練者と初心者の動作を類似度によって評価し動作評価の可能性について検討した。その結果、OpenPoseを活用して動画像から動作を分析することの有用性が示唆された。今後は動作中に隠れた部位に対しても頑健な類似度への改善手法を検討する必要があるが、類似度を用いて取・受の主要部位を評価できる可能性が示唆された。

今後の課題として、OpenPoseでは隠れた部位のキーポイントの未検出や、キーポイントの検出位置のずれが生じ、これらが動作分析精度の低下につながるため、OpenPoseを活用した動作分析精度を高めるために、深層学習手法の多角的な研究が必要と考えられる。また本研究では、動作基準モデル用に用いたサンプルデータは、熟練者１組の２本の動画像のみであったため、検定を利用した比較検討ができなかった。本来であれば、検定可能なサンプルデータを採取し、検定結果をもとに根拠に基づいた論述をすべきであると考える。本研究ではサンプル間の検定は行なっていないものの、今後の形競技における動作評価システム開発のための意義ある研究であったと考える。しかし、これからの研究の中でサンプル数を増やしていくことは必須であり、比較検討することで動作評価システムの評価指標となる類似度の質を保証できるようになる。そのためにも、形熟練者のサンプル数を多く採取し、動作基準モデルの信頼性の向上を目指していきたいと考える。

文献

Cao Z, Hidalgo G, Simon T, Wei S and Sheikh Y: OpenPose: Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 43 (1): 172-186, 2019.

CMU-Perceptual-Computing-Lab: openpose, https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose.

平沼義浩・伊藤悦輝・射手矢岬：投げ込み時の投げやすい「受」の動作分析，講道館柔道科学研究会紀要，第19輯：73-89，2023.

石井孝法・阿江通良・坂本道人・横山喬之・越田専太郎・藤井範久：柔道背負投における身体操作を探る――形世界チャンピオンと一流競技者の比較から――，日本武道学会第52会大会：25，2019.

Itakura F: Minimum prediction residual principle applied to speech recognition, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 23 (1): 67-72, 1975.

Jayaweerage I, Rajamanthri K, Kothalawala A, Gunawardana N, Induranga A, Weerakkody P, Maduwantha K, Kumara S, Koswattage K: Motion Capturing in cricket with bare minimum hardware and optimised software: A comparison of MediaPipe and OpenPose, 2024 First International Conference on Software, Systems and Information Technology (SSITCON), 2024.

Jocher G, Chaurasia A and Qiu J: Ultralytics YOLOv8, https://github.com/ultralytics/ultralytics: version 8.0.0, 2023.

金持拓身・菅波盛雄：柔道「投の形」の評価に関する研究―評価の類似性と観点について―，順

天堂スポーツ健康科学研究，1（2），239-240，2009.
嘉納行光：ごあいさつ，全日本柔道形競技大会プログラム，3，1997.
小俣幸嗣：実践柔道論（初版），メディアパル，東京：240-265，2017.
松本芳三：柔道のコーチング（初版），大修館書店，東京：78，1975.
Mroz S, Baddour N, McGuirk C, Juneau P, Tu A, Cheung K: Comparing the Quality of Human Pose Estimation with BlazePose or OpenPose, 2021 4th International Conference on Bio- Engineering for Smart Technologies (BioSMART), 1-4, 2021.
Osawa K, You Y, Sun Y, Wang T, Zhang S, Shimodozono M and Tanaka E: Telerehabilitation system based on OpenPose and 3D reconstruction with monocular camera, Journal of Robotics and Mechatronics, 35 (3): 586-600, 2023.
Ravi N, Gabeur V, Hu Y, Hu R, Ryali C, Ma T, Khedr H, Rädle R, Rolland C, Gustafson L, Mintun E, Pan J, Alwala K, Carion N, Wu C, Girshick R, Dollar P and Feichtenhofer C: SAM 2: Segment Anything in Images and Videos, arXiv: 2408.00714v2, 2024.
Redmon J, Divvala S, Girshick R and Farhadi A: You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): 2016.
坂本道人・前川直也・石井孝法・横山喬之・石川美久・生田秀和・林弘典・小澤雄二・楢崎教子・中原一：柔道形の指導に関する研究―投の形の手技を対象に―，日本武道学会第49会大会：101，2016.
Sakoe H and Chiba S: Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 26（1）: 43-49, 1978.
櫻井淳・小林稔：小学生を対象とした投の運動の指導支援システムの構築に向けた基礎的研究，ヒューマンインタフェース学会論文誌，25（4）：299-306，2023.
Salvador S and Chan P: FastDTW: Toward accurate dynamic time warping in linear time and space, Intelligent Data Analysis, 11（5）: 561-580, 2007.
（財）講道館：投の形，亀井印刷，東京：6，2006.