

博士論文

空手組手競技へ導入するための深層学習を 用いた攻撃動作の識別手法

公立はこだて未来大学大学院 システム情報科学研究科
システム情報科学専攻

佐藤 恵一

2021年 3月

Doctoral Thesis

Method of Identifying Attack Movements Using
Deep Learning for Introduction to Paired Karate
Competition

by
Keiichi Sato

Graduate School of Systems Information Science
Future University Hakodate

March 2021

概要

空手組手試合において、審判の判定が困難な場面が多くあり、誤判定がしばしば発生する。近年、球技、陸上、競泳、体操などへ深層学習などの人工知能が導入され、審判だけでなく戦術や訓練システムにも応用されてきているが、空手組手競技に関する研究報告はいまだなされていない。この理由として、身体にセンサーを装着できないことや選手同士が高速に交錯し、死角が多く発生するなどの問題から、競技中の動作データの取得方法および動作を識別するための基本的な手法が開発されていないことにある。このようなことから、本研究の目的は、空手組手の動作データ取得方法および動作識別をするための基本となる手法を提案するとともに、誤審の発生原因や提案手法により導入する AI の役割に関する空手組手競技の新知見を示すことである。

最初に姿勢データを正確に測定するため、センサーを身体へ装着して光学式モーションキャプチャーシステムにより空手組手の動作を測定し、空手組手の動作識別実験を行った。この実験を行った理由は、有効な特徴量がどのような動作にあるのかを調査するためである。この実験により「攻撃部位が相手に当たるインパクト」を中心としたある範囲に動作識別に有効な動作があり、逆にその範囲の前後に動作識別の精度を悪化させる動作があることが判明した。この結果をもとに提案手法を考案した。

本研究の提案手法は、身体にセンサーを装着する必要のないビデオデータにより動作識別を行う。ビデオデータから画像フレームを抽出して CNN (convolutional neural network) を用いた提案手法により動作識別実験を行ったところ、光学式モーションキャプチャーシステムを用いた実験と同様に「攻撃部位が相手に当たるインパクト」を中心としたある範囲（フレーム幅）に精度のピークが見られ、またその範囲の前後に精度を低下させる画像フレームがあることが実験で確認された。

サッカー、アイスホッケーなど他のスポーツでビデオデータから深層学習を用いてプレー認識する手法では、CNN である程度の精度を実現することがベースとなっており、その CNN の出力をさらに高度なプレー認識するためのシステムへ接続している。先行研究のシステムは、「基本動作識別システム」と「ルールに従った判定システム」に大別されていると考えられる。

本研究では試合を模倣した空手組手をビデオカメラで撮影し、CNN を用いた動作識別実験を行い、その結果、「攻撃技である」または「攻撃技でない」の推定や、「攻撃技の当たっている」または「当たっていない」の推定で、さらに高度な動作識別をする「ルールに従った判定システム」へ接続するために必要な「基本動作識別システム」の精度が得られた。

誤審の発生原因や提案手法により導入する AI の役割に関する空手組手競技の新知見を述べる。誤審の発生原因は、副審に競技者や主審の体により死角が生じることであり、そのために副審が判定不能の状態になり、ポイントとなる有効技を取りこぼしてしまうということである。剣道の先行研究では、3 人の審判の見る角度により正解率にバラつきがあり、平均約 50% の正解率が示されており、空手組手競技も同様に考えられる。このようなことか

ら本研究では下記のことを行う。

- (1) 試合中に副審が誤審をしてしまう具体例により、発生原因を示す。
- (2) 組手競技への提案手法導入の役割は、「副審がポイントとなる有効技の取りこぼし」を無くすことであることを示す。

Abstract

In a *kumite* sparring contest of karate, a number of instances could arise that are difficult for the referees to call on, which often result in misjudgments. While artificial intelligence (AI) and other modes of deep learning have been adopted in different sports in recent years, including various ballgames, track and field, swimming, and gymnastics, not only for judging purposes but also for formulating effective tactics and designing training systems, no published study has been conducted on the application of the technology to *kumite* sparring matches in karate as yet. The reason for the lack of research on this particular topic might be due to the fact that there is no basic technique established for effectively acquiring in-competition motion data or for accurately identifying the various moves that the contestants make, because no sensors can be worn during competitive matches, plus there are many blind spots created by the contestants as they exchange blows at a fast pace. To address the situation, this study aims to propose a basic method that can be used to acquire contestants' motion data and identify their executed moves in karate *kumite* competition, while elucidating the causes of misjudgments and also introducing novel knowledge as to the role that AI could play in karate *kumite* competition, which would be made possible by the method being proposed in this study.

First, for the purpose of accurately measuring data on their postures, the subjects were asked to wear sensors, after which an optical motion capture system was used to conduct a motion identification experiment involving the subjects engaging in karate *kumite* sparring, as their movements were recorded into the system. Such experiment was conducted in order to investigate what types of moves made by the subjects had effective features. The experiment revealed that the effective motions detected by the system concentrated in certain areas of each subject's body that were impacted by the opponent's attacking body areas, and that, reversely, the subjects' motions that existed immediately before and after the aforementioned areas of impact had features that would lower the accuracy of move identification. These findings were then used to contrive the method being proposed in this study.

The method that this study recommends employing uses video data to identify various moves that the subjects make, which does not require them to wear any type of sensors. The experiment was conducted first by extracting image frames from the captured video

data and then applying the proposed method to identify the subjects' various moves made in *kumite* matches, utilizing a CNN (convolutional neural network). When the image frames were observed, the identification accuracy was the highest in the series of frames showing the moments where either subject's attacking body areas were physically impacting the opponent, while the image frames that immediately preceded or followed those frames showing the moments of impact conduced to deteriorating the identification accuracy, which is a result similar to what was obtained from the experiment that used the optical motion capture system.

The typical method being used in other sports such as soccer and ice hockey that utilizes deep learning to identify various plays based on video data relies on CNNs to ensure a certain level of accuracy, while the data output from those CNNs is typically connected to other systems for more advanced play identification. The systems studied in previous research could be classified into two main categories, i.e., one for basic motion identification, and the other for ruled-based refereeing and judging.

In this study, karate *kumite* sparring sessions simulating actual competitive matches were captured using video cameras, and the data was then fed to a CNN to identify the moves made by the subjects. After observing what the system inferred from the data on each move detected to determine whether or not it was an offensive technique thrown by either subject against the opponent, and whether or not each strike thrown landed effectively, it was clear that the system's accuracy was on par with that of the aforementioned basic motion identification system being used in other sports, at a level that is necessary for it to be connected to a rule-based refereeing and judging system for more advanced motion identification and produce meaningful results.

The following is the novel knowledge that this study has yielded as to what causes the referees' misjudgments in competitive matches of karate *kumite*, and the role that AI can play in the combat sport using the method being proposed. Misjudging by the referees mainly occurs due to the blind spots that are created by the contestants and the main referee, obstructing the view of the sub-referees and rendering it impossible for them to recognize any effective techniques being thrown in those blind spots that would've otherwise scored points. In previous studies conducted on kendo, the rate of making accurate calls among three referees apparently fluctuated depending on the angle from which the match was observed, but it averaged around 50%, which might be considered similar in karate *kumite* contests. Taking all the above into consideration, this study aims to achieve the following objectives.

- (1) Examine specific instances of misjudgments that sub-referees make in competitive matches to elucidate the factors that are conducive to those errors.

- (2) Demonstrate that application of the method being proposed in this study to refereeing and judging in karate *kumite* matches will help minimize the instances of sub-referees failing to see effective strikes being landed, to improve their overall scoring accuracy.

各章の概要

第1章 序章

野球、サッカー、バレー、ラグビー、テニス、スキー、水泳、体操などの多くの競技で公平な審判やトレーニングの支援をするために ICT 技術の活発な利用がみられ、多くの研究報告がなされている。2020 年東京オリンピックで採用された空手の組手競技では、選手が高速に連続して交錯するため、他のスポーツと比較して極めて判定が難しい。しかし、空手組手競技についての研究報告が未だ報告されていない。この理由として、(1) 空手組手の動作識別手法が開発されていない。(2) 動作識別するための適切な動作データを競技に影響しない形で取得する方法が開発されていない。以上の 2 点がある。そこで本研究では空手組手競技に影響しないビデオカメラにより動作データ取得方法を提案するとともに、深層学習を用いた空手組手の動作識別の基本となる手法を提案する。先行研究から、深層学習を用いてプレー認識する手法では、畳み込みニューラルネットワーク(以下「CNN」と略す)である程度の精度を実現することが基本となっており、その CNN の出力をさらに競技ルールに特化した高度なプレー認識するシステムへ接続している。そのため、本研究では高度な動作識別を行うシステムに接続する CNN に必要な識別精度を得る目的で、CNN を用いた動作識別実験を行なった。

本研究の目的をまとめると下記のとおりである。

- (1) 選手や主審の身体による死角が生じにくい空手組手競技中の動作データの取得方法を提案する。
- (2) 選手の身体にセンサーを装着しない形で動作識別の基本部分の手法を提案する。そして、競技ルールに特化した高度な判定システムへ接続するための精度を得る。
- (3) 判定に疑問を持つのはどのような場面で、発生する原因が何かを示す。そして、それを解決するために、AI がどのような役割で空手競技に貢献するのかを提案し、空手組手競技に関する新知見を述べる。

第2章 関連研究

空手組手競技に関する研究報告がなされていない理由は様々あるが、理由の 1 つとして試合中の動作データを取得することが困難なことがある。動作データ取得方法が確立されていないため、動作識別手法の研究報告もなされない。そのため、関連研究の調査は、動作取得方法に注目して行った。

スポーツや武道の人の動作識別手法に関する研究報告を「身体にセンサーを装着する方法」と「身体にセンサーを装着しない方法」とに大きく分類する。空手組手競技では身体にセンサーを装着することはできないため、特に「身体にセンサーを装着しない方法」の研究報告について取り上げる。「身体にセンサーを装着しない方法」では、「ビデオカメラを用いる方法」、「RGB-D センサーを用いる方法」、「LIDER を用いる方法」がある。RGB-D セン

サーおよび LIDER を用いる方法は、人体骨格モデルにより動作データを測定するが、空手組手では人体骨格モデルのノード（関節）を頻繁に見失うことが大きな問題である。そのため、本研究では、「ビデオカメラを用いる方法」を採用する。「ビデオカメラを用いる方法」では、従来の機械学習を用いる方法と近年注目されている深層学習を用いる方法がある。従来の機械学習による手法の場合、高度なアルゴリズムにより特徴量を抽出して様々な問題に対応しなければならず、経験則で機械学習手法を組み合わせていくことには限界があるため、本研究では、深層学習により動作識別する手法を採用することにした。

第3章 動作識別に有効な特徴量がどの動作にあるかを調査する実験

本研究の目的から動作取得方法として、人体にセンサーを装着する手法を用いないが、正確に姿勢データが得られることから、光学式モーションキャプチャーシステムを用いて、提案手法を検討するために下記目的で実験を行った。

- (1) どのような識別手法でも空手の技動作において特徴的情報をもつ動作は共通であるという仮説から、特徴的動作がどこにあるのか調査する。
- (2) 技単位の動作分割を行うためには「どのような動作」を利用するべきか調査する。
- (3) 部位速度と特徴量の関係を調査する。

空手組手を測定した際、12台のカメラで構成されていたが、マーカー消失が頻繁に起こり、データ補間作業は過酷なものとなり極めて多くの時間を要した。そのため、多くの動作数が得られなかったが、突き、蹴りについては SVM で、目的を調査するための動作識別実験を行うことができる動作数が得られた。SVM による動作識別実験結果から下記のことが判明した。

- (1) 技動作において攻撃部位が当たるインパクト付近に攻撃動作識別に有効な情報がある。
- (2) 「技の始まり」または「技の終わり」の付近の動作は精度を低下させる情報がある。
- (3) 人体骨格モデルによる動作識別の場合、マーカー消失は重要な問題である。
- (4) 攻撃部位の速度が、相手に当たる瞬間のインパクトで極小になる。

第4章 ビデオデータから深層学習を用いた空手組手の攻撃動作識別実験

ビデオデータから抽出した静止画像により動作識別する。ビデオカメラによる動作データ取得は容易で、選手にマーカーやセンサーを装着する必要がなく、空手組手競技に支障がない。第3章の実験結果から攻撃部位が当たる瞬間のインパクトに動作識別に有効な特徴量があるため、インパクトを基点に動作分割を行った。提案する動作識別手法は、CNN をベースとした、他に見られないユニークな方法である。実装は、バックエンドに Tensorflow をもつ Keras を用いた。下記の実験を行った。

実験1：突きだけの約束組手

3章の実験結果が画像でも適用可能か、提案手法の有効性、将来システムの拡張に関する特性を調査する目的でシンプルな突きだけの約束組手の各識別実験を行った。攻撃動作

の始まり付近および終わり付近の画像を訓練対象外にすると画像毎正解率が約 20%向上し、第 3 章で得られた「攻撃技の始まりと終わり付近の動作は精度を落とす」ということが、静止画像による動作識別でも同様であることがわかった。また、インパクトの画像フレームを 0.5 フレーム以下の誤差で、正確に推論することができた。このことを利用した攻撃技判定方法により攻撃技正解率を求めたところ 95.6%であり、提案手法の有効性を示した。

実験 2：「試合を模倣した約束組手」の動作識別実験

試合を模倣した突き、蹴りの約束組手の動作識別実験を行った。被験者の頭上、床上 5.75 m から 4 台のカメラで撮影した。頭上から撮影することにより、公式試合にて「主審の影で選手の動作が見えなくなる」ということが発生しない。選手の体の影になることも少なくなる。

実験の結果、部位が当たる瞬間のインパクト画像フレームを 1 フレーム以下の誤差で正確に捉えていた。そのため、実験 1 同様な方法で攻撃技正解率を求めたところ、攻撃技か、否かの動作識別実験で平均が 89.3%、攻撃技が当たったか、当たってないかの動作識別実験では、平均 76.6%であった。

第5章 考察

実験結果に関する考察

光学式モーションキャプチャーを用いた動作識別実験で確認された、「識別に有効な特徴量をもつ動作はインパクト幅にあり、インパクト前後の動作は精度を低下させる」ことが同様に画像データでもいえる。また、攻撃技正解率が先行研究と比較して評価し、本研究の目的である「高度な動作識別を行うシステムに接続する CNN に必要な識別精度が得る。」ことを満たしていることを示す。

AI 導入に関する考察

空手組手競技の得点となる有効技の判定は、副審にあり、主審には無い。問題となる誤審は、副審の有効技の見落としであり、その原因は、死角による判定不能な状態であることを実例により示す。また、ラベリングは、審判の判定行為に沿って行わなければ正解率を下げてしまうことや、実用化に向けて、AI の役割は、副審の死角による判定不能状態を助けることであることを示す。

第6章 結論

提案手法が、競技に影響しないで動作データを取得でき、高度な動作識別を行うシステムに接続する CNN に必要な識別精度が得られることを結論として述べる。また、組手競技の誤審の発生原因は副審の死角による判定不能状態であり、AI の役割はこの副審の判定不能状態を助けることを結論として述べる。最後に本研究の問題点や課題を取り上げ、今後の展望を述べる。

目次

目次	9
第 1 章 序論	11
1.1 スポーツの ICT 利用における空手競技の現状	11
1.2 本研究の目的	12
1.3 本研究が対象にしている空手組手競技ルール	14
第 2 章 関連研究	16
2.1 調査の方針	16
2.2 身体にセンサーを装着しない方法 (RGB-D センサを使用)	16
2.3 身体にセンサーを装着しない方法 (LIDAR を使用)	17
2.4 身体にセンサーを装着しない方法 (ビデオカメラを使用)	18
2.5 関連研究の問題点と課題	19
第 3 章 動作識別に最適な特徴量の分布を調査する実験	21
3.1 目的と概要	21
3.2 測定方法	22
3.3 技単位の動作抽出	24
3.4 特徴量の抽出対象範囲	27
3.5 特徴量の構成	28
3.6 動作識別実験結果	29
第 4 章 ビデオデータから深層学習を用いた空手組手の攻撃動作識別実験	34
4.1 実験方法と動作識別手法の提案	34
4.1.1 動作分割	34
4.1.2 ラベリングと動作識別提案手法	34
4.1.3 実験システム構成	36
4.1.4 測定項目	38
4.1.5 その他実験環境	38
4.1.6 実験 1 : 突きの約束組手動作識別実験方法	39

4.1.7	実験 2：試合を模倣した約束組手動作識別実験方法	41
4.2	実験結果.....	43
4.2.1	実験 1：突きの約束組手動作識別実験結果	43
4.2.2	実験 2：試合を模倣した約束組手動作識別実験結果.....	50
第 5 章	考察	54
5.1	結果に関する考察	54
5.1.1	人体骨格モデルによる動作識別実験結果と CNN による動作識別実験結果との 比較から有効な特徴量を持つ動作について	54
5.1.2	空手組手へ CNN を適用する独自の提案手法の基本動作識別システムとしての 評価	55
5.1.3	空手組手競技における攻撃技正解率の評価について	55
5.1.4	未知のデータに対する CNN の精度	57
5.1.5	熟練者と初級者との正解率の差.....	58
5.1.6	混同行列による識別器の評価	59
5.2	AI 導入について	64
5.2.1	判定に疑問を持つ場面と発生原因および AI 審判の役割.....	64
5.2.2	動作内容に対して適当でないラベル値設定ルール	68
5.2.3	部位速度とラベリング作業.....	73
5.2.4	VR の改善点.....	79
5.2.5	撮影環境における識別器のロバスト性	81
第 6 章	結論	84
	謝辞	86
	参考文献.....	87
	研究業績.....	91
	図目次.....	91
	表目次.....	93
	添付資料	93

第1章 序論

1.1 スポーツの ICT 利用における空手競技の現状

野球、サッカー、バレー、ラグビー、テニス、スキー、水泳、体操などの多くの競技で公平な審判やトレーニングの支援をするために ICT (Information and Communication Technology) の活発な利用がみられ、多くの研究報告がなされている。しかし、空手競技の ICT 利用に関する研究報告はない。

全日本空手道連盟 (JKF) のプレス向けサイト [1]によれば、世界空手連盟 (WKF) には195ヶ国と地域が加盟し、世界の空手愛好者数1億3000万人以上とされており、2020年東京オリンピックの競技種目に採用され世界的に人気の高いスポーツ、武道である。しかし、空手の組手試合では高速に選手が交錯する競技の特性上、試合の審判員に高度な技術が要求され、その判定に疑問を持つケースがしばしば起こる。

空手競技では、世界大会などで主要な大会の決勝戦等でビデオレビュー [2] (Video Review 以下「VR」と略す) と呼ばれるルールが導入されている。これはコーチの申告により再判定するというものであり、図1に示すようにコート上にカメラを2か所または4か所設置し、そのカメラから撮影された映像の再生が主な手法である。

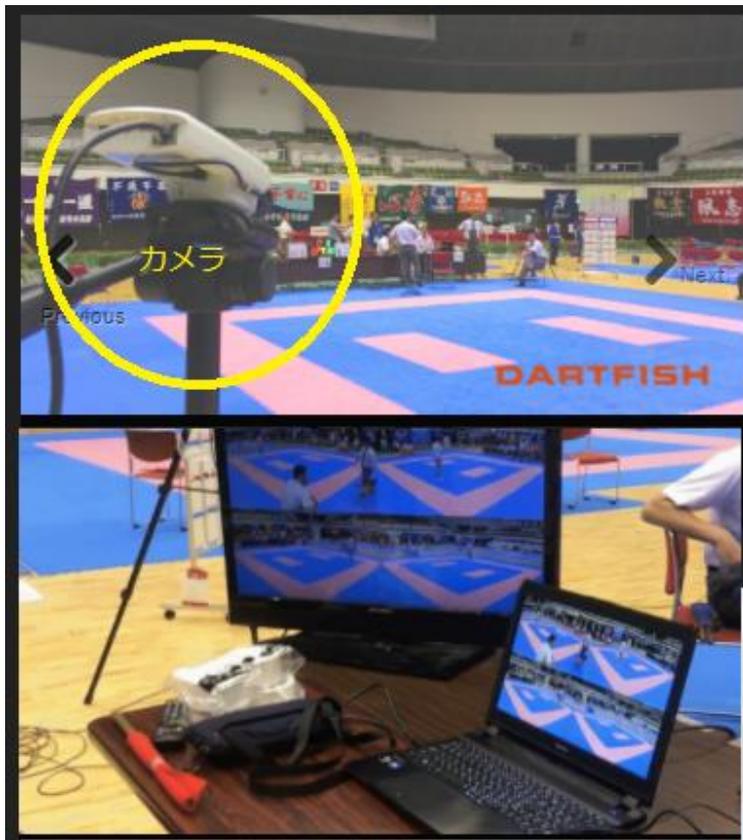


図1 VRのカメラと映像画面

出典 ダートフィッシュジャパン, インターハイを支える「映像判定技術」とは, https://www.dartfish.co.jp/cases/gifu_karate/, アクセスした年月日 2020年10月24日

VRにより審判の公平性が向上したが、そのVRを用いた判定についても、熟練審判でも判定困難場合がしばしばあることが問題である。これは、実際に全日本選手権大会での決勝戦などで判定に時間がかかっていることから推測される。試合で判定をした副審は、日本を代表する熟練審判であり、その判定に異を唱えるのであるから、そこには、そのような状況になった理由、原因があるはずであり、その点を解決することが重要である。

空手の攻撃技を有効とする評価項目は、「正確な距離」、「適切なタイミング」、「良い姿勢」、「残心」があり、そして「気力」、「スポーツマンらしい態度」というデータ化が困難な項目もある [2]。このような技の特性から、テニスの「ライン判定」や野球の「ランナーへタッチするクロスプレー」などはスロー再生や一時停止で正確に判定することができるが、空手競技では困難である。どちらが先にタッチしたか、ラインの外側か内側か、という単純なものではない。空手組手競技の場合、どちらが先にタッチしたかではなく、スピードや姿勢が重視されるため、スロー再生は逆に判定を困難にする場合がある。そのため、スロー再生は参考にするが、ビデオの通常再生のイメージにより最終的に判定する。また、大規模な大会のベスト4以上しかVRを採用されていないが、地区予選でもVRを導入する必要性のある場面が見られるため、導入することが望ましい。しかし、試合進行が遅れるなどの問題から導入が困難な状況である。ポイントが有効か否かを判定している副審を直接支援するシステムが必要である。

近年、オリンピック競技を始めとして多くのスポーツ種目の競技の判定に映像技術、センサー技術、AI(Artificial Intelligence)が応用され、これにより審判の公平性を高めるだけでなくコーチングや選手のトレーニングにも影響を与えている [3] [4]。しかし、空手競技では再現ビデオが主な手法であり、ITCが十分に活用されていないのが現状である。

1.2 本研究の目的

多くのスポーツ種目の競技の判定に映像技術、センサー技術およびAIが応用されているが、空手の組手競技の場合、いまだ研究報告がなされていない。この理由として、

- (1) 動作識別するための適切な動作データを競技に影響しない形で取得する方法が開発されていない。
- (2) 動作を識別するための基本的な手法が開発されていない。

以上の2点が挙げられる。選手の身体にセンサーを装着することは現在のルールでは不可能であり、かつまた判定の項目の複雑なことや競技者が高速に交錯して死角が多発するなどからAIの応用を困難なものとしていると考えられる。

そこで本研究では空手組手競技に影響しないビデオカメラにより動作データ取得方法を提案するとともに、深層学習を用いた空手組手の動作識別の基本となる手法を提案する。先行研究から、深層学習を用いてプレー認識する手法では [5] [6] [7]、CNN(Convolutional Neural Network)である程度の精度を実現することが基本となっており、そのCNNの出力をさらに競技ルールに特化した高度なプレー認識するシステムへ接続している。図2は、ホッケーのプレー認識の例である。

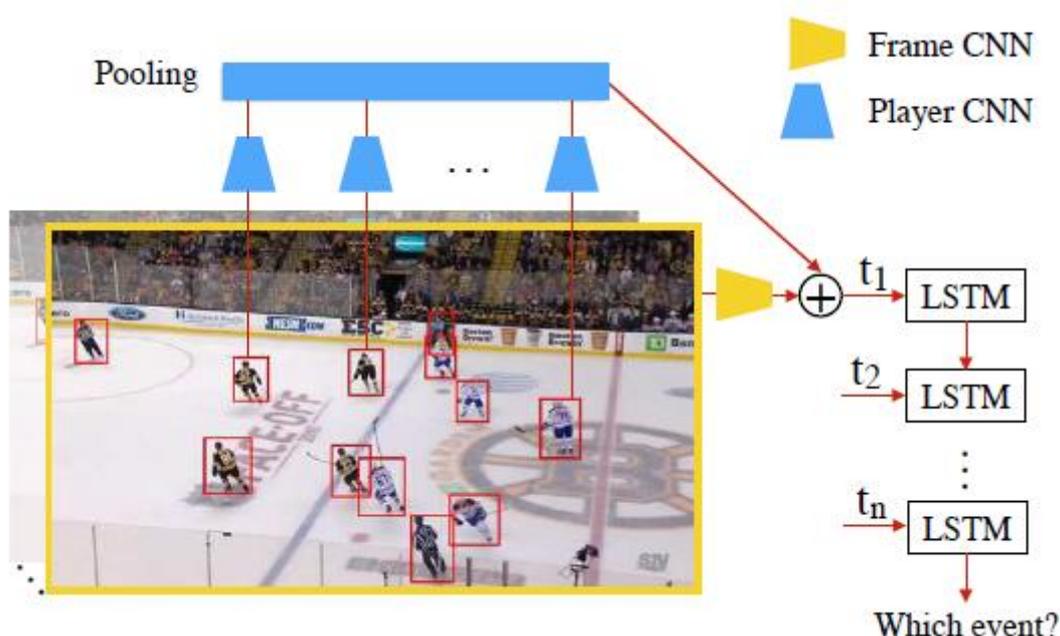


図2 深層学習によりプレー認識

出典 M. Tra, J. Chen, J. Little, “Classification of Puck Possession Events in Ice Hockey,” 2017 IEEE Conference on CVPRW, pp. 147-154(online), 2017.

そのため、本研究では高度な動作識別を行うシステムに接続するCNNに必要な識別精度を得る目的で、CNNを用いた動作識別実験を行なった。

注意：本研究で用いたCNN層を基本とした深層学習システムは、CNN層の他に入力層、プーリング層、全結合層、ドロップアウト層、出力層で構成されている。本論文では、これらを含む深層学習システムを「CNN」と表記する。

本研究の目的をまとめると下記のとおりである。

- (1) 選手や主審の身体による死角が生じにくい空手組手競技中の動作データの取得方法を提案する。
- (2) 選手の身体にセンサーを装着しない形で動作識別の基本部分の手法を提案し、競技ル

ールに特化した高度な判定システムへ接続するための CNN の精度を得る。

- (3) 判定に疑問を持つのはどのような場面で、発生する原因が何かを示す。そして、それを解決するために、AI がどのような役割で空手競技に貢献するのかを提案し、空手組手競技に関する新知見を述べる。

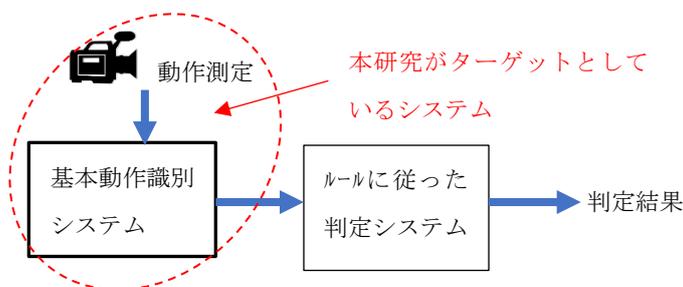


図 3 試合の動作を識別する先行研究のシステム構成

体操競技など試合での動作を識別する先行研究 [5] [6] [7] [8] のシステム構成を大きく分類すると図 3 のように、「基本動作識別システム」と「ルールに従った判定システム」の2つのシステムで大別されている。上記本研究の目的(1)から(3)は「基本動作識別システム」に関することであり、本研究がターゲットとしているシステムである。「基本動作識別システム」は、本研究の場合、足の攻撃技が行われた、手の攻撃技が行われたなど基本動作を識別する。一方、「ルールに従った判定システム」は、赤左手上位突きなど詳細な動作識別をするもので、本論文のターゲットではなく、今後の課題としているシステムである。

システムの最終ステップである図 3 の「ルールに従った判定システム」の開発に着手するには、空手関係者の協力が必要であり、理解を得るために上記本研究の目的の(3)が重要であり、実用化のためのシステムの目指す方向を示している。このシステムの目指す方向性であるが、AI を用いたシステムは人間審判の支援であり、人間審判と同等な機能を目指すものではない。現在の空手組手競技において人間審判が判定困難な部分を支援するシステムを目指している。したがって、人間審判の認識が容易である技の後の残心などはシステムに考慮されていない。

1.3 本研究が対象にしている空手組手競技ルール

(1) 対象としている空手組手競技ルール概要

空手組手競技ルールは、流派により様々なものが存在する。本研究が対象としている空手組手競技ルールは 2020 年東京オリンピックルールを対象としている。空手組手競技ルールには、直接打撃によるノックアウト一本勝ちを採用する「フルコンタクトルール」と寸止めでポイントを争う「ノンコンタクトルール」に大別される。空手

組手競技の2020年東京オリンピックルールは、「ノンコンタクトルール」である。

(2) 攻撃部位の接触について動作識別が容易でない競技ルール

2020年東京オリンピックの空手競技は、世界空手連名(WKF) [9]が管轄しており、日本では、全日本空手道連盟(JKF) [10]を国内競技団体として承認している。従って、全日本空手道連盟空手競技規定 [2]は、オリンピック競技ルールに準じている。全日本空手道連盟空手競技規定では、頭部へのポイントとなる有効技は、軽い接触(スキンタッチ)または5cm以内の寸止めとされている。過度な接触は反則とされる。このため、本研究で「当たっている」、「有効攻撃技」と表現した場合、寸止め但实际上には接触していない動作を指している場合が多くある。

単純な接触、非接触ではないこの点をAIにどのように学習させ、実用レベルの動作識別精度を得るのかの難しさがある。

第2章 関連研究

2.1 調査の方針

本研究では、空手組手競技へ導入するシステムを目指している。現在のルールでは、選手の身体にセンサーを装着することは許されていない。3章では動作識別に最適な特徴量の分布を調査するために、身体にセンサーを装着して動作識別実験を行ったが、この実験の測定は困難なものであった。理由の詳細は3章で述べるが、現在のモーションデータを測定するためのセンサーは、光学式、加速度式でも実施者が一人を想定したもので、複数の人間が交錯し、ぶつかり合う動作を想定した設計になっていないということである。このような、センサー技術の現状からも将来、空手競技へセンサーが装着される可能性は低いと考えられる。

以上のことから、身体にセンサーを装着しない形で、身体動作識別に関する先行研究を主に調査した。以降の節に測定デバイス（RGB-D センサー、LIDAR、ビデオカメラ）別に述べる。

2.2 身体にセンサーを装着しない方法（RGB-D センサを使用）

RGB-D センサーとは RGB 画像に加えて D=Depth、距離画像も測定するものである。図4に示すように RGB-D センサーの代表的な例としてマイクロソフト社 Kinect がある[11]。



図4 Kinect センサー

出典 フリー百科事典ウィキペディア (Wikipedia), “Kinect,” 2020年5月21日.[オンライン]. Available: <https://ja.wikipedia.org/wiki/Kinect>. [最終アクセス日: 2020年10月8日].

RGB-D センサーを用いた研究は、Kinect センサーを用いた論文が多く、Support Vector Machine や Dynamic Time Warping により人の動作識別を行っているものや [12] [13] [14]、Gesture Description Language (以下「GDL」と略す)によりジェスチャーを識別するものがある [15]。これらの扱った動作データは、我々の研究で扱っているものと異なり、「手を上げる」、「キックする」などの単純な動作であり、この手法をそのまま使用することはできない。参考文献 [16]は、空手の動作データを動作識別している。上段受け、下段払い、横蹴り、前蹴り、後屈立ち、前屈立ちの基本技を Kinect センサーで測定し、GDL により動作分割し、Hidden Markov Model により動作識別している。これは、空手の技を高い精度で識別する 1つの方法を示してくれたことは大きな貢献であった。しかし、この空手の動作は、一人の動作であり、被験者の正面から撮影したもので、多くの研究論文で扱った単純な動作と基本的には同じである。また、Kinect センサーは、2人の被験者が交錯して Kinect センサーの死角になると、人の骨格モデルの関節を消失してしまう。被験者が体を一回転しただけで、骨格モデルの関節を見失ってしまう欠点がある。

2.3 身体にセンサーを装着しない方法 (LIDAR を使用)

Light Detection and Ranging (以下「LIDAR」と略す)は、光を用いて身体動作をセンシングするのに使われている。もともとは自動運転をする自動車に導入されていた [17]。LIDAR を用いた研究は、体操競技の採点システムへの応用が報告されている [18] [19]。これは富士通(株)が国際体育連盟と日本体操協会の共創により開発しており、体操競技用 3D レーザーセンサーとして LIDAR 技術を進化させて、人の動作を正確に測定して公式試合で使用可能にした世界初の画期的システムである。このシステムは、深度画像から機械学習により骨格モデルを認識し、骨格モデルを活用した採点規則により自動採点される。そのため空手組手競技への応用を考えた場合、骨格モデルの認識および採点処理アルゴリズムを空手競技用にすべてカスタマイズする必要がある。また、体操競技種目は、「床」以外は演技場所が固定しており、死角が生じない位置に 3D レーザーセンサーを設定できるが、空手組手競技の場合、2人の選手が自由に移動し、高速に交錯するため、死角が生じてしまい、骨格モデルの関節を見失わないか検討する必要がある。図 5 に体操競技用 LIDAR を示す [20]。



図 5 体操競技用 LIDAR

出典：オプトロニクス， 富士通と FIG、体操採点支援システムを実用化へ、オンライン
2018年11月21日 <http://www.optronics-media.com/news/20181121/54177/>, [最終アクセス 2020年10月25日]

2.4 身体にセンサーを装着しない方法（ビデオカメラを使用）

ビデオカメラを用いた研究報告は、深層学習を用いたものが多数報告されており、公開されている大規模データセットからスポーツビデオを CNN により分類するものや [21]、ビデオデータから静止画像フレームと Optical flow 画像を抽出して CNN に学習させてアーチェリーの動作を識別するもの [22]、静止画像フレームと Optical flow 画像 CNN に学習させ、その出力を Long short-term memory(以下「LSTM」と略す)へ学習させてビデオ分類を行うもの [23]、各選手の特徴やチーム全体の特徴を CNN に学習させ、その出力を LSTM へ学習することにより、サッカーやホッケーのパスやシュートなどのチームプレーの認識を行うものや [5] [6]バックハンド、フォアハンドなどのテニスのプレー認識を行うものがある [24]。これらの手法では、ネットワークの前段となっている CNN である程度

の精度が得られることが重要である。

その他のビデオカメラを用いた報告では、ビデオデータを静止画像に分割し、その静止画像から姿勢推定ライブラリ **OpenPose** を用いて、人の骨格モデルを生成する。その骨格モデルの特徴量をニューラルネットワークに学習させて動作識別を行った研究報告がされている。この報告では「字を書く」などの日常生活の動作を対象としているものや [25]、バスケットボールのフリーシュートの予測 [26]、サッカーのシュートの熟練度に関する研究報告 [27]がある。これらの研究報告は、**OpenPose** の取得する関節位置データが 3 次元ではなく、2 次元であること、かつオクルージョンの問題から、手足の詳細な動作を扱った研究は、一人のプレーヤーの動作を扱った研究になっている。そのため、複数人扱ったスポーツの研究報告 [28]は、手足の詳細な動作ではなく、プレーヤーとボールの位置関係に関するものが主な内容になっている。

2.5 関連研究の問題点と課題

前節 2.2~2.4 で AI を空手組手競技へ導入するために、身体にセンサーを装着しない形で、身体動作識別に関する先行研究の調査結果について述べた。

サッカーなどのチームプレーでなく、一人の人間に注目して、手足など人間の各部位の動作を識別する研究は、身体的主要関節から構成される人体骨格モデルを作成し、その骨格モデルの各関節位置データを動作データとして使用している。人体骨格モデルを用いた研究は、動作データ取得方法により次の 3 つがあった。

- (1) RGB-D センサーにより動作データを測定して行われた研究 [12] [13] [14] [15] [16]。
- (2) LIDAR により動作データを測定して行われた研究 [8] [18] [19]。
- (3) ビデオカメラにより動作データを測定して行われた研究のうち、ビデオデータから **OpenPose** により人体骨格モデルを生成して行われた研究 [25] [26] [27]。

図 6 に **OpenPose** の骨格モデルの例を示す。

以上の(1)から(3)の研究で共通することは、その測定機器またはライブラリの仕様や制約条件から、空手組手のように選手同士が交錯して死角が生じてしまうということがない、一人の動作を対象とした研究報告になってしまうということである。つまり、空手組手のように複数人が交錯する動作識別については述べられていない。



図 6 OpenPose の骨格モデル

出典 Nakai,M.,Tsunoda,Y.,Hayashi,H.,and Murakoshi,H.(2018). Prediction of Basketball Free Throw Shooting by OpenPose. JSAI International Symposium on Artificial Intelligence,435-446.

その他、身体動作識別に関する先行研究として、テニス、アイスホッケー、サッカーなどの球技スポーツのビデオデータからプレー認識する研究報告について述べた [5] [6] [24]。これらは、上述の研究報告と異なり、身体部位をクローズアップして取り上げた動作識別ではなく、チーム全体としてのプレー認識をするものであり、ボールや道具、コートなども動作識別の特徴量として考慮される。さらに異なる点として、これらの研究では、人体骨格モデルの関節位置データで動作識別をするのではなく、ビデオデータから抽出した画像データにより動作識別をする。この動作識別で用いられる AI の技術は深層学習である。深層学習は、ディープラーニングとも呼ばれ、現在の AI ブームの火付け役となった技術である。様々な分野で、AI に用いられてきた従来の技術が深層学習に置き換えられている。これらの研究では、空手組手のような、左右手足そのものの動作識別については述べられていないため、空手組手へ応用可能か調査、実験する必要がある。

人体骨格モデルを用いる手法は、体操競技の自動採点システム [18] [19]のように姿勢を正確に識別するのに有効な方法である。しかし、人体骨格モデルの関節が死角により消失してしまう問題がある。手足の重要な関節が消失した場合、技の動作識別が困難になるため、本研究では、球技スポーツのプレー認識の研究報告 [5] [6] [24]のように、ビデオデータから画像データを抽出し、その画像データから深層学習により動作識別を行っている。

第3章 動作識別に最適な特徴量の分布を調査する実験

3.1 目的と概要

空手組手競技では、身体にセンサーを装着することができないが、下記目的のために姿勢情報を正確に測定することができる光学式モーションキャプチャーシステムにより動作データを取得して動作識別実験を行った [29] [30]。また、本研究の範囲外ではあるが、人体骨格モデルの関節位置データによる動作識別手法の基礎実験は、図 3 の「ルールに従った判定システム」の開発に役立つと考えられる。

光学式モーションキャプチャーシステムを用いた実験の目的

- (1) どのような識別手法でも空手の技動作において特徴的情報をもつ動作は共通であるという仮説から、特徴的動作がどこにあるのか調査する。
- (2) 技単位の動作分割を行うためには「どのような動作」を利用すべきか調査する。
- (3) 部位速度と特徴量の関係を調査する。

目的(1)について説明すると、最終的にビデオデータから抽出した画像により動作識別を行うが、光学式モーションキャプチャーシステムにより、正確に動作識別するのに有効な特徴量をもつ動作を把握していれば、特徴量が人体骨格モデルの関節位置データであっても、画像データであってもその動作は共通であるという考えから、動作識別に有効な動作が分かっているならば、画像データによる動作識別の提案手法の開発に利用できると考えられる。

目的(2)について説明すると、AIに動作を識別させるには、動作分割し、その分割単位の動作を学習し、推論する。そのため、この分割は無意味に行うのではなく、意味のある動作でなければならない。本研究の場合は、空手の技の動作でなければならない。空手の技単位の動作を分割するための動作は何か、調査しなければならない。

目的(3)について説明すると、本研究では、空手組手競技の攻撃動作を画像データにより動作識別をする。また、地方大会などでも導入可能な30フレーム/秒以上の安価なカメラを使用したシステムを目指している。ラベリングは、ビデオ画像となるため、部位速度が極大の時は動作を確認することができないためラベリングができない。部位速度と特徴量の関係を調査し、ラベリング作業が可能か調査し、実用化することができる提案手法を開発する。

身体にセンサーを装着するタイプのモーションキャプチャーシステムの代表的なものとして、光学式、慣性センサー式、磁気式があるが、どれも空手組手のような複数人が自由に動き回り、交錯し、かつ接触する動作を想定した設計になっていない。そのため、動作測定時と測定後のデータ補完作業は、極めて困難なものであった。測定時は、マーカー脱落が頻

繁に起こり、予定したラウンドを行うことができなかった。また、測定後の作業についても、45秒間の空手組手のデータをAIに使用可能になるまでに、多くの作業時間が必要であり、完成しなかった空手組手のラウンドもあった。このため想定した動作データ数を得ることができなかった。組手実施者によっては取得できなかった技のデータもあった。しかし、突き、蹴りの攻撃動作についてSVM (Support Vector Machine) により動作識別を行い、目的の特徴量の分布を調査することができた。

突き、蹴りの攻撃動作および受け動作について、時間軸で任意のタイミングの姿勢をそれぞれ抽出して動作識別精度を調査した。どのような姿勢、動作のときに、高い精度となる特徴量があるのかを調査した。

3.2 測定方法

12 台の赤外線カメラを搭載した VICON 社製の光学式モーションキャプチャー装置を用い、上級者（三段）と初級者の伝統系空手の組手を 16 ラウンド（ただし、各ラウンドの所要時間は約 40 秒）を毎秒 120 フレームの時間解像度で測定した [29] [30]。各空手組手実施者に図 7 に示すように 40 個の計測マーカを身体やサポーターに直接貼付け [31]、その座標位置 (x, y, z) から関節に相当する位置を推定した 21 個の節点 (以降ノードと呼ぶ) を構成し、図 8 に示す仮想的な骨格構造を構築する。

組手測定において頻繁にマーカを見失う事象が発生したため、測定後に計測データを手動で補完処理する際のガイドマーカとして用いるための、ノードの位置計算に使用しないマーカも組手実施者の身体に貼付けた。また、肘 (elbow_left, elbow_right) と膝 (knee_left, knee_right) は、本来 2 つの測定マーカからノード位置を推定した方が精確である。しかし、今回の組手は試合に近い動作を得るために実戦に近い形式で測定したため、肘と膝の計測マーカの脱落損傷が頻繁に発生したので、肘と膝の外側に貼付けたマーカの座標位置をそのままノードの位置とした。

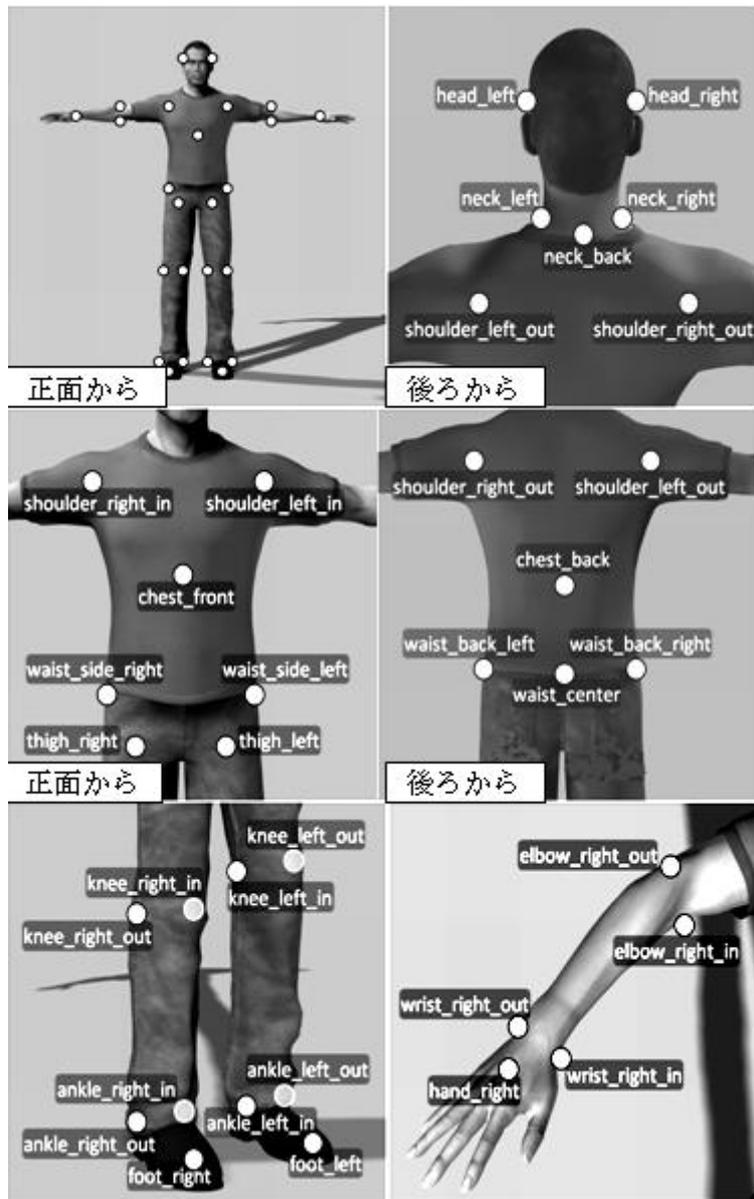


図 7 マーカーの装着位置

出典：豊橋技術科学大学 情報工学系 画像工学研究室, VAL テニス動作モーションキャプチャデータベース, <https://galaxy.val.cs.tut.ac.jp/project/tennis/>, [最終アクセス日 2020 年 10 月 26 日]

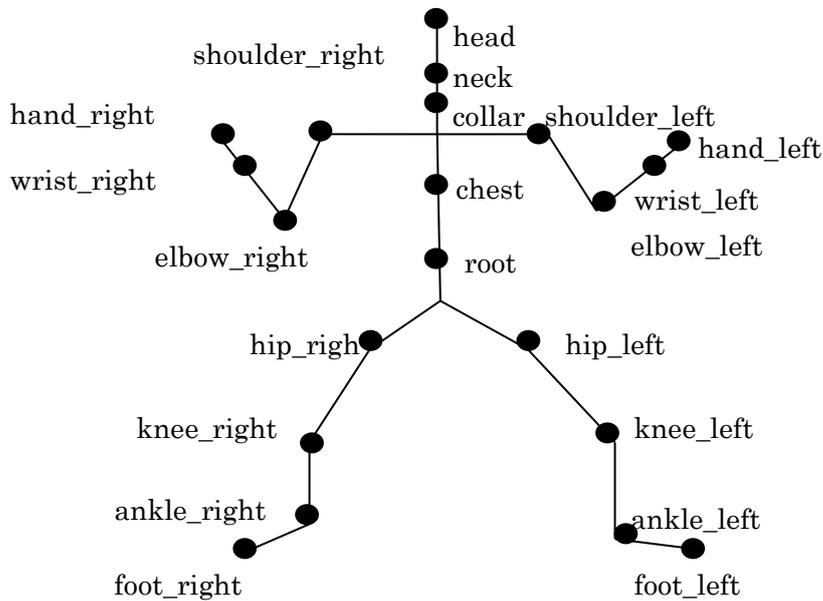


図 8 作成される骨格構造

3.3 技単位の動作抽出

左右手足の部位速度の極値を利用して、計測した動作データから技単位の動作データを抽出する。今回の実験では、右手(hand_right)、左手(hand_left)、右足(foot_right)、左足(foot_left)の計測マーカーに対する 3 次元座標の時系列データから各々の速度ベクトルを計算する。しかしながら、座標データには計測雑音等の影響から微小な変動が含まれるので、生のデータを用いた場合には極めて小さな動作片まで検出してしまう。そこで以下の式により各フレームでの速度ベクトルを平滑化する。

$$\begin{aligned} \overrightarrow{V}_{\text{frm}} &= (x_{\text{frm}}, y_{\text{frm}}, z_{\text{frm}}) \\ &= \frac{\sum_{i=\text{frm}-\text{rg}_a}^{\text{frm}+\text{rg}_a-1} \overrightarrow{GP}_{i+1} - \overrightarrow{GP}_i}{2 \times \text{rg}_a} \end{aligned} \quad (3.1)$$

$\overrightarrow{V}_{\text{frm}}$: フレーム毎の速度ベクトル

frm: フレーム番号 ($\text{rg}_a < \text{frm} < \text{最終フレーム番号} - \text{rg}_a - 1$)

rg_a: 速度の平均を求める範囲(フレーム数)

\overline{GP} : グローバル座標系の位置

(3.1)式では、速度を求めるフレーム番号 frm を基準にして rg_a フレーム数前後の範囲でグローバル座標系における位置の移動平均を求めている。ただし、今回の実験では $rg_a=10$ と設定した。(3.1)式で求めたフレーム毎の速度ベクトルに対して以下の式により速度ベクトルのノルム（以後、単に速度と呼ぶ）を求め、この値から速度グラフを作成した。

$$V_{frm} = \sqrt{x_{frm}^2 + y_{frm}^2 + z_{frm}^2} \quad (3.2)$$

次に、 $rg_b < frm < \text{最終フレーム番号} - rg_b - 1$ の frm の極大値を以下の(a)から(e)の手順で求める。ここでは、最初に、測定した動作データ全ての極大値を求め、次にそれらの極大値間の極小値を求める。

(a)極大値を判定するフレーム番号 frm を基準に rg_b フレーム数前後の範囲で速度変化量の総和を(3.3)式で求める。今回の実験では $rg_b=20$ とした。

$$SV_{frm} = \sum_{i=frm-rg_b}^{frm+rg_b-1} |V_i - V_{i+1}| \quad (3.3)$$

frm :極大値を判定するフレーム番号、 V_i :フレーム番号 i の部位速度、
 rg_b :速度変化量総和範囲

(b)

$$SV_{frm} < thresh_a \times 2 \quad (3.4)$$

真なら frm は極大値でない。

(c)(3.4)式が偽なら(3.5)式の判断をする。

$$SV_{frm} > thresh_b \times 2 \quad (3.5)$$

(d)(3.5)式の判断が真なら $rg_b = rg_b/2$

偽なら何もしない。

(e)フレーム番号 $frm-rg_b < frm < frm+rg_b-1$ の範囲で速度値の大小関係を調べる。 rg_b の値を変更した場合はもとに戻す。

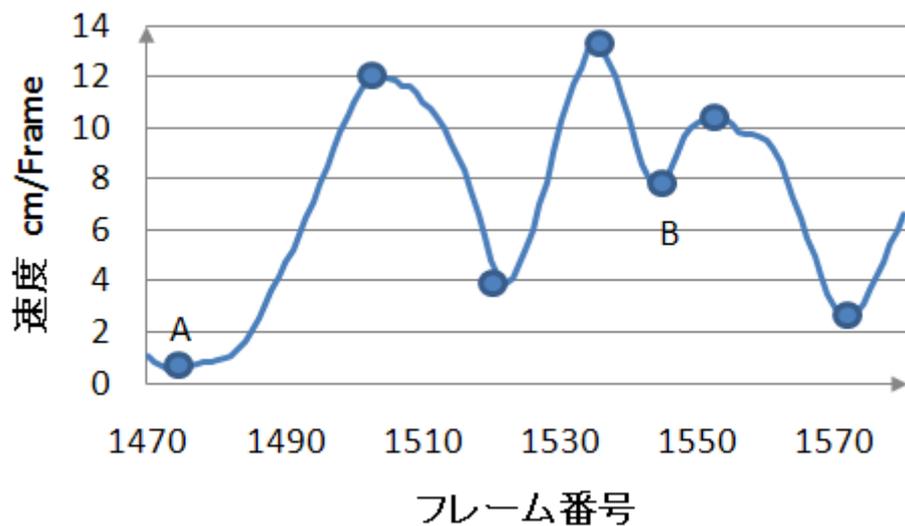


図 9 上級者左手速度グラフ (a)

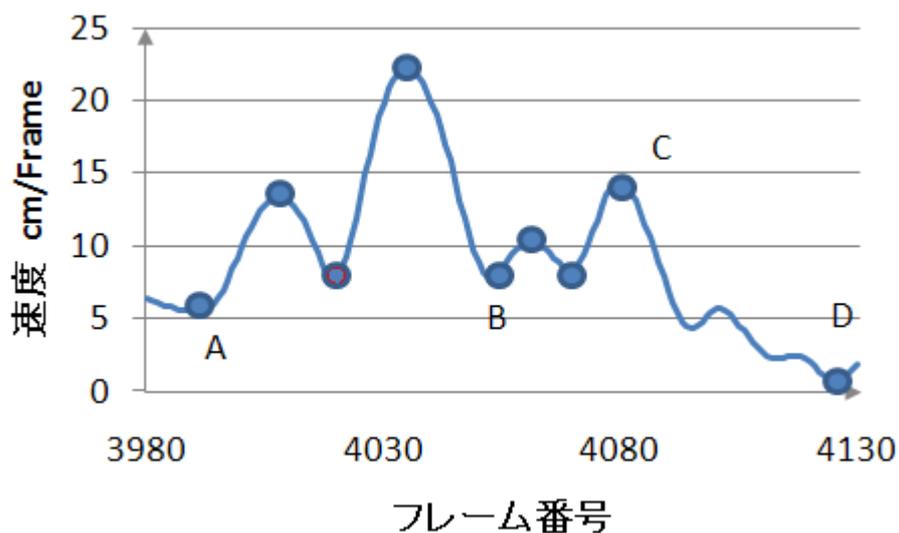


図 10 上級者左手速度グラフ (b)

極大と極小を求める上記手順について補足すると、(b)の判断は、速度グラフの「微小な山」を無視するためのものであり、実験では $\text{thresh_a} = 0.1$ とした。また、(c)、(d)の処理は、速度グラフで大きな山の直近に出現する「比較的小さな山」を無視するためのものであり、これは大きく動作した技の衝撃等で生じるものである。一方、この処理は同時に、軸足を回転したときの動作のような全体的に速度変化が小さい組手実施者の小さな動作は検出できる。このように(c)、(d)で検出される動作は空手組手において意味ある動作分割に特化した処理である。ただし、実験では経験的に $\text{thresh_b}=1.0$ に設定した。上級者左手の速度グラフの極値を検出した結果を図 9 と図 10 に示す。グラフ上でマーク

きている点が検出された極値である。図 9 の A-B 間にほぼ同じ大きさのピークが 2 つあるが、これは「左突き」の動作である。空手の技は多くの場合、このように単発の場合では大きさのほぼ同じ 2 つのピークになる事が実験により確認された。

図 10 は複雑なグラフとなった例であり、A-B 間に大きさの異なった 2 つのピークが見られる。これは組手実施者が「左回し蹴り」を行っており、腰の回転の逆方向に上半身をひねり、平泳ぎのように左手を後方に大きくかく動作をしていることに起因しており、上級者に多く見られる動作である。次に B-D 間に 2 つのピークがあるが、これは「回し蹴り」の大きな動作をした直後に相手が反撃しようとしたため、素早く防御の構えとした動作を示している。このように複雑な動作となったために、C-D 間で検出されなかった「比較的小さな山」と「微小な山」の 2 つのピークが存在する。大きな変化量となった C 点直後の「比較的小さな山」は、極大値検出手順(c)、(d)により検出されなかった。一方、D 点直前の「微小な山」は、手順(b)により検出されなかった。ゆえに、意味のある技単位での動作分割を目的とした本アルゴリズムが正しく機能していると考えられる。

3.4 特徴量の抽出対象範囲

この実験では手技として「突き、受け、牽制、構え」、また足技としては「蹴り、受け、移動」の全 7 つの動作を識別した。空手の基本技である「蹴り、突き、四肢による受け」の単位動作は 2 つの大きな極値を持つので、2 つのピークの区間内で特徴量を計算する。

図 11 に、下肢関節の速度グラフから下肢動作の特徴量を抽出した例を示す。図 11 は、2 歩「摺り足で前進」した（図 11A 区間）後、「蹴り」を行い（図 11C 区間）、次に 2 歩「摺り足で前進」した（図 11D 区間）例を表している。

ここで、移動の動作は、組手でしばしば見られる「膝蹴りするようにして前進」、「足を前に放り出して前蹴りするように前進」、「進行方向とは反対方向へ足を振ってから前進」などは 2 つのピークが現れるが「摺り足による前進」は、1 つのピークしか現れない。空手組手における移動動作のほとんどは「摺り足による前進」であるため、図 11 に示すように今回は 2 回の「移動」で特徴量を計算する。

単位動作をすべて 1 つのピークに分解するなどの方法も考えられるが、「蹴り」、「突き」の識別精度は 2 つのピークとそのピーク間の極小値の特徴量が大きく影響すると考えられるため、「1 個分のピークだけ進めて、2 つのピークごとに特徴量を計算する」（図 11A 区間から B 区間）を繰り返す手順にした。但し、「蹴り」または「受け」と判定された場合は 2 個分のピーク進めて次の 2 つのピークの特徴量を計算する（図 11C 区間から D 区間）。これにより 1 つのピークしか現れない「移動」と 2 つのピークが現れる「移動」や「蹴り」、「受け」の双方に対応した。具体的な手順を下記の(a)～(d)に示す。

(a) 2 つのピークに対して動作識別する (A 区間)。

(b) (a) の識別結果が「移動」なら、次の開始点を 1 個分のピークだけ進めて次の 2 つのピーク

- クに対して特徴量を計算する(B 区間)。
- (c) 識別結果が「蹴り」または「受け」の場合(C 区間)、次の開始点を2つのピーク進めて2つのピークに対して特徴量を計算する(D 区間)。
- (d) (a)から(c)を繰り返す。

さらに、腕部に関する動作の「突き」、「受け」、「牽制」と「構え」についても同様に特徴量を算出する。

以上のように、空手のすべての技を部位速度グラフの2つのピークで取り扱う。

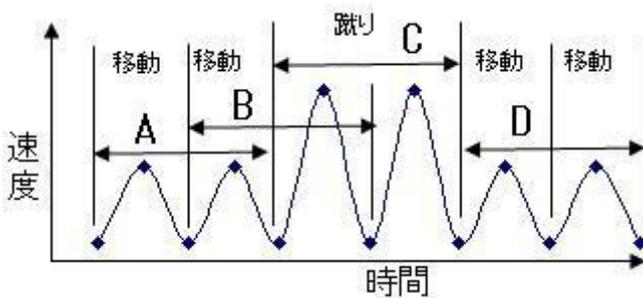


図 11 下肢の特徴量抽出

3.5 特徴量の構成

協力者の2名により実際に組手を実施してもらい、計測したデータを組手主体者と対戦相手に分別した後に動作を解析した。ここで、2つピークから計算する特徴量は、組手主体者の動作識別に関係するノードの速度、および主体者と対戦相手の全ノードの位置を、図 12 に示す様に極値のフレームと隣接するフレームの時間的な中間値を抜き出した 3、5、および9 フレーム分のベクトルデータで構成する。

$$\begin{aligned}
 &\{\text{主体者の部位速度ベクトル}(V_x, V_y, V_z) \\
 &\quad + \text{主体者の 21 ノード位置}(P_x, P_y, P_z) \\
 &\quad + \text{対戦相手の 21 ノード位置}(O P_x, O P_y, O P_z)\} \\
 &\quad \times \text{抽出フレーム数}(3, 5, 9 \text{ のどれか}) \quad (3.6)
 \end{aligned}$$

ここで、次元数は、 $\{3+(21 \times 3) + (21 \times 3)\} \times (3, 5, 9)$ となることに留意されたい。

(3.6)式の「主体者の部位速度ベクトル」は、図 13 で示すようにグローバル座標系で算出する。「主体者の 21 ノード位置」は、主体者の腰 (root ノード) を原点とするローカル座標系から算出する。また、「対戦相手の 21 ノード位置」も主体者のローカル座標系により、主体者に対する相対座標として算出する。

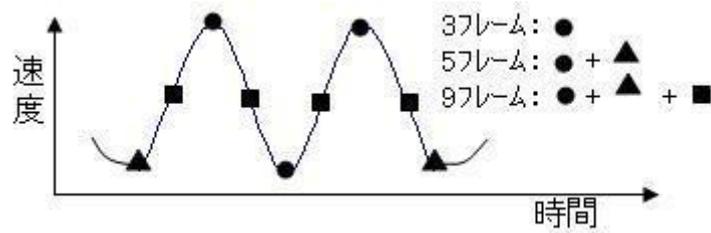


図 12 姿勢データの標本化フレーム

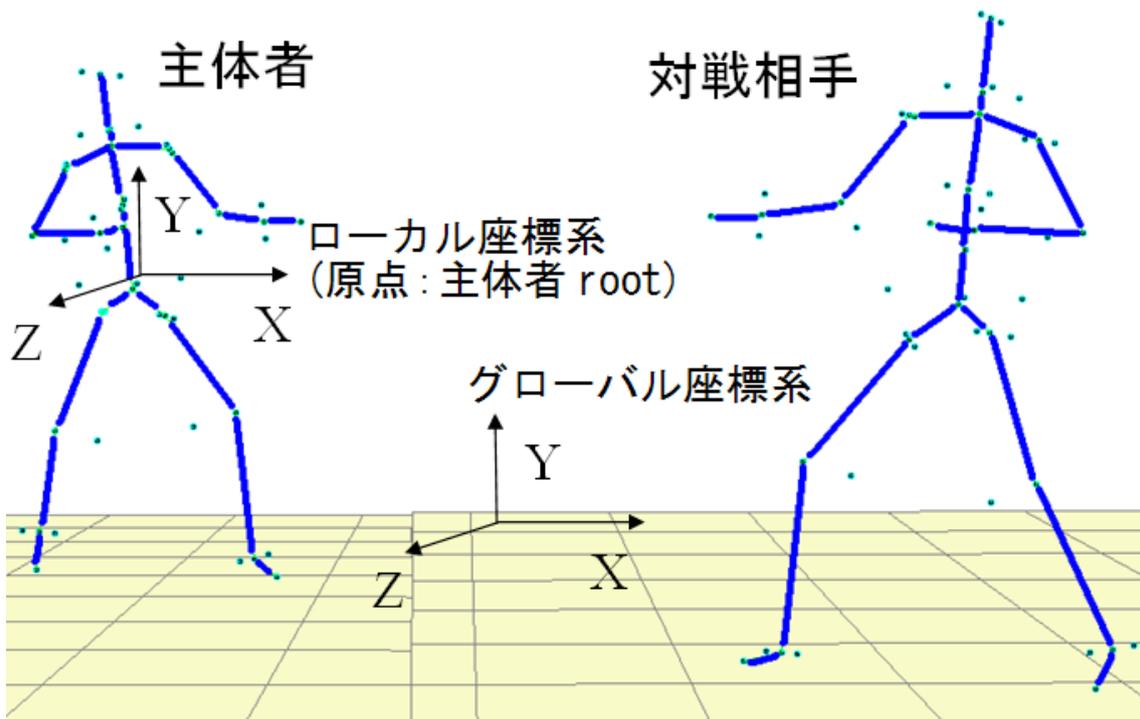


図 13 特徴量算出で用いられる座標系

3.6 動作識別実験結果

計測した動きを CG 仮想人間を用いて可視化した映像とノードの速度をグラフ化した画像を観察し、「蹴り」や「突き」等の注釈を動作ごとに設定して、SVM に学習させる教師データを作成した。また、この本研究で開発したアプリケーションで SVM の推論結果も観察することができる。その様子を図 14 に示す。ただし、SVM の機能は公開ライブラリである libsvm [32]を利用して実装した。今回の計測で得られた各種動作の総数を表 1 に示す。ここで、値が 0 のものは今回の組手で被験者がその動作を行わなかったことを意味する。

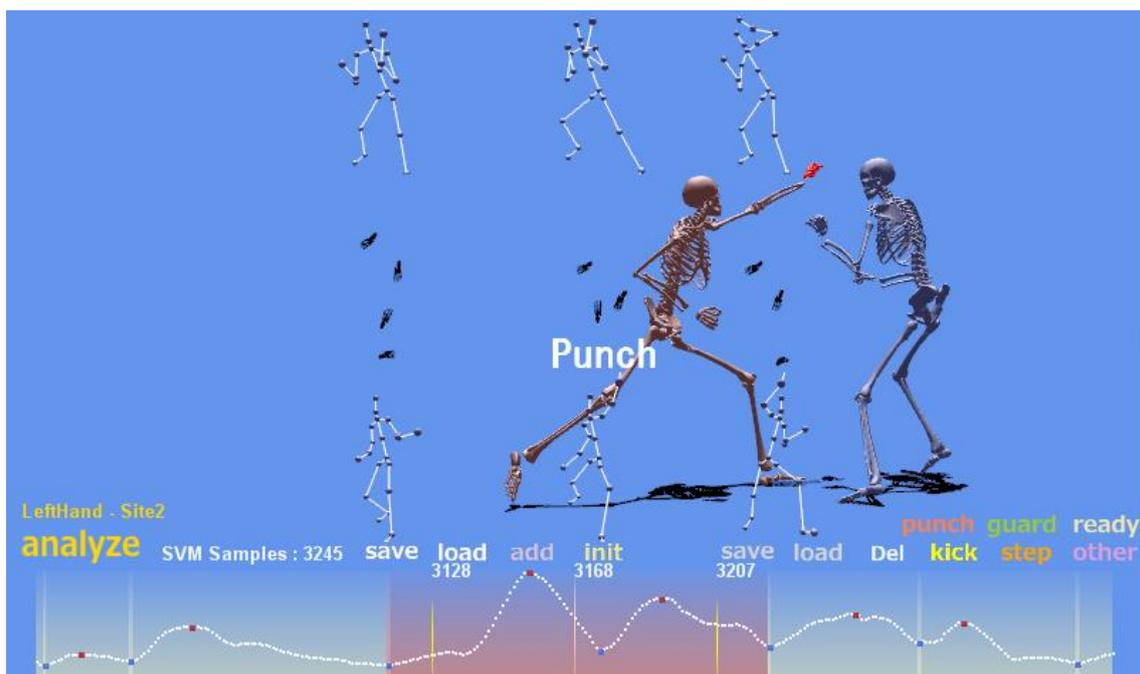


図 14 SVM の推論状況を確認するビューワー

表 1 実験で使した動作数

手技	突き		構え		受け		牽制	
	左	右	左	右	左	右	左	右
上級者	26	37	1730	2143	11	0	14	0
初級者	51	28	1789	1789	23	4	1	0
合計	77	65	3519	3932	34	4	15	0
足技	蹴り		移動		受け			
	左	右	左	右	左	右		
上級者	11	15	1214	1148	0	0		
初級者	22	14	923	889	5	0		
合計	33	29	2137	2037	5	0		

組手の各ラウンドに対して、leave-one-out 交差検定法により動作を識別した。すなわち、種類の識別に用いるラウンドの識別対象者のデータを除外したデータを教師データとして SVM に学習させた。例えば、第 1 ラウンド上級者左手の識別を行う場合、第 1 ラウンド初級者の左手の教師データと第 2 から第 16 ラウンド両者左手の教師データの、全 16 ラウンド×2人-1=31 ラウンドの教師データを SVM に学習させた。以上の方法で組手の主体と相手の四肢動作をその種別毎に識別し、再現率、適合率、および再現率と適合率の調和平均である f 値を求めた。上級者の動作を識別した結果を図 15 から図 18 に示す。ただし、

特徴量の構成フレーム数が 3、5、9 フレームの場合を F3、F5、F9 とそれぞれ表記する。SVM へ学習させる教師データ数が多い「移動」と「構え」は、ほぼ精確に識別された。また、F3 の「突き」と「蹴り」は、教師データ数が少ないにもかかわらず精度良く識別された。さらに、F3 から F9 へと特徴量を構成するフレーム数が多くなると f 値が減少する傾向が確認された。図 15「牽制」の F5、図 17「蹴り」の F5 と F9 は値が 0 となっており、その他でも F3 より F5、F9 の値が低い傾向が確認できた。

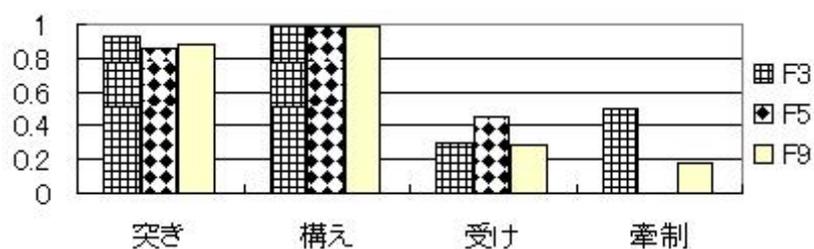


図 15 上級者左手 f 値

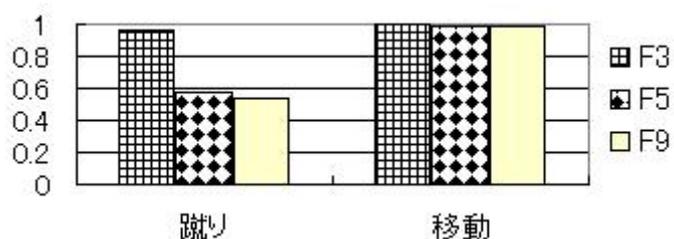


図 16 上級者右手 f 値

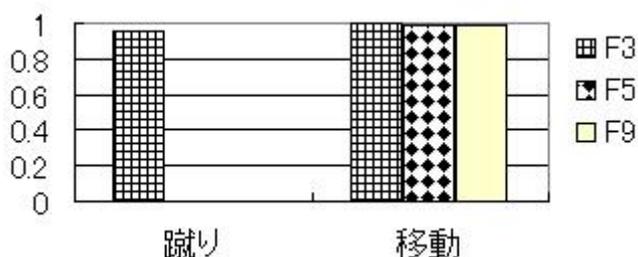


図 17 上級者左足 f 値

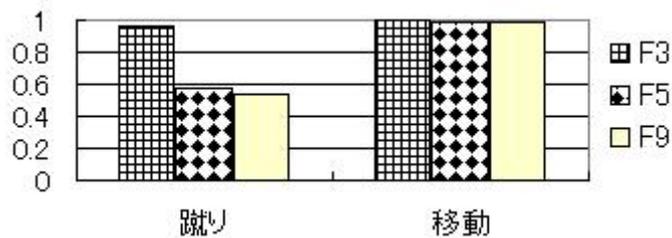


図 18 上級者右足 f 値

以上の結果から、光学式モーションキャプチャーによる実験の目的について述べると、図 15 から図 18 の結果から、F3 が最も精度がよいということは、攻撃部位が相手に当たるインパクトとその直前と直後の部位速度が極大のときの特徴量が動作識別に有効であることが分かった。逆に、F5、F9 の精度が下がってしまうことから、技の始まりと終わり付近の動作は精度を悪化させることが分かった。正確には、部位速度が極大になる点と部位速度が極小になる点の間にも精度を下げる要素があると考えられるが、確実に言えることは、部位速度の 2 つのピークの外側、つまり技の始まりと終わりの動作は精度下げるといえることである。

「動作分割はどのような動作を利用すればよいか」であるが、音声認識の場合は、単語ごとに分割するが、音が発している部分ではなく、学習対象とするデータの始まりと終わりの音がない無音を基点に学習データを分割する。しかし、空手の場合は、学習データの始めと終わり、つまり技動作の始まりと終わりで分割するのではなく、学習データのセンターの部分の「当たる瞬間のインパクト」を基点に、ある一定幅の動作で分割すればよいと考えられる。

「部位速度と特徴量の関係を調査」であるが、これを調査する理由は、本研究はビデオの画像データから動作識別するため、部位速度が極大時は、部位画像が消えてしまいラベリングができない。このことが、動作識別手法を実用化する上での問題になると考えられるからである。動作分割が部位の当たる瞬間のインパクトを基点に行うが、このインパクトは、部位速度の極小値になることが実験で確認された。このことを示す実験結果が図 9、図 10 である。部位速度が極小値なので、ビデオ画像からインパクト時の部位を視覚により確認することができるため、インパクトの画像にラベリングすることができると考えられる。

次章で述べる提案手法の有効性を理論的に裏付けるためにインパクトの時、部位速度が極小値となることについて補足すると、これは、空手の攻撃技はすべてこのようになる。ボクシングで腕を旋回するようにして振り抜く、アッパーやフックのように部位速度が極大で当てる技はない。武道と西洋の格闘技では根本的に体の使い方が異なる。例えば「公園の鉄棒」にゆっくり当たってもとても痛い、空手の技の場合、この「公園の鉄棒」の状態を全身で作る。つまり、攻撃を当てた対象物の反作用によってわずかでも押し戻されない「公園の鉄棒」のような状態をインパクトの瞬間に全身で作る。これにより、瓦やブロックを割

ることができる。このような状態を全身でつくるため、インパクトの部位の速度は必ず極小値になる。従って、空手組手競技の寸止めは、空手未経験者は、パンチなどの攻撃動作を途中で止めていると思われることが多いと思うが、攻撃動作は途中で止めることなく完結する。寸止めとは、相手の間合いが当たらない距離にするとということである。

光学式モーションキャプチャーによる実験の目的について、実験結果からまとめると下記のとおりである。

- (1) 攻撃動作の識別に有効な特徴量をもつ動作は、部位が当たる瞬間の部位速度が極小となるインパクトおよびインパクト前後の部位速度が極大となる点の 3 点に有効な特徴量を持つ動作がある。逆にこの 3 点以外の技の始まりと終わりの動作は、動作識別精度を下げる特徴量をもつ動作がある。
- (2) 動作分割は、部位が当たる瞬間のインパクトを基点に分割する。
- (3) 攻撃動作の当たる瞬間のインパクトの部位速度は、極小値になる。

以上の実験結果をもとに、次章で述べる手案手法を考案した。

第4章 ビデオデータから深層学習を用いた空手組手の攻撃動作識別実験

4.1 実験方法と動作識別手法の提案

4.1.1 動作分割

AI に学習させるために動作データを意味のある単位に分割してラベリングする。空手組手競技の場合、技の単位で動作を抽出しなければならない。これまで空手のような立ち技打撃系格闘技で試みられた方法として、テコンドーの突き、蹴りの攻撃をする際、足が床に加える力のピークにより動作分割する方法 [33]や、音声分析の **Chunk** の概念により分割する方法 [34]、空手の攻撃技で手足の運動速度の極値を利用して分割する方法 [29] [30]がある。これらの共通する点は、攻撃部位を相手に当たることを想定した瞬間のインパクトを利用していることである。

第 3 章の実験結果から動作識別に有効な特徴量を持つ動作は、部位が当たるインパクト付近に存在し、逆に攻撃技の始まりと終わりの動作は、精度を下げる特徴量を持つ動作があることが確認されている。したがって、本研究の空手の動作分割もこのインパクトを利用する。インパクトは、例えば「突き」なら腕を最も伸ばした状態の瞬間であり、「蹴り」であれば足を最も伸ばした状態の瞬間になる。この瞬間を「攻撃インパクト」と呼ぶことにする。本研究では、「攻撃インパクト」を基点にして動作分割を行った。

4.1.2 ラベリングと動作識別提案手法

図 19 の 0 から 14 および 99 をビデオデータから抽出した画像フレームにラベリングする。このラベル値は CNN に学習させるラベル値ではなく、動作内容を記録する目的で作成するもので「ベースラベル」と呼ぶことにする。図 20 の前蹴りの例のように、攻撃技以外は、ラベル値 0 で、攻撃技が開始されると上段技なら 1、中段技なら 2 が連続し、「攻撃インパクト」画像一枚に技に応じて 3 から 14 をラベル付けする。その後、技終了まで 1 または 2 がラベル付けされる。このようにして作成した「ベースラベル」を実験の目的に応じて、ラベル値を編集して CNN に学習させるラベル値を作成する。図 20 の例では「何らかの攻撃があったか(ラベル値=1)」、または「無かったか(ラベル値=0)」の例を示している。このように、空手組手の動作識別を行うために、本研究が提案する手法は、「攻撃インパクト」を基点にして動作識別条件に応じたラベル値を付与して CNN に学習させることである。

図 19 のベースラベルを空手組手で対戦する 2 人の左右手足にラベリングし、このベースラベルを編集することにより、様々な条件で動作識別実験を行うことができる。

ラベル値	動作との対応	ラベル値	動作との対応
0	その他の動作 (攻撃していない)	8	反則中段突き
1	攻撃動作始まりから終わり (上段)	9	非有効上段蹴り
2	攻撃動作始まりから終わり (中段)	10	非有効中段蹴り
3	非有効上段突き	11	有効上段蹴り
4	非有効中段突き	12	有効中段蹴り
5	有効上段突き	13	反則上段蹴り
6	有効中段突き	14	反則中段蹴り
7	反則上段突き	99	学習対象外

統合・編集の例

ラベル値	動作との対応
0	その他の動作 (攻撃していない)
1	攻撃動作あり

CNN に学習させるラベル

図 19 動作状況を記録するベースラベル

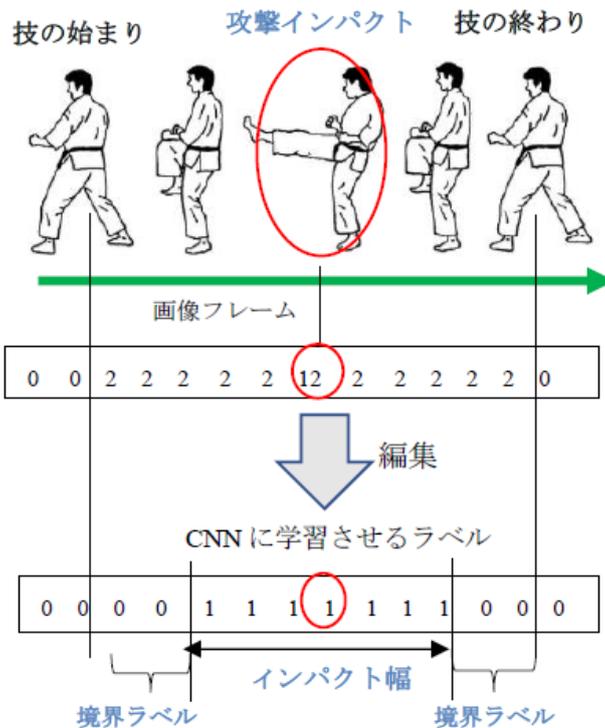


図 20 ベースラベルを CNN が学習するラベルへ編集

4.1.3 実験システム構成

実験システムの構成を図 21 に示す。空手の動作を安価な家庭用ビデオカメラ（SONY 製 HDR-CX470）で撮影し、30 フレーム/秒で静止画像に分割する。この静止画像に、本研究室で開発した動作識別実験アプリケーションにより図 19 のベースラベルをラベル付けする。ラベル付けは、静止画像またはビデオデータと連動させ、コマ送り、スロー再生、倍速再生の再生機能や入力チェック機能などを使い Excel シートに書き込む。次に図 19、図 20 のように動作識別実験の目的に応じて、ベースラベルを CNN に学習させるためのラベル値に編集し、そのラベル値と静止画像を CNN に学習させる。

CNN の実装はバックエンドに Tensorflow をもつ Keras を用いた。Keras は簡易的にニューラルネットワークを実装することができるライブラリである。AI の技術として用いられる深層学習は、多くのニューラルネットワークの層で構成されている。球技スポーツのプレー認識の研究 [5] [6] [24] で共通していることは、この層の前段に CNN 層が用いられていることである。この CNN の出力をさらに各スポーツに特化した動作識別をするためのニューラルネットワークやその他の識別処理システムに接続される。

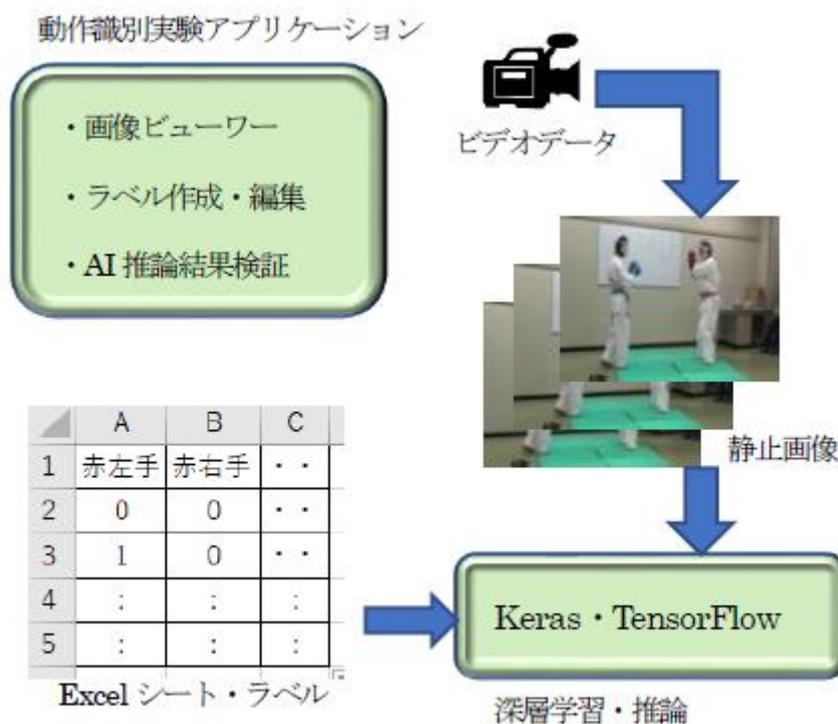


図 21 実験システム構成

本実験の深層学習のニューラルネットワークの構造は、球技スポーツの先行研究 [5] [6]

[24]のネットワーク前段の CNN の部分を参考にしたもので、画像認識で見られる典型的な構造になっている [35]。CNN 層の他に、プーリング層、全結合層、ドロップアウト層で構成されている。また、ニューラルネットワーク重み更新関数に Adam、活性化関数には relu で実験を行った。本実験で使用したニューラルネットワークの構造を図 22 に示す。

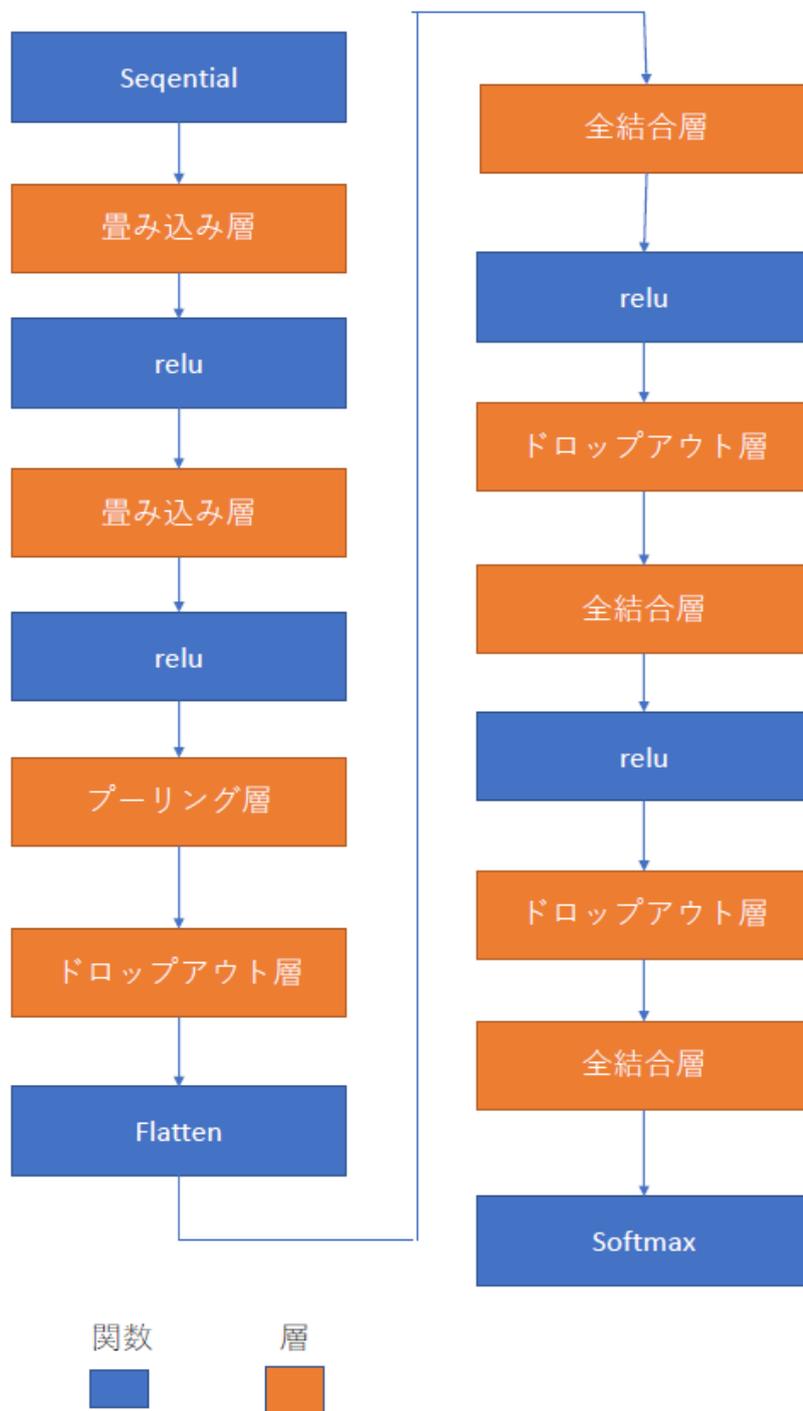


図 22 実験で使用したニューラルネットワークの構造

4.1.4 測定項目

(1) 画像毎ラベル値正解率%

画像フレーム毎にラベリングされたラベル値を CNN がどれだけ正解したか、正解率%を求める。

(2) 攻撃技正解率%

突き、蹴りの攻撃技単位で CNN の推論が正解しているかを表す。具体的には、図 20 において、「インパクト幅」内で CNN の推論が正解した場合、「技単位で推論が正解した」と判断している。CNN が図 20 「攻撃インパクト」の画像フレームを捉えていることを基にした方法である。

(3) 攻撃インパクトまでのフレーム数 方法 1

CNN が攻撃技を検出、正解した画像フレームが、「攻撃インパクト」の画像フレームからどれだけのフレーム数離れているかを表す。

図 20 「インパクト幅」内で CNN が攻撃技と正解したフレーム番号の算術平均値と「攻撃インパクト」のフレーム番号の差を求めている。方法 1 は攻撃インパクトの画像フレーム番号を推論する方法に用いられる。

方法 1

攻撃インパクトまでのフレーム数=

| CNN が正解したフレームの番号の平均 - 攻撃インパクトのフレーム番号 |

(4) 攻撃インパクトまでのフレーム数 方法 2

(3)と同様に CNN が攻撃技を検出、正解した画像フレームが、「攻撃インパクト」の画像フレームからどれだけのフレーム数、離れているかを表す。

(3)の方法 1 は、CNN が攻撃技を検出、正解した画像フレーム番号が、「攻撃インパクト」から大きく前後に外れ、求めた平均値がたまたま中心の「攻撃インパクト」のフレーム番号になっている場合もある。方法 2 は攻撃技を推論検出した画像フレーム番号ごとに「攻撃インパクト」のフレーム番号との差を求め、その差の平均を求めている。そのため正確に「攻撃インパクト」までのフレーム数が表されている。

方法 2

攻撃インパクトまでのフレーム数=

{ | CNN が正解したフレームの番号 - 攻撃インパクトのフレーム番号 | }の平均

4.1.5 その他実験環境

(1) 有効攻撃技と非有効攻撃技の判定

攻撃技の判定は次の経歴のもつ、1 名で行った。空手道部顧問 20 年、高等学校体育連盟空手道専門部専門委員 10 年、全日本空手道連盟と友好団体の流派の指導員で初段、全

日本空手道連盟初段、支部大会の公式試合で審判経験がある。

約束組手であるため、受け側が真に試合と同様な動きになっていない。また、本研究で CNN が推論する技の判定は、インパクト動作のみに注目した判定となっており、残心、気合などが考慮されていない。そのため、公式試合で審判が判定する有効技とは差異があり完全なものではない。今回、CNN は人間審判の判断が困難なインパクトの動作部分の有効か非有効かを推論している。

(2) 組手を行う際の服装と防具

赤と青のグローブと帯、白のメンホー、ボディープロテクター、足の甲と脛の白い防具、以上の全国高等学校体育連盟の公式試合で指定されている防具と白の空手道着を身に着けて空手組手を行った。

4.1.6 実験 1 : 突きの約束組手動作識別実験方法

(1) 実験の目的

攻撃技は突きだけで、立ち位置もラウンドによりカメラから見て左右の立ち位置を交換する。ラウンド中はその場をステップするが、大きく立ち回らない。このようなシンプルな組手動作により、提案手法の有効性や将来システムを拡張する場合や実用化する上で有益と思われる各実験を行う。

(2) 組手内容と測定方法

青の実施者は空手未経験の成人男性であり、赤の実施者は空手熟練者の成人男性である。撮影するカメラは 2 台で正面から左右 45 度に固定して撮影した。

組手の内容は、実施者二人が交互に突きを出し合い、ラウンド単位でカメラから見て左右の立ち位置を交換した。有効の突きは、軽く接触するだけのスキントッチとし、非有効の突きは、受け技で防御するか、間合いで防御している。

(3) 動作数

(1)式で示すように 1 ラウンド 20 回×5 セットを「左右手」、「有効・非有効」、「立ち位置」の条件を変えて 16 ラウンド行った。総攻撃技数は 1600 である。

$$20 \text{ 回} \times 5 \text{ セット} \times 2 \text{ (左右手)} \times 2 \text{ (有効技・非有効技)} \\ \times 2 \text{ (立ち位置)} \times 2 \text{ (人)} = \text{攻撃技数 } 1600 \quad (1)$$

テストデータは、(2)式で示すように条件の異なる各ラウンドから 1 セットずつ取り出し、全体の 20% とした。

$$20 \text{ 回 } 1 \text{ セット} \times 16 \text{ ラウンド} = \text{テスト技数 } 320 \quad (2)$$

(4) 実験内容

「攻撃インパクト」を軸に攻撃技を表すラベル値を前後対称に付与するが、図 20 に示すように、このフレーム幅を「インパクト幅」と呼ぶことにする。今回、実験 1.7 以降は「インパクト幅」=7 で実験を行った。

「インパクト幅」から「技の開始」または「技の終了」までのラベルのことを図 20 に示すように「境界ラベル」と呼ぶことにする。

(a) 実験 1.1–1.6

境界ラベル値を 0 (攻撃技でない) にし、インパクト幅のフレーム数を変化させて図 19 および図 20 のベースラベル統合編集例と同じでラベル値が 0 と 1 だけで、攻撃技か否かを識別する実験。

(b) 実験 1.7

境界ラベル値が 99 (学習対象外) の場合で、図 19 および図 20 のベースラベル統合編集例と同じでラベル値が 0 と 1 だけで、攻撃技か否かを識別する実験。

(c) 実験 1.8

実験 1.7 と基本的に同じ実験である。境界ラベル値が異なるだけである。

境界ラベル値が 0 (攻撃技でない) の場合で、図 19 および図 20 のベースラベル統合編集例と同じでラベル値が 0 と 1 だけで、攻撃技か否かを識別する実験。

(d) 実験 1.9

境界ラベル値が 99 (学習対象外) の場合で、攻撃技を、ラベル値=1 は「有効技 (当たっている)」、ラベル値=2 は「非有効技(当たっていない)」とさらに動作識別する実験。

(e) 実験 1.10

実験 1.9 と基本的に同じ実験である。境界ラベル値が異なるだけである

境界ラベル値が 0 (攻撃技でない) の場合で、攻撃技を、ラベル値=1 は「有効技 (当たっている)」、ラベル値=2 は「非有効技(当たっていない)」とさらに動作識別する実験。

(f) 実験 1.11

組手実施者が熟練者と初級者との画像毎ラベル値正解率を比較する実験。

攻撃技か否かの動作識別実験の精度を比較する。

ラベル値=0 : 「攻撃技でない、または対象でない組手実施者の攻撃技である」

ラベル値=1 : 「対象の組手実施者 (赤または青) 攻撃技である」

赤 : 組手実施者が熟練者、青 : 組手実施者が初級者

赤、青についてそれぞれ別々の学習モデル、合計 2 つを作成して動作識別実験を行った。

(g) 実験 1.12

組手実施者が熟練者と初級者との画像毎ラベル値正解率を比較する実験。

実験 1.11 と基本的に同じであるが、左右の手ごとの精度を比較する。

ラベル値=0:「攻撃技でない、または対象でない組手実施者の攻撃技である、または対象でない部位の攻撃技である」

ラベル値=1:「対象の組手実施者（赤または青）の部位の攻撃技である」

赤:組手実施者が熟練者、青:組手実施者が初級者

赤、青の左右手についてそれぞれ別々の学習モデル、合計 4 つを作成して動作識別実験をそれぞれ行った。

4.1.7 実験 2: 試合を模倣した約束組手動作識別実験方法

(1) 実験の目的

組手実施者がコート内を自由に動き回り突き、蹴りを行う。試合を模倣した約束組手の動作識別実験を行い、実際の試合に対して提案手法の有効性や問題点を調査する。

(2) 組手内容と測定方法

試合を模倣した突き、蹴りの約束組手を行った。行う技の部位と順番は予め決めて、突きはワンツールのコンビネーションもできるとし、蹴りは中段、上段どちらも行ってよいこととした。実施者はコート内を自由に動き回り、攻撃技を出すタイミングは自由とした。有効技は軽いタッチか、または数センチ手前の寸止めとし、非有効技は、捌く、かわす、間合いをあけることにより当たらない場合とした。実施者は空手初段の高校生 6 名により A(赤)B(青)、C(赤)D(青)、E(赤)F(青)の 3 つのペアで組手を行った。

図 23 のレイアウトによりカメラ 4 台で床上 5.75m の頭上から撮影している。頭上から撮影することにより、公式試合にて「主審の陰で選手の動作が見えなくなる」ということが発生しない。選手の体の陰になることも少なくなる。

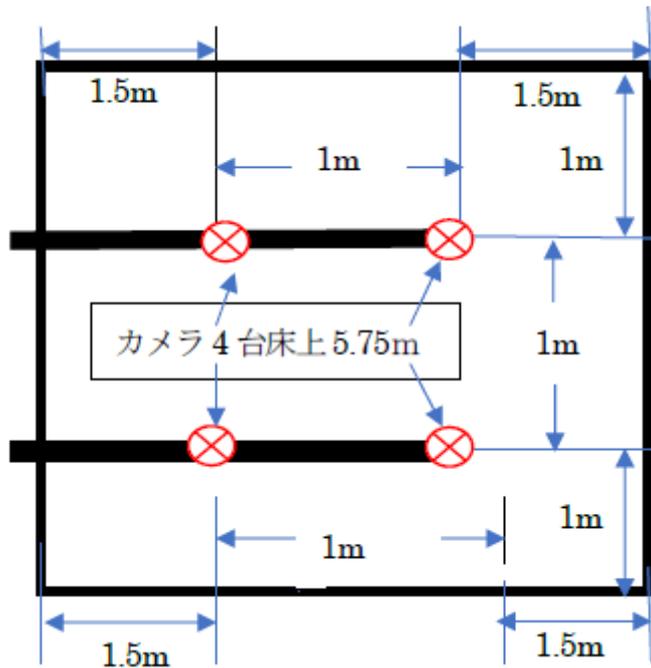


図 23 試合を模倣した約束組手を頭上から撮影

(3) 動作数

1 ラウンドの動作内容を下記の(a)、(b)に示す。

(a)「突き」を必ず左、右の順でワンツースク。連続でも間をあけてもよい。このワンツースクを 20 回、実施者「赤」が行ったら、次に実施者「青」が行う。

(b)「蹴り」も「突き」と同様に行う

(a)、(b)合計技数=160 / ラウンド

このような 1 ラウンドの内容を下記のラウンド数行った。

有効技 (寸止め) 10 ラウンド

非有効技 (当たらない) 10 ラウンド

技数 = 160/ラウンド × 20 ラウンド=3200

(突き技数 : 1600 蹴り技数 : 1600)

各ペア、有効技 3 ラウンド、非有効技 3 ラウンドの計 6 ラウンドと + α 担当した。

α : AB ペアは有効技 1 ラウンド、CD ペアは非有効技 1 ラウンド多く行った。

動作識別実験では有効技 1 ラウンド、非有効技 1 ラウンド、合わせて 2 ラウンドをテストデータとして各ペアから抽出して行った。全体 20 ラウンド中、10%のラウンド数をテストデータとした。各ペアから 6 ラウンドをテスト対象とし、6 ラウンド×3 ペア=18 ラウンドについて leave-one-out 交差検定した。

(4) 実験内容

「インパクト幅」=7、境界ラベル値=0 ですべての実験を行った。

(a) 実験 2.1-2.3

図 19 および図 20 のベースラベル統合編集例と同じでラベル値が 0 と 1 だけで、攻撃技か否かを識別する実験を 3つのペア AB、CD、EF についてそれぞれ行った。

(b) 実験 2.4-2.6

攻撃技を、ラベル値=1は「有効技(当たっている)」、ラベル値=2は「非有効技(当たっていない)」とさらに動作識別する実験を3つのペア AB、CD、EF についてそれぞれ行った。

4.2 実験結果

4.2.1 実験 1：突きの約束組手動作識別実験結果

(1) 実験 1.1-1.6 の結果

表 2 に結果を示す。「インパクト幅」の値が 7 のときに、ラベル値が 1 の正解率にピークが見られた。このことにより、「攻撃インパクト」を中心に「インパクト幅」=7に該当する画像フレーム範囲の動作が、動作識別に有効な動作として存在していると考えられる。「インパクト幅」が小さすぎると CNN に学習させる情報が不足し、フレーム幅が大きすぎると、精度を下げる動作の特徴量を学習すると考えられる。

表 2 インパクト幅に対する画像毎ラベル値正解率

実験 番号	インパクト幅 フレーム数	画像毎ラベル値正解率%	
		0	1
1.1	1	99.3	34.2
1.2	3	98.7	60.3
1.3	5	98.2	73.7
1.4	7	96.9	76.8
1.5	9	96.4	72.9
1.6	11	95.4	71.9

境界ラベル値：0 エポック数：1500

ラベル0：攻撃技でない

ラベル1：攻撃技である

(2) 実験 1.7-1.10 の結果

表 3 に実験 1.7-1.10 の結果を示す。「ラベル値=0 : 攻撃動作でない」は、100%に近い正解率であった。これは、攻撃技は「インパクト幅」の中でほぼ検出されていることを意味する。ビューワーで動画から推論状況を確認すると「攻撃インパクト」付近で攻撃技の推定結果を確認することができた。また、「攻撃インパクトまでのフレーム数方法 1・方法 2」は「攻撃インパクト」にどれだけの近いところで攻撃技を CNN が推定しているのか表したものである。0.3 から 1.6 であり、ほぼ「攻撃インパクト」の画像フレームを捉えていることを定量的に示している。

方法 1 < 方法 2 の関係になっていることから、ラベル値=0 以外の「攻撃を表すラベル値」の CNN の推論は、「攻撃インパクト」を中心に分布していることが分かる。

有効攻撃技と非有効攻撃技を識別する実験 1.9 攻撃技正解率が 95.6% など全体的に良好であり、提案手法の有効性を示したと考えられる。

「境界ラベル」の値を 99 にした方が、0 にした場合よりも、実験 1.10 のラベル値 2 の画像毎ラベル値正解率が約 20% 向上するなど、全体的に精度が向上することが分かった。

実験番号 1.7、1.8 の攻撃技か否かの動作識別実験において、境界ラベル値と画像毎ラベル値正解率の結果を図 24 の棒グラフで示す。

実験番号 1.9、1.10 の有効攻撃技か否かの動作識別実験において、境界ラベル値と画像毎ラベル値正解率の結果を図 25 に棒グラフで示す。

実験番号 1.8 および 1.10 の学習過程における損失関数の値、識別精度のグラフを図 26、図 27 にそれぞれ示す。青線グラフが訓練用データで全体の 90% を使用した。もう一方の橙色のグラフは、訓練用以外の未知のデータで、テスト用として全体の 10% を使用した。損失(loss)が増加しており、過学習の傾向が見られた。しかし、正確度 (accuracy) の低下は見られないので、典型的な過学習ではない。実験 1.7、1.9 でも同様な傾向が見られた。

表 3 突きの約束組手動作識別実験結果

実験番号	境界ラベル	画像毎ラベル値正解率%			攻撃技正解率%	攻撃インパクトまでのフレーム数 方法1	攻撃インパクトまでのフレーム数 方法2
		0	1	2			
1.7	99	98.2	85.8		92.8	0.3	1.6
1.8	0	97.1	77.4		94.7	0.5	1.6
1.9	99	98.0	88.5	86.5	95.6	0.3	1.6
1.10	0	98.2	80.6	63.5	85.0	0.5	1.5

インパクト幅：7フレーム、エポック数：500

実験番号1.7、1.8

ラベル0：攻撃技でない

ラベル1：攻撃技である

実験番号1.9、1.10

ラベル0：攻撃技でない

ラベル1：有効技当たっている ラベル2：非有効技当たっていない

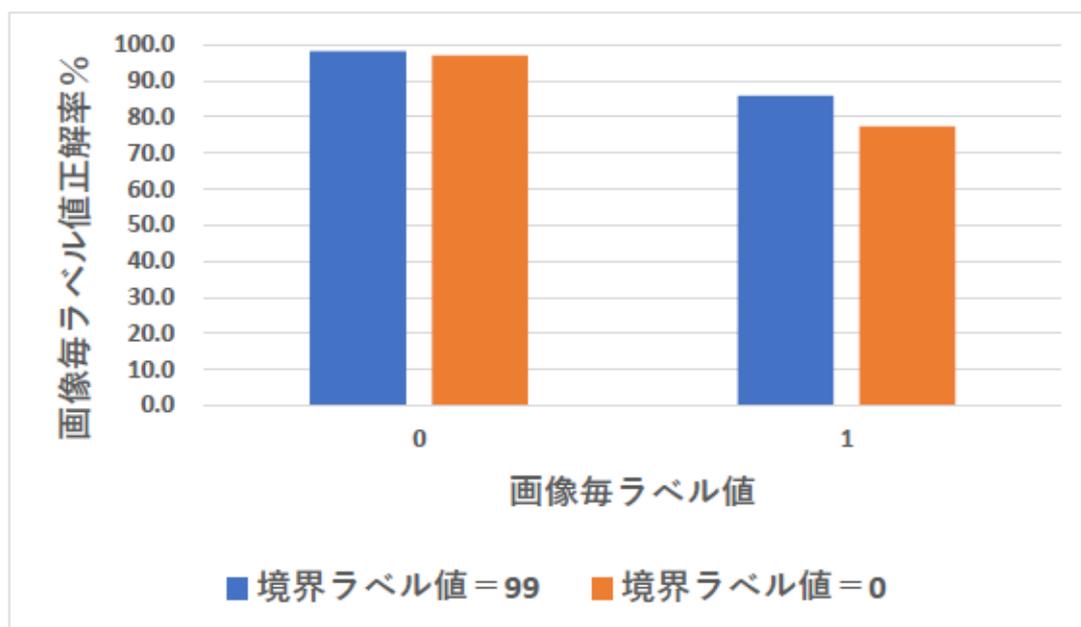


図 24 境界値ラベル値と画像毎ラベル値正解率(攻撃技か否か)

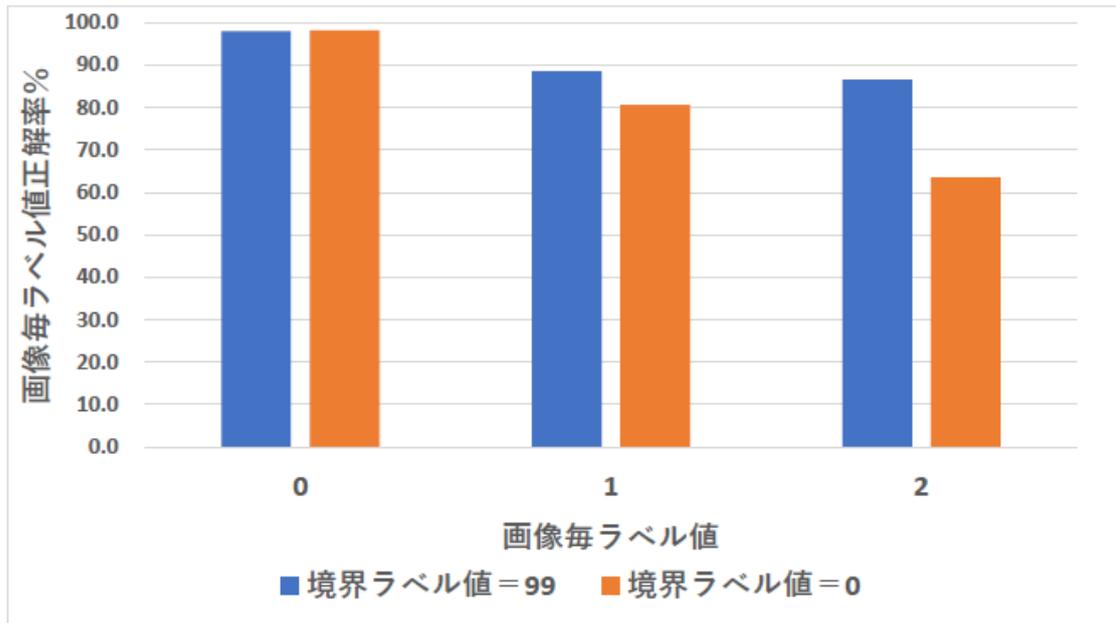


図 25 境界値ラベル値と画像毎ラベル値正解率(有効な攻撃技か否か)

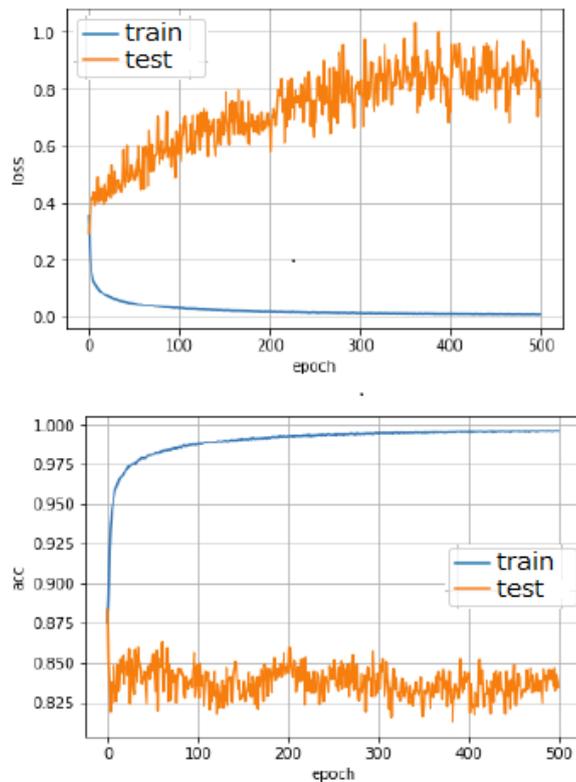


図 26 実験 1.8 学習の様子

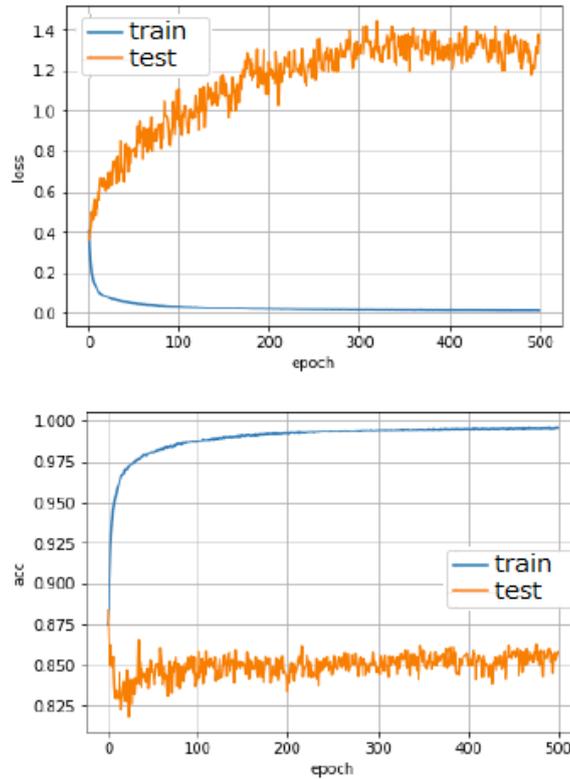


図 27 実験 1.10 学習の様子

(3) 実験 1.11 の結果

熟練者と初級者の精度の比較を行った。赤（熟練者）と青（初級者）の「攻撃技か、否か」の識別実験の結果を表 4、図 28 に示す。この識別実験では、赤（熟練者）と青（初級者）別々の学習モデルを作成して行った。従って、学習モデル1つですべての動作識別を行った場合とラベル値=0のときの対象としている動作が異なるので注意する。

例を上げると、ラベル値=1が「赤(熟練者)の攻撃技」の場合、ラベル値=0が対象とする動作は、ラベル値=1以外の動作になるので下記となる。

- 赤(熟練者)の攻撃していない動作
- 青(初級者)の攻撃していない動作
- 青(初級者)の攻撃動作

図 28 からラベル値=1の赤(熟練者)の攻撃動作の方が、青(初級者)より精度がやや高い結果になった。ラベル値=0は、赤(熟練者)、青(初級者)とも100%近い高精度であり、精度の差が見られなかった。

表 4 実験 1.11 熟練者と初級者の比較（攻撃技か、否かを識別する）

ラベル値	画像毎ラベル値正解率%	
	赤(熟練者)	青(初級者)
ラベル値0：攻撃していない、または対象でない組手実施者の攻撃技である	99.1	99.9
ラベル値1：対象の組手実施者（赤または青）攻撃技である	85.3	79.3

インパクト幅：5フレーム、エポック数：1500

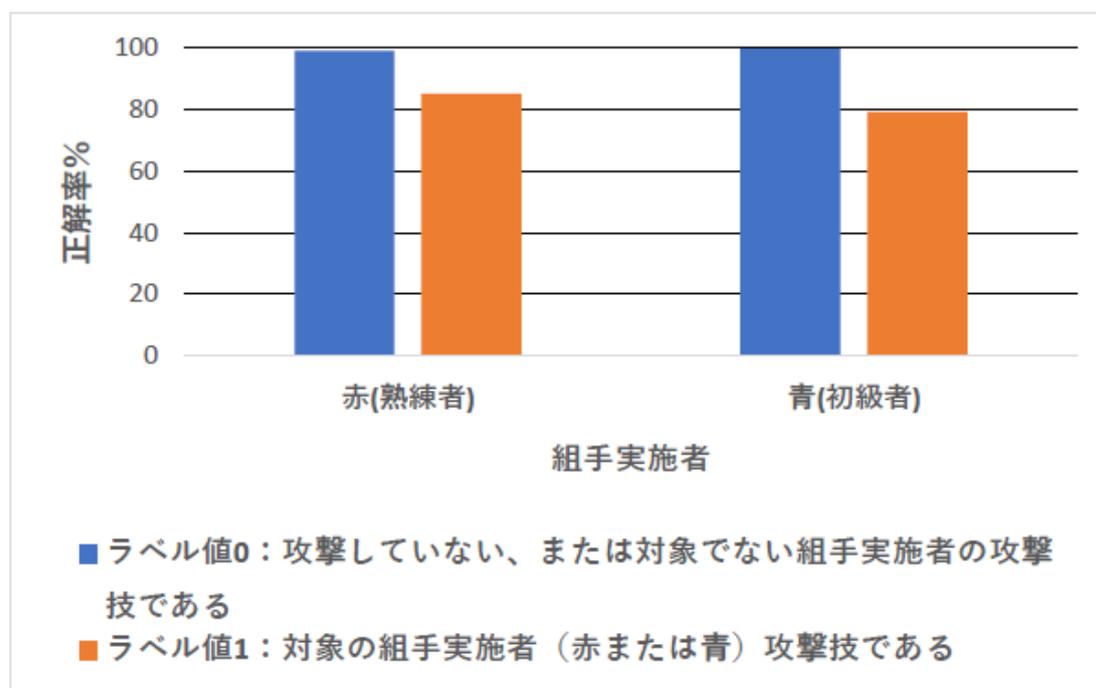


図 28 実験 1.11 熟練者と初級者の比較（攻撃技か、否かを識別する）

(4) 実験 1.12 の結果

実験 1.11 と同様に熟練者と初級者の精度の比較を行った実験であるが、それぞれ「攻撃部位ごと」に「攻撃技か否か」の識別実験を行った。実験 1.12 の結果を表 5、図 29 に示す。この実験でも実験 1.11 と同様に組手実施者の攻撃部位ごとに別々の学習モデルを作成して行った。したがって、学習モデル1つですべての動作識別を行った場合とラベル値=0のときの対象としている動作が異なる。

例を上げると、ラベル値=1が「赤(熟練者)の左手の攻撃技」の場合、ラベル値=0が

対象とする動作は、ラベル値=1以外の動作になるので下記となる。

- 赤(熟練者)の左手の攻撃していない動作
- 赤(熟練者)の右手の攻撃していない動作
- 赤(熟練者)の右手の攻撃動作
- 青(初級者)の左手の攻撃していない動作
- 青(初級者)の左手の攻撃動作
- 青(初級者)の右手の攻撃していない動作
- 青(初級者)の右手の攻撃

図 29 からラベル値=1の精度が赤(熟練者)と青(初級者)とを比較して、赤(熟練者)のほうが高い結果となった。ラベル値=0は、赤(熟練者)、青(初級者)のすべての部位の正解率がほぼ100%であり、すべての部位に差が見られなかった。

表 5 実験 1.12 熟練者と初級者の比較 (攻撃技か、否かを部位ごとに識別する)

ラベル値	画像毎ラベル値正解率%			
	赤左手	赤右手	青左手	青右手
ラベル値0: 攻撃技でない、または対象でない 相手実施者の攻撃技である、または対象でない 部位の攻撃技である	98.9	99.9	100	100
ラベル値1: 対象の相手実施者(赤または青) の部位の攻撃技である	85.1	78.3	69.3	64.6

インパクト幅: 5フレーム、エポック数: 1500

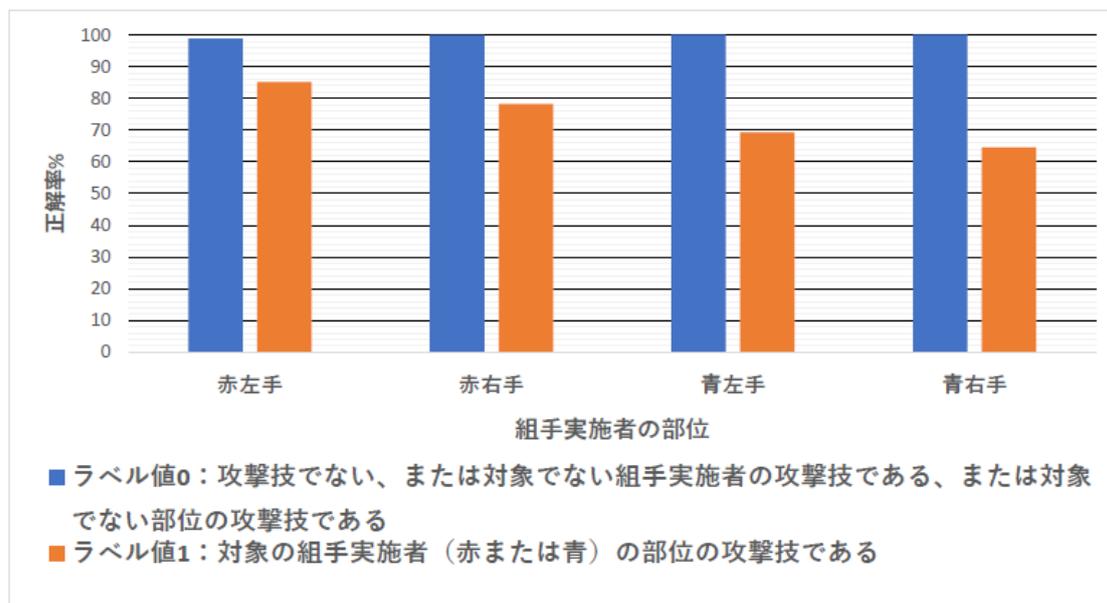


図 29 実験 1.12 熟練者と初級者の比較（攻撃技か、否かを部位ごとに識別する）

4.2.2 実験 2：試合を模倣した約束組手動作識別実験結果

(1) 実験 2.1-2.3 の結果

表 6 に実験 2.1 から 2.3 の結果を示す。ラベル値=0（攻撃技でない）の画像毎ラベル値正解率が、実験 2.1 から 2.3 の平均 96.5% の高い正解率となり、「攻撃インパクトまでのフレーム数」も方法 1 では平均 0.8 フレーム、方法 2 では平均 1.9 フレームであり、「攻撃インパクト」をほぼ捉えている。このことにより実験 1.7 から 1.10（突きだけの約束組手）と同様に「インパクト幅」内で「攻撃インパクト」のフレームを中心にラベル値=1 の攻撃技のほとんどが検出されたことを表している。このことは、図 30 ビューワーによる観察でも確認された。

図 30 は CNN の推論状況を観察したビューワー画面の一例である。画面には、教師ラベル値と推論結果のラベル値が表示され、推論が正解すると赤線の円が画面左上に表示され、不正解だと×が表示される。このビューワーにより動作と推論結果を観察して確認することができる。

ラベル値=1 の画像毎ラベル値正解率がやや低い値になっているが、これは技に対する正解率ではないことに注意する必要がある。本提案手法では、「攻撃インパクト」を正確に捉えることが重要であり、インパクト幅の画像フレームの中で 1 枚しか正解しない場合でも、技としては正しく動作識別していることになる。したがって、この実験では「攻撃インパクト」をほぼ捉えていることから「突きの組手」の場合と同様に、「インパクト幅」内で CNN の推論が正解した場合、「技単位で推論が正解した」とした。攻撃技か否かを推定する表 6 実験番号 2.1 から 2.3 の攻撃技正解率は 84.3% から 94.1% の良好な正解率となった。

技単位での推論が良好な精度であり、かつ「攻撃インパクト」を捉えることに成功しているということは、図 3 の「基本動作識別システム」から「ルールに従った判定システム」へ必要な画像データを渡すことが可能であるということである。

(2) 実験 2.4-2.6 の結果

表 6 に実験 2.4 から 2.6 の実験結果を示す。ラベル値=0 の画像毎ラベル値正解率が平均 97.0%の高い正解率となり、「攻撃インパクトまでのフレーム数」も方法 1 で平均 0.9 フレーム、方法 2 では平均 1.9 フレームであり、ほぼ「攻撃インパクト」を捉えている。このことにより実験 2.1-2.3 と同様に「インパクト幅」内で「攻撃インパクト」のフレームを中心にラベル値=1 またはラベル値=2 の攻撃技のほとんどが検出されたことを表している。このことは、図 30 ビューワーによる観察でも確認された。

ラベル値=1 および 2 画像毎ラベル値正解率がやや低い値になっているが、実験 2.1-2.3 と同様に、これは技に対する正解率ではないことに注意する必要がある。本提案手法では、「攻撃インパクト」を正確に捉えることが重要であり、インパクト幅の画像フレームの中で 1 枚しか正解しない場合でも、技としては正しく動作識別していることになる。したがって、この実験では「攻撃インパクト」をほぼ捉えていることから実験 2.1-2.3 の場合と同様に、「インパクト幅」内で CNN の推論が正解した場合、「技単位で推論が正解した」とした。

攻撃技か否かを推定する実験番号 2.1 から 2.3 の攻撃技正解率は、84.3%から 94.1%の良好な正解率と比較して、攻撃技をさらに有効技か否かを推定する実験番号 2.4 から 2.6 では正解率がやや下がっている。実施者 AB は高い正解率だが、実施者 CD が低い。実施者 CD をビューワーで動作を調査したところ、非有効攻撃技ラウンドで 1 つだけ著しく精度が低いものがあった。他の実施者と比較して明らかに大きな間合いを空けて攻撃動作をしていることが多く見られ、このことが原因ではないかと思われる。このような想定していない攻撃動作は他のラウンドでも見られたが、除外することなくすべて学習データとした。

実験番号 2.4 から 2.6 の学習の様子（損失および識別精度のグラフ）を図 31 に示す。テストデータの損失グラフが図 26 図 27 の「突きの約束組手」の損失グラフと比較して、損失の増加がおさえられており、収束に向かってはいないが、過学習にはなっていなかった。

表 6 試合を模倣した約束組手動作識別実験結果

実験番号	実施者	画像毎 ラベル値正解率%			攻撃技正 解率%	攻撃インパク トまでの7 フレーム数	攻撃インパク トまでの7 フレーム数
		0	1	2		方法1	方法2
2.1	AB	97.0	71.7		94.1	0.6	2.0
2.2	CD	98.2	55.9		84.3	0.9	1.9
2.3	EF	94.3	67.3		89.6	0.7	1.9
	平均	96.5	64.9		89.3	0.8	1.9
2.4	AB	96.9	61.1	70.2	90.2	0.7	2.0
2.5	CD	98.5	48.4	43.1	63.7	1.1	1.9
2.6	EF	95.6	52.2	43.3	75.9	0.9	1.9
	平均	97.0	53.9	52.2	76.6	0.9	1.9

インパクト幅：7フレーム、エポック数：500

実験番号2.1-2.3

ラベル0：攻撃技でない

ラベル1：攻撃技である

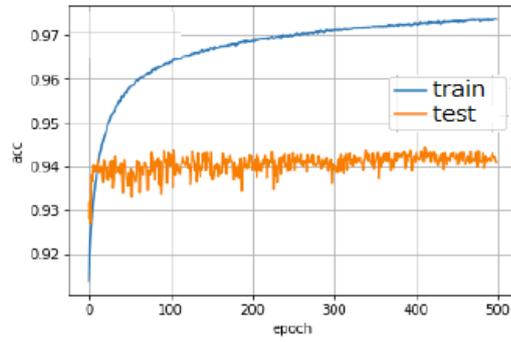
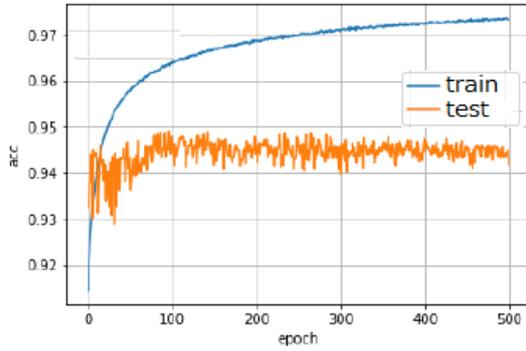
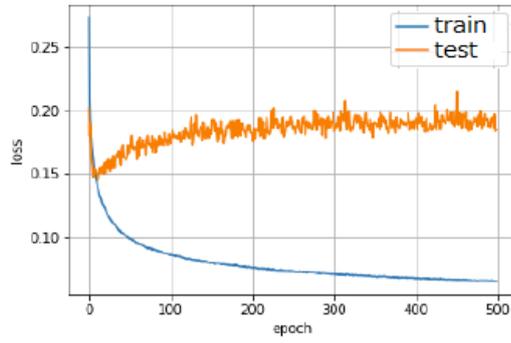
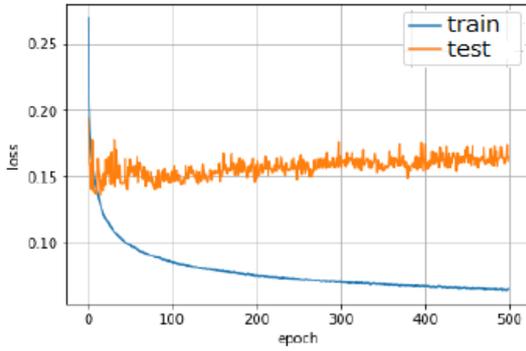
実験番号2.4-2.6

ラベル0：攻撃技でない

ラベル1：有効技当たっている ラベル2：非有効技当たっていない

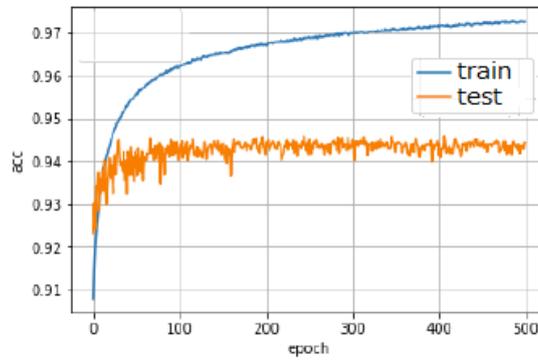
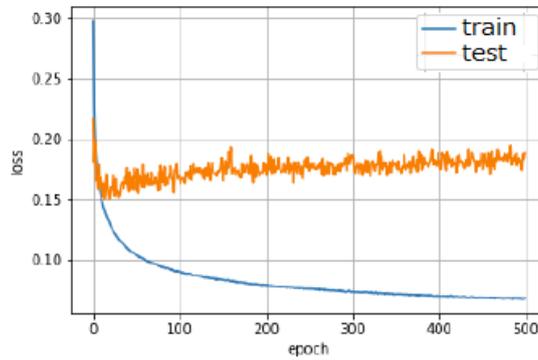


図 30 ビューワーによる推論状況の観察



(a)実験 2.4 学習の様子

(b)実験 2.5 学習の様子



(c)実験 2.6 学習の様子

図 31 試合を模倣した約束組手学習の様子(実験 2.4-2.6)

第5章 考察

5.1 結果に関する考察

5.1.1 人体骨格モデルによる動作識別実験結果と CNN による動作

識別実験結果との比較から有効な特徴量を持つ動作について

3 章の光学式モーションキャプチャーを用いた人体骨格モデルの関節位置データによる動作識別実験は、組手実施者の正確に動作を測定することが可能であり、組手動作のどこに有効な特徴量があるのか調査することができたと考えられる。実験結果から下記のことが確認された。

「攻撃動作の識別に有効な特徴量を持つ動作は、部位が当たる瞬間の部位速度が極小となるインパクトおよびインパクト前後の部位速度が極大となる点の 3 点に有効な特徴量を持つ動作がある。逆にこの 3 点以外の技の始まりと終わりの動作は、動作識別精度を下げる特徴量を持つ動作がある。」

このことから次の 2 つの実験を行った。

- (1) 攻撃インパクト付近に動作識別に有効な特徴量を持つ動作があると予想されたため、インパクト幅のフレーム数に対する画像毎ラベル値正解率を調査する実験を行ったところ、表 3 突きの約束組手動作識別実験結果の実験 1.1~1.6 にてフレーム数=7 でピークが見られた。このことから CNN による動作識別において、攻撃インパクトを中心にある幅で動作識別に有効な特徴量を持つ動作があると考えられる。また、インパクト幅が大きすぎても正解率が低下した。これは、技の始まりと終わりに精度を低下させる特徴量を持っていると考えられる。
- (2) 次に技の始まりと終わりに精度を悪化させる動作があると予想されたため、境界ラベルの画像を訓練対象外にした場合の精度がどのようになるか調査する実験を行ったところ、境界ラベル値を 0 (攻撃技以外の動作) から 99 (学習対象外) にすると表 3 突きの約束組手動作識別実験結果 1.7~1.10 で示すように精度が向上した。

以上の 2 つの実験結果から、「攻撃動作の動作識別に有効な特徴量を持つ動作」は、人体骨格モデルの関節位置データによる動作識別から、画像データを CNN で動作識別にパラダイムシフトしても共通であると考えられる。

5.1.2 空手組手へ CNN を適用する独自の提案手法の基本動作識別

システムとしての評価

本研究の動作識別で用いられている CNN は、従来 1 枚の静止画像に対しての画像認識で用いられてきたものであり、動作の識別に用いられるものではない。しかし、本研究では、図 20 で示すような形で動作を識別しており、このような手法はこれまでにない我々独自の手法である。また、画像認識をするニューラルネットワークは典型的な構造はあるが目的により様々であり正解がない。本研究でも一般に画像認識で見られる構造を参考にしているが、ニューラルネットワーク層の数やニューロン数など、その他のハイパーパラメータは試行を繰り返して決定した独自のニューラルネットワークになっている。

攻撃技か、攻撃技でないかを識別する実験 2.1 から 2.3 の攻撃技正解率の平均が 89.3% であり、攻撃インパクトまでのフレーム数の平均が 0.8 でほぼ攻撃インパクトのフレームを推論している。このことから、技の動作分割が可能であると考えられ、図 3「基本動作識別システム」としての提案手法の有効性を示していると考えられる。

動作分割が可能ということは、詳細な判定に必要な画像フレームを抽出して、図 3 の「基本動作識別システム」から図 3 の「ルールに従った判定システム」へ渡すことができるということである。このことは、次のようなメリットもある。

提案手法では、攻撃インパクトを基点にしてインパクト幅の数だけ画像フレームを抽出する。この抽出された画像フレームは、攻撃動作識別に有効な特徴量を持っている。すなわち、有効な特徴量を持った画像フレームを厳選して図 3 の「ルールに従った判定システム」へ渡すことができるということである。このことは、本研究では扱わなかったが今後、図 3 の「ルールに従った判定システム」の開発に有利になると考えられる。

5.1.3 空手組手競技における攻撃技正解率の評価について

今回の実験結果では何をもって良好とするのか、その根拠を説明する。人間審判の補助ではなく、審判行為をするシステムとして有名なのは「Hawk-eye システム」 [36]がある。テニスのライン判定に導入され、その後、サッカー、バレー、野球に応用されている。判定の正解が単純な物理的なもので得られるものについては、機械の精度は人間より極めて高い。しかし、身体動作に対して審判行為をするシステムは存在せず、あくまでも人間審判の補助システムだけが現在存在している。もし、富士通(株)の体操競技自動採点システム [8] [18] [19]が実現すれば世界初となる。テニス、ホッケー、サッカーのプレー認識の研究報告 [5] [6] [24] [37]があるが、プレーにもよるが精度は全体平均 50%程度であり、とても審判行為をするレベルではない。これらはビデオから試合のスコアブックを作成するための画像センシング技術として有効である。

一方、人間審判の正解率はどの程度なのか、剣道の研究報告がある [38]。主審 1 名、副審 2 名の 3 方向から判定し、審判の立ち位置により死角が生じ、どの審判も、技の見える方向により正解率にムラがあり、全体で平均 55.5% の正解率が報告されている。

空手の場合、得点となる技の判定は、試合コートのコナーに着席している 4 名の副審のみで、自由に立ち位置を変えられる主審に権限がない。空手組手競技のコート図と副審の位置を図 32 に示す [2]。図 33 は、副審の死角を示す例である。この例で示すように、赤の選手側の副審には、赤の選手および青の選手の左手の攻撃が全く見えていない。青の選手側の副審も同様に一部または全く選手の攻撃部位が見えていないと考えられる。また、ほとんどの空手の試合で副審 4 名の旗が同時に上がるのが少ない状況から、副審の見る角度で死角が生じ、判定できない状況が頻繁に発生していることが推測される。今回の実験は約束組手であるが、死角で判定できない状況は同じであるため、剣道と同様な実験をした場合、正解率は剣道の研究結果と同様になると予想される。

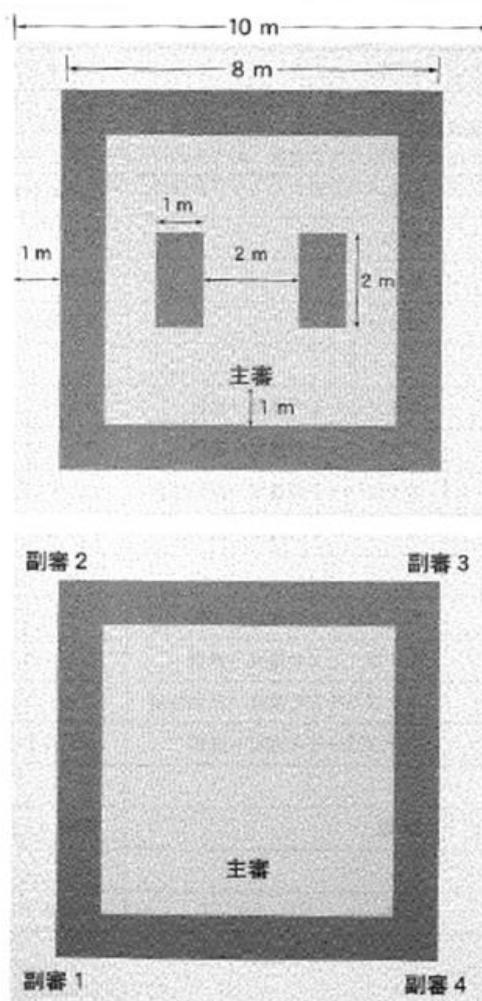


図 32 組手競技コート図と副審の位置

出典：全日本空手道連盟，空手競技規定，全日本空手道連盟，2019.

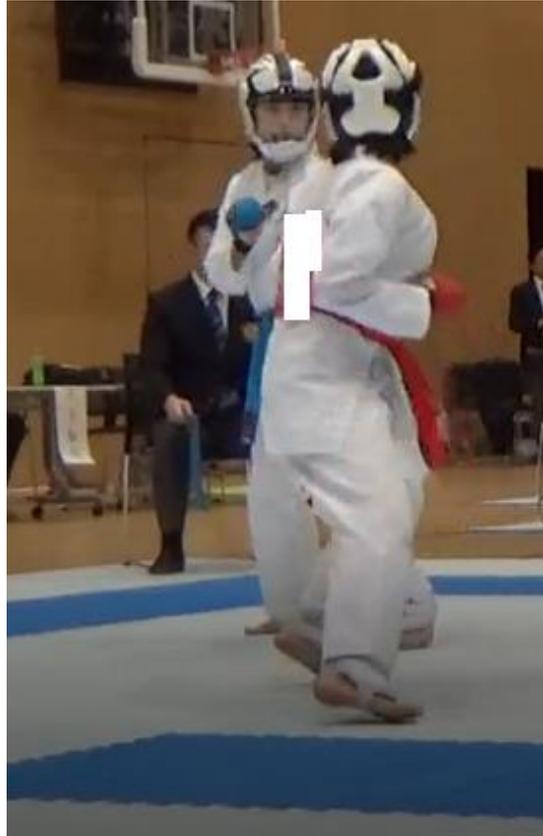


図 33 空手組手競技における副審の死角

以上のことから、どのような角度で技が行われても 76.6%以上の正解率である AI 審判が副審として、もし、参加したなら優秀な副審といえる。副審 4 名のうち 3 名が旗を上げて技の有効性を認める状況を想定して、75%以上が CNN の必要とする正解率と考えている。攻撃技正解率が実験番号 2.4 から 2.6 の平均が 76.6%、実験番号 2.1 から 2.3 では平均 89.3%で高正解率であった。ただし、本研究の提案手法は、選手や主審の身体による死角の影響を受けないメリットがあり、「人間審判の死角の影響を補うシステムとして評価した場合において良好である」ということである。かつまた今回の提案手法では、人間審判の死角を補うもので、人間審判と同等な機能を目標としていない。従って、人間審判の判定が容易な残心などの人の主観による判定について対応していない部分がある。

全体的評価としては、攻撃インパクトを各実験、正確に捉えていることから、図 3 の「基本動作識別システム」から「ルールに従った判定システム」へ接続するために必要な精度が得られていると考えられる。

5.1.4 未知のデータに対する CNN の精度

「実験 2 試合を模倣した約束組手動作識別実験」では、実施者 A から F の 3 ペアにより合計 20 ラウンド行っているが、そのうち 2 ラウンド取り出してテストデータとしている。こ

れを交差検定法により繰り返し行う。例えば、第 1、第 2 ラウンドを訓練データに入れない未知のデータをテストデータとし、これを除く第 3 から第 20 ラウンドを訓練データとして識別実験を行う。次に、第 3、第 4 ラウンドを訓練に入れない未知のデータをテストデータとし、これを除く第 1、第 2 および第 5 から第 20 ラウンドを訓練データとして識別実験を行う。この手順を繰り返す。対象とするテストデータのラウンドをすべて終わるまでこの識別実験を繰り返す。各識別実験で得られた画像毎ラベル値正解率、攻撃技正解率など、これらの平均値を求めたのが表 6 試合を模倣した約束組手動作識別実験結果の実験 2.1 から 2.6 の結果である。このような方法により、CNN がまったく未知のデータに対して、どのような精度を示すのか、完全なものではないが推測することができる。実施者 6 名だけの学習ではまだ十分ではなく、さらに学習を行う必要があると考えられるが、この段階では各測定値が提案手法の有効性を示す値であった。

また、CNN の「図 31 試合を模倣した約束組手学習の様子(実験 2.4-2.6) 」のグラフからも「未知のデータに対する CNN の精度」を推測することができる。「train のグラフ(青色の線)」は、テストデータを訓練データに含めて訓練させて精度を求めているので、学習回数(エポック)が進むと精度が当然上がる。「test のグラフ (橙色の線)」は、訓練データに入れない未知のデータをテストデータにして精度を求めている。図 31 のテストデータの精度が約 94.5%で収束し、損失のグラフが収束していないが、図 26 図 27 損失のグラフで見られるような増加傾向にない。損失が増加し、精度が低下する場合は過学習といえるが、図 31 のグラフは過学習の傾向にない。過学習とは、訓練データに強く依存してしまい、訓練データでは精度が高いが未知のデータ(テストデータ)では著しく精度が低下することをいう。実験 2 は、実験 1 と異なり様々な動作が行われたため、過学習の傾向が無くなり、未知のデータに対する学習が問題なく進んでいると考えられる。

5.1.5 熟練者と初級者との正解率の差

実験 1.11 および実験 1.12 の結果から、熟練者と初級者との正解率を比較すると熟練者の正解率の方が高い結果になった。このことは、テニスの先行研究 [24]でも報告されている。この原因は、対象とする部位速度と姿勢の関係にあるのではないかと思われる。現時点でいえることは、熟練者と初級者を比較した場合、熟練者の正解率が高いということが、空手とテニスでスポーツの種類が変わっても共通であるということである。「攻撃インパクト」中心にしたある範囲に、動作識別に有効な動作があり、その前後に精度を下げる動作がある。このことは、光学式モーションキャプチャーシステムを用いて人体骨格モデルの関節位置データによる動作識別でも、ビデオデータから抽出した画像データによる動作識別でも共通であることが本研究の実験で確認された。そして今回、熟練者と初級者で正解率を比較すると熟練者の方が高いということは、空手でもテニスでも共通であることが分かった。この 2 つのことから、スポーツ種目や特徴量とするデータがパラダイムシフトしても共通である不変的な事項があると考えられる。熟練者と初級者の正解率に差が生じる原因が判明す

れば実用化に向けて有効である。例えば、小学生と成人を別に学習したほうがよいのか、それとも一緒に学習させたほうがよいのかなど、AI の有効な学習方法が見出せる可能性がある。

一方、熟練者と初級者の正解率の差は、提案手法の識別器固有の特性から生じた可能性がある。損失と精度のグラフ図 26、図 27 において、学習過程で損失の増加が見られる。精度の低下は見られないので典型的な過学習ではないが、その傾向があった。この原因は、熟練者は瞬時に同じ姿勢で攻撃動作するが、初級者は姿勢や動作にぶれがある。このことにより熟練者の攻撃動作に識別器が敏感に反応し、損失のグラフが増加した可能性がある。このような少し過学習の傾向にある識別器であったため、熟練者のほうが初級者より精度が高い結果になった可能性が考えられる。このことを確認する実験を今後行う必要がある。

5.1.6 混同行列による識別器の評価

試合を模倣した約束組手の実験 2.1 から 2.6 について、混同行列を作成し、再現率、適合率、F 値を求めて識別器を評価する。実験 2.1 から 2.3 の混同行列の例を図 34 に示す。

例 ABペア testデータとしたラウンド 1,13		1: 攻撃技である 0: 攻撃技でない (画像フレーム単位 または技動作単位の推論値)	
正解値	1	TP	FN
	0	FP	TN

TP: True Positive FN: False Negative
FP: False Positive TN: True Negative

図 34 実験 2.1-2.3 の混同行列の例

表中の TP、FN、FP、TN の値が決まると、正解率、再現率、適合率、F 値を求めることができる。本研究の提案手法では、「画像フレーム単位」で推論する混同行列は、TP、FN、FP、TN の値が正確に決定するが、「技単位」で推論する混同行列は単純に作成することができない。提案手法では、攻撃技動作を技の単位で識別することを定義しているが、「攻撃をしていない」、非攻撃動作を空手の動作として意味のある動作単位に分割することを定義していない。そのため、TN の値を単純に求めることができない。そこで、提案手法のアルゴリズムにより TP、FN、FP、TN を下記のように定義して求める。この定義内容により TP、FN、FP、TN の値に少し差異が生じる。しかし、識別器をおおよそ評価できるものと考えている。

「技単位」の推論による TP、FN、FP、TN の定義は、実験 2.1-2.3 図 34 の例のように二

値分類モデルを基本としている。実験 2.4-2.6 のようにラベル数が3つになっても、「ラベル値=2 とその他」、「ラベル値=1 とその他」、「ラベル値=0 とその他」という理論で二値分類モデルを同様に展開する。

- **TP** : 技単位の動作で攻撃技動作に対する推論が正解した数。
インパクト幅の画像フレーム範囲内で、1つでも攻撃インパクトラベル値の推論が正解した場合、「攻撃技動作に対する推論が正解」したとする。
- **FN** : 技単位の動作で、攻撃技動作に対する推論が不正解した数。
インパクト幅の画像フレーム範囲内で、攻撃インパクトラベル値の推論が1つも正解しなかった場合、「攻撃技動作に対する推論が不正解」したとする。
例1 実験 2.1-2.3 の場合、インパクト幅の画像フレーム範囲内（教師ラベル値=1）ですべてラベル値=0 と推論した場合、攻撃技を不正解したとしてカウントする。
例2 実験 2.4-2.6 の場合、有効攻撃技のラウンド（教師ラベル値=1）でインパクト幅の画像フレーム範囲内で、非有効攻撃技のラベル値=2 またはラベル値=0 とすべて推論した場合、攻撃技を不正解したとしてカウントする。
- **FP** : インパクト幅の画像フレーム範囲外（教師データ：ラベル値=0 の画像フレーム）で、あるはずがない攻撃技動作を推論した数。
インパクト幅の画像フレーム範囲外で、1つでも攻撃インパクトラベル値（1以上すべて）の推論があった場合は、「攻撃技動作を推論した」としてカウントする。また、攻撃インパクトラベル値間にラベル値=0 の画像フレームが
$$\text{インパクト幅フレーム数} \div 2 \quad (\text{少数点以下切り上げ})$$
あった場合は、別々の攻撃技としてカウントする。
- **TN** : インパクト幅の画像フレーム範囲外（教師データ：ラベル値=0 の画像フレーム）で推論が「正解した非攻撃技動作の数」。
下記の式で求めるものとする。
「インパクト幅の画像フレーム範囲外（教師データ：ラベル値=0 の画像フレーム）で推論が正解した数」 \div インパクト幅フレーム数

注) インパクト幅フレーム数は実験 2.1-2.6 では 7

上記に示す内容で TP、FN、FP、TN を定義し、混同行列の評価指標（正解率、再現率、適合率、F 値）を求めたものを表 7 表 8 に示す。表 3 表 6 は交差検定による多くの実験を行った結果の平均をまとめたものであるが、表 7 表 8 も同様に交差検定で行う各実験の混同行列を作成して求めた正解率・再現率・適合率・F 値の平均値をまとめたものである。表 3、表 6 の画像毎ラベル値正解率、攻撃技正解率は、表 7、表 8 の再現率に対応する。

表 8 の「技単位の推論」について、非有効攻撃技と有効攻撃技の再現率および適合率のグラフを図 35 に示す。このグラフのラベル値=1（有効攻撃技）の再現率と適合率に差が

ないが、ラベル値=2（非有効攻撃技）の CD ペアと EF ペアの再現率と適合率に差が見られる。最も大きな原因は、「動作内容に対して適当でないラベル値設定ルール」の節で詳細を述べるが、CD ペア組手実施者が、試合では見られない遠い間合いで攻撃を行なっているためと考えられる。この動作を AI は、「攻撃動作でない」と推論したが教師ラベル値は「攻撃動作である」であった。そのため、多くの非攻撃動作を AI は不正解したと考えられる。交差検定の CD ペアの識別実験の中で、このことが顕著であったラウンドの混同行列を表 9 に示す。ラベル値=2 の再現率 3.7%、適合率 85.7% と差が顕著である。また、再現率が極めて悪い。

ラベル値=2 を推論する 3 行 3 列の混同行列表 9 について述べる。1 行 1 列=6 が TP である。明らかに遠い間合いで攻撃していたので、多くは攻撃動作と見なさなかったために小さな値になったと考えられる。これにより FN(1 行 2 列と 3 列)の 1 行 3 列が 90 と大きな値となっていると考えられる。一方で FN の 1 行 2 列が 66 と攻撃動作とも推論している場合もある。間合いが遠いが攻撃動作は強く、速いという特徴を捉えていると思われる。「強く早い動作なので攻撃動作である」、または「間合いが遠いので攻撃動作ではない」の間で AI の判断が揺れ動いていると思われる。寸止めで当ててないが有効攻撃技と推論することの難しさの表れであると考えられる。

FP（2 または 3 行 1 列）は、2 行 1 列=0、3 行 1 列=1 と小さい。適切な間合いでかつ速く強い攻撃動作を正しく推論され、このため適合率が高くなったと考えられる。

以上のことから再現率の低い精度となる原因がいくつか考えられるが、根本的共通の原因は約束組手のために生じた試合では見られない想定外の動作に対して、適切なラベル値設定ルールでなかったことである。従って、適切なラベル値設定ルールに改善すれば、再現率が向上すると考えられる。このことは、約束組手実験中、CD ペアに間合いを修正するよう指示した以降のラウンドでは再現率が向上していることから裏付けられる。

表 7 実験 2.1-2.3 混同行列の評価指標による識別器の評価

実験 番号	1: 攻撃技である 0: 攻撃技でない (画像フレーム単位の推論)			正解率	再現率	適合率	F値
				Accuracy	Recall	Precision	
2.1	AB	1		95.1	71.7	65.0	68.2
2.2	CD	1		94.0	55.9	77.2	64.6
2.3	EF	1		91.2	67.3	61.3	63.8
			平均	93.4	65.0	67.8	65.5
2.1	AB	0		95.1	97.0	97.7	97.3
2.2	CD	0		94.0	98.2	95.3	96.7
2.3	EF	0		91.2	94.3	95.6	95.0
			平均	93.4	96.5	96.2	96.3

実験 番号	1: 攻撃技である 0: 攻撃技でない (技動作単位の推論)			正解率	再現率	適合率	F値
				Accuracy	Recall	Precision	
2.1	AB	1		99.6	94.1	85.2	89.4
2.2	CD	1		99.5	84.3	94.1	88.8
2.3	EF	1		99.2	89.6	85.9	87.3
			平均	99.4	89.3	88.4	88.5
2.1	AB	0		99.6	99.7	99.9	99.8
2.2	CD	0		99.5	99.9	99.6	99.7
2.3	EF	0		99.2	99.5	99.7	99.6
			平均	99.4	99.7	99.7	99.7

表 8 実験 2.4-2.6 混同行列の評価指標による識別器の評価

実験 番号	2:非有効攻撃技 1:有効攻撃 技である 0:攻撃技でない (画像フレーム単位の推論)		正解率	再現率	適合率	F値
			Accuracy	Recall	Precision	
2.4	AB	2	94.6	70.2	65.7	67.8
2.5	CD	2	93.3	43.1	78.1	52.7
2.6	EF	2	90.0	43.3	50.3	43.6
		平均	92.6	52.2	64.7	54.7
2.4	AB	1	94.6	61.1	56.1	58.1
2.5	CD	1	93.3	48.4	71.0	57.1
2.6	EF	1	90.0	52.2	56.9	54.0
		平均	92.6	53.9	61.3	56.4
2.4	AB	0	94.6	96.9	97.6	97.2
2.5	CD	0	93.3	98.5	94.6	96.5
2.6	EF	0	90.0	95.6	94.9	95.2
		平均	92.6	97.0	95.7	96.3

実験 番号	2:非有効攻撃技 1:有効攻撃 技である 0:攻撃技でない (技単位の推論)		正解率	再現率	適合率	F値
			Accuracy	Recall	Precision	
2.4	AB	2	99.6	94.3	89.1	91.5
2.5	CD	2	99	53.9	91.5	59.3
2.6	EF	2	99	60.9	83.9	67.1
		平均	99.2	69.7	88.2	72.6
2.4	AB	1	99.6	86.2	80.6	83.3
2.5	CD	1	99	75.8	76.1	75
2.6	EF	1	99	85.7	80.1	82.6
		平均	99.2	82.6	78.9	80.3
2.4	AB	0	99.6	99.8	99.9	99.8
2.5	CD	0	99	99.9	99.3	99.6
2.6	EF	0	99	99.7	99.5	99.6
		平均	99.2	99.8	99.6	99.7

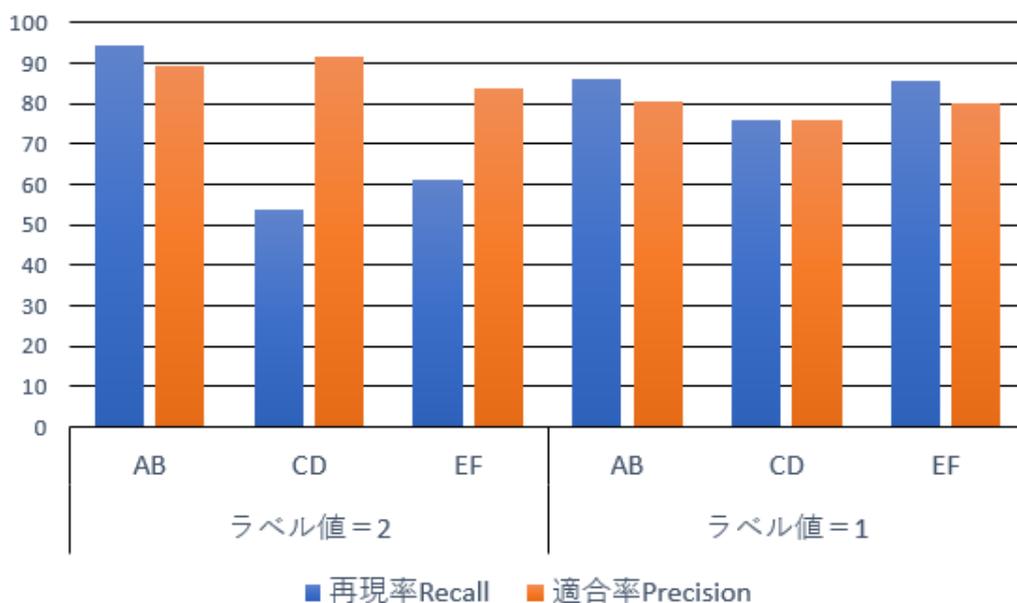


図 35 非有効攻撃技・有効攻撃技の再現率と適合率（技単位の推論）

表 9 交差検定の実験結果から再現率と適合率の差が顕著であったラウンド

実験2.5 CD ラウンド 2,11	推論値 (技単位)			正解率 Accuracy	再現率 Recall	適合率 Precision	F値	
	2	1	0					
正解値	2	6	66	90	98.2	3.7	85.7	7.1
	1	0	100	30	98.2	76.9	54.3	63.7
	0	1	18	11383	98.2	99.8	99.0	99.4

5.2 AI 導入について

5.2.1 判定に疑問を持つ場面と発生原因および AI 審判の役割

2019年7月10日、米独立リーグでアメリカのプロ野球史上初めてストライクとボールを判定するロボット審判が導入されるなど [39]、AI や ICT (Information and Communication Technology) が実際の公式試合に導入されてきている。このような AI、ICT の審判行為に対する導入に否定的な意見として、「AI により人間審判が無くなり、味も素っ気もない」がある [40]。AI を導入する場合、どのような役割をするのか、空手関係者の理解を得なければならない。スポーツは選手だけでなく、スタッフ、観戦者にとっても幸福なものでなければならない。プロテニスプレーヤーのロジャー・フェデラーは、「テニスに代表されるボールゲームのジャッジは人の主観的な判断でなされるべきであり、科学技

術がそれに介入することには反対である」と主張している [4]。また、一般論として「AI が審判の職業を奪う」という意見もある。著者は、フェデラー選手の意見に基本的には賛成であるし、人間審判が主役であり、AI は支援するものと考えている。このようなことが配慮され、公平性を保ち、理不尽な誤審をなくすための AI 導入でなければならないと思う。

判定に疑問を持つ場面とはどのような場面か、有効か、有効でないか、きわどい場面は存在するが、そのようなどちらの結果かわからない場面を人間審判の主観で判定した場合、どちらの判定結果でも一般に不満はでない。ここで問題としている場面とは、明らかに有効技を見落としている場合である。この原因は、選手や主審の体の陰により死角が生じ、副審が判定困難になるためである。死角が生じると熟練審判員でも判定することができない。審判の立ち位置、技の見る角度により熟練審判でも判定できないことを剣道の例で研究報告 [38] されているが、これと同様な原理である。剣道のこの研究報告では、協力者の審判全員の正解率が約 50% であった。各審判、偏ることなく様々な角度から判定しており特定の審判が優秀あるいは成績が悪いということが見られなかったと報告されている。空手の組手競技でも副審の死角により同様な正解率が予想される。なぜなら、剣道の審判は自由に動き回れるが、空手の副審はコートのコナーに着席して動き回ることができないからである。さらに、著者も地方大会の副審の経験があるが、死角となる場合、体を傾けて見るなどの行為は慣習的にできないとされており、このことは判定の難易度を上げている。

副審が有効の旗を示したが、明かに有効技ではなかったというミスジャッジは、反則技を除いて基本的に無いと考えられる。反則の判定は主審が行っている。

空手組手試合で死角が発生する例を図 36 に示す。この例では、青の選手の左上段突きが副審の死角により見落とされてしまう例である。副審 1 は赤の選手の陰となっているため判定することができない。副審 2 は、主審および赤の選手の左手の陰となり、判定することができない。副審 3 は、青の選手の陰となり判定することができない。副審 1 から副審 3 が選手や主審の体の陰で死角となり判定することができないこととなり、技が有効となるためには、副審 2 名以上が有効の旗を示さなければならないため、この時点でポイントとなる有効技として判定されない状況となる。副審 4 も斜め後ろからなので、間合いが分かりにくい。寸止めの距離がどの程度かが分からないため、判定が困難な状況となっている。

このような状況は、選手が高速に移動をするため、しばしば発生する。副審も動き回ればよいという考えもあるが、選手が高速に移動するため、効果的ではないと考えられ、副審は着席させ移動させないようにしていると思われる。

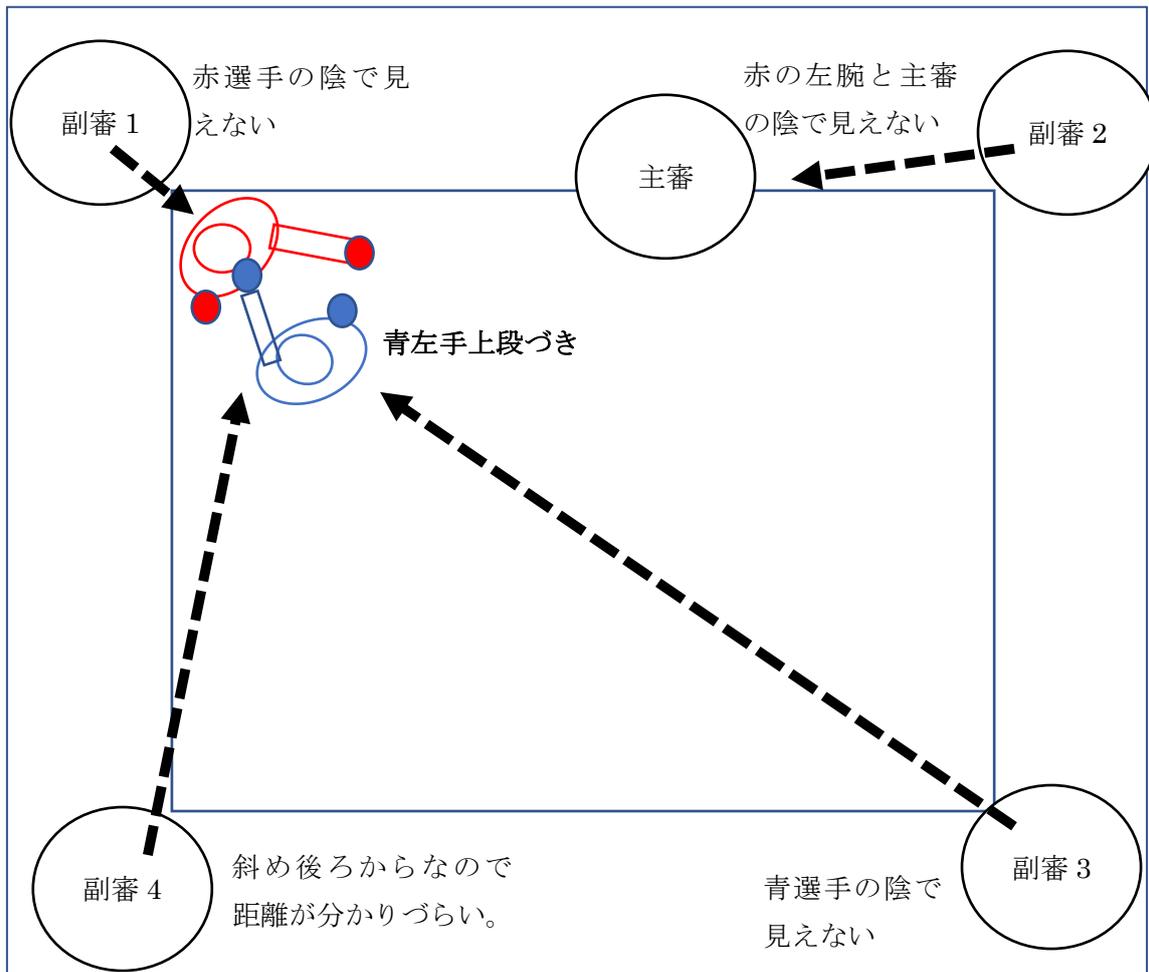


図 36 副審の死角

この例で最悪な試合の流れとして、青の選手は左上段突き（図 37）が決まっていると思っているため、この後、残心、いわゆる決めポーズをとる。残心がないとポイントが認められない。その残心の動作に合わせて赤の選手が防御されていない顔面に上段蹴り（図 38）を決め、一本となり、逆に赤の選手の得点になってしまうということである。

「判定に疑問を持つ場面」とその発生原因についてまとめると下記のとおりである。

- (1)有効か、否かきわどい場面での判定結果は問題にならない。問題になるのは、明らかに有効技を副審が見落としている場合である。
- (2)副審が有効技を見落とす原因は、選手や主審の体の陰により死角が生じ、判定することができなくなるためである。
- (3)副審が有効の旗を示した場合、明らかに有効技ではなかったというミスジャッジは、反則技を除いて基本的に無いと考えられる。



図 37 青左手上段突き(判定困難動作 1/2)



図 38 赤左足上段掛け蹴り(判定困難動作 2/2)

以上のことから次に AI 審判の実用化を考えた場合の役割は何であるか述べる。体操競技の先行研究 [8]によれば、AI の審判支援に関する役割を簡潔に述べると下記のとおりである。

- (1) 人間審判が判定困難な複雑で速い技を正確に認識する。
- (2) 「水平である」などの主観で行っていた審判員ごとの個人差を排除する。

これを参考にすると空手組手競技における AI 審判の役割は下記のとおりと考えられる。

- (1) 副審が死角となって判定困難となっている部分を補う。但し、人が主観で判定しているものなど、今回の提案手法では判定できない部分があるため、あくまでも人間審判への支援情報を提供するものである。
- (2) 蹴り技はスキントッチまたは 10 cm 以内の場合有効」など機械が得意な距離に関することについて、主観で行っていた審判員ごとの個人差を排除する。

(2)について補足すると、AI の訓練を進めていくと、ある値に収束するため、審判員ごとの個人差が排除されることになる。これは本研究の提案手法で実現できるが、体操の採点支援システムで見られる、「今の技の距離は 5 cm」などの視覚化や判定に関する閾値の変更は図 3 の「ルールに従った判定システム」の機能になり、本論文では取り上げていない。

上記で述べた AI 審判の役割を具体的イメージで理解するために次のような例を示す。体操競技の先行研究 [8]のように、あくまでも人間審判を支援する形で副審として参加する。選手が攻撃すると AI 審判は瞬時に判定結果を人間審判へ知らせる。伝達方法は色々だが、例えば無線で副審のイヤホンへ音で知らせるなどが考えられる。副審は、AI 審判の情報を参考に判定する。

5.2.2 動作内容に対して適当でないラベル値設定ルール

審判が試合で判定するルールに従って「この動作にはこのラベル値」とする場合は、各動作に対するラベル値を設定するルールを迷わず決定することができる。しかし、今回の実験で、ラベル値=1は「攻撃動作である」、ラベル値=0は「攻撃動作でない」で行ったケースでは、このような判定を審判は訓練されていない。そのため、ラベル値設定者は審判経験者であったが、様々な想定外の動作があり、どの動作にどのラベル値にするか、設定ルールをどうすべきか迷った。このとき、「動作内容に対して適当でないラベル値設定ルール」にしたラウンドが今回の実験では悪い値の精度になってしまったと考えられる。我々のこれまでの実験の経験から、AI の学習が進んでくると、AI が判定ミスをした実験結果を調査す

ると、実はラベリングのミスであることが多くある。あまり精度がよくなかった実施者 CD は、「当てない攻撃技を行う」あるラウンドで、公式試合では見られない明らかに遠い「間合い」で突きを行っていた。この動作を「攻撃技である」としてラベリングしたが、AI はこの動作を「攻撃動作でない」と推論し、正解率を悪化させた。この場合、AI の推論結果が動作内容に適切な判定をしているとも考えられる。明らかに遠い「間合い」で強い突きを行っても、対戦相手は攻撃技と見なさないからである。訓練データの「攻撃技でない」動作の多くは「間合い」が遠いため、AI はこのような推論をしたと考えられる。

このような組手実施者 CD についての推論状況を表 10 に示す。これは、実施者 C、D に、有効攻撃技（当たる）を行った第 8 ラウンド、有効でない攻撃技（当たらない）を行った第 20 ラウンド、この 2 ラウンドをテストデータとし、その他のラウンドは訓練データとして識別実験を行ったものである。表 6 の攻撃技正解率と同様な方法により、技単位で推論した結果を○、×で表記している。有効攻撃技（当たる）、有効でない攻撃技（当たらない）どちらもラベル値=1（攻撃技である）にラベリングして、ラベル値=1（攻撃技である）と推論した場合○、ラベル値=0 と推論した場合×になる。

表 10 で示すように「第 8 ラウンド：有効攻撃技（当たる）」は、大半が正解していて良好な結果となっているが、「第 20 ラウンド：有効でない攻撃技（当たらない）」では、ほぼ不正解である。第 20 ラウンドの不正解となった動作例を図 39、図 40 に、正解となった例を図 41 に示す。図 39 左の突きが分かりやすい例で、相手との「間合い」が遠いことがわかる。図 40 もカメラの角度と画像が乱れているので分かり難いが、図 39 と同様な「間合い」である。青の左手のグローブの位置と赤の攻撃部位のグローブの位置が同じであることから、図 39 と図 40 が同じ「間合い」であることが分かる。このような、遠い「間合い」で突く場面は試合で見られない。そのため AI が「攻撃動作ではない」と推論するのが正しいと考えられ、ラベル値設定ルールの方が適当でないといえる。この「間合い」による考えを裏付けるのが、図 41 である。これは、第 20 ラウンドでただ一つ AI が正解した動作である。赤の攻撃部位である右手グローブの位置と青の左手グローブの位置関係を図 39、図 40 の場合と比較して見てわかるように、図 41 の場合、赤の右手グローブの位置が、青の左手グローブよりも相手の懐に入っていることが分かる。つまり、図 41 の方が明らかに図 39、図 40 より「間合い」が近いのである。この図 41 の「間合い」は、相手の攻撃技を防御する場合の「間合い」であり、「有効でない攻撃技（当たらない）」の「間合い」である。このため、図 41 の動作では、AI は正しく推論したといえる。以上から、この図 39、図 40 の不正解の例と図 41 の正解の例により、このような推論結果が「間合い」によるものであることを示していると考えられる。

攻撃動作に対してラベリングを行う場合に注意することは、「有効である」、「有効でない」や「攻撃技である」、「攻撃技でない」の判断で、どちらともとれるきわどい動作があるが、この場合、このような動作数は全体のわずかであり、ラベリングをどちらにしても AI 学習

上問題にならないということである。AI の訓練が進むとどちらか最適な方に推論するようになると考えられる。問題なのは、迷って安易に「動作内容に対して適当でないラベル値設定ルール」にしてしまうことである。AI の学習する方向に適当でないラベリングされたデータを多数作ってしまうことになる。このようなことにならないようにラベル値設定ルールを審判が行っている試合のルールに対応したものだけにするなどして、注意しなければならない。ラベリングについて実用化に向けて留意する点を下記にまとめる。

- (1) 審判が試合で行っている判定に対応したラベリングルールにする。
- (2) 実際の動作を直視および録画ビデオによりラベリングする。この際、死角が無いことが重要である。

表 10 動作内容に適當でないラベル値設定ルール

セット番号 20回/ラウンド	有効攻撃技（当たる） 第8ラウンド				有効でない攻撃技(当たらない) 第20ラウンド			
	赤左手	赤右手	青左手	青右手	赤左手	赤右手	青左手	青右手
1	×	○	○	○	×	×	×	×
2	○	×	○	○	×	×	×	×
3	○	○	○	○	×	×	×	×
4	×	×	○	○	×	×	×	×
5	×	×	○	○	×	×	×	×
6	×	○	○	○	×	×	×	×
7	○	×	○	○	×	×	×	×
8	○	×	○	○	×	×	×	×
9	○	○	○	○	×	×	×	×
10	○	○	○	○	×	×	×	×
11	○	○	○	○	×	×	×	×
12	○	×	○	○	×	×	×	×
13	○	○	○	○	×	×	×	×
14	○	○	○	○	×	○	×	×
15	○	○	○	○	×	×	×	×
16	×	×	○	○	×	×	×	×
17	○	○	○	○	×	×	×	×
18	×	×	○	○	×	×	×	×
19	○	○	○	○	×	×	×	×
20	○	○	○	○	×	×	×	×

○：攻撃技であると推論(正解) ×：攻撃技でないと推論(不正解)

第8・第20ラウンドの有効または非有効の攻撃動作を全てラベル値=1でラベリングしている。上記表は、それに対する攻撃技正解率の結果である。

1セット：赤・青の実施者が左右「ワン・ツー」コンビネーションを1回ずつ行う。

1ラウンドに20セット行う。

組手実施者：CD

2カメラデータ、インパクト幅=7フレーム、エポック回数=1500

攻撃技か、否かを識別する実験。

ラベル値0：攻撃技でない ラベル値=1：攻撃技である



図 39 「攻撃技でない」と推論した例 1



図 40 「攻撃技でない」と推論した例 2



図 41 「攻撃技である」と推論した例

5.2.3 部位速度とラベリング作業

提案手法では、ビデオカメラで撮影した画像データを用いる。地方大会や個人での導入可能な安価なシステムを目指しているため、ビデオカメラは高解像度ではなく、一般的に市販されているものを想定している。そのため、部位速度が極大の時は動作が映らないと考えられ、実用化を考えた場合にラベルリング作業に影響を及ぼさないか確認する必要がある。

3章の光学式モーションキャプチャーシステムを用いた動作識別実験では、攻撃動作の部位速度を正確に測定することができた。その結果、攻撃動作には2つの部位速度のピークが見られ、2つのピークの間には、部位速度の極小値が見られた。攻撃インパクトはこの極小値になることが分かった。このことにより、攻撃インパクトを基点にしたラベリング作業は可能であると考えられる。ビデオデータから抽出した画像からもこのこと確認するためにビューワーでの観察を行った。その結果を下記に示す。

- 図 42 突き動作 1 は、赤の選手の右上段突きの始まりである。赤右手グローブがやや残像があるが確認できる。
- 図 43 突き動作 2 は、攻撃インパクト直前の部位速度のピークである。赤の選手の右腕や右手グローブが確認することができないほどの残像になっている。
- 図 44 突き動作 3 は、攻撃インパクトである。部位速度が極小値となり、手首から上の右腕は残像になっているが、右手グローブは、はっきりと確認することができる。
- 図 45 突き動作 4 は、攻撃インパクト直後の部位速度のピークである。前半のピークほどの速度ではないが、赤の選手の右手グローブが残像となっていることが確認でき

る。

- 図 46 突き動作 5 は、攻撃技の終わりである。赤右手グローブの残像が少なく、グローブを確認することができる。
- 図 47 蹴り動作 1 は、赤の選手の左足攻撃技の始まりである。左足をしっかり確認することができる。
- 図 48 蹴り動作 2 は、攻撃インパクト直前の部位速度のピークである。左足が見えない状況である。
- 図 49 蹴り動作 3 は攻撃インパクトである。部位速度が極小値となり、攻撃部位の左足を確認することができる。
- 図 50 蹴り動作 4 は、攻撃インパクト直後の部位速度のピークである。再び左足が見えなくなっている。
- 図 51 蹴り動作 5 は、攻撃技の終わりである。左足を確認することができる。

以上のことから、ビューワーによる画像からも攻撃インパクトの極小値を確認することができた。このことは、攻撃インパクトの画像において攻撃部位を確認することができるため、実用化のためのラベリング作業が可能であるということである。



図 42 突き動作 1 (攻撃技・始まり)



図 43 突き動作 2(前半・部位速度極大)



図 44 突き動作 3 (攻撃インパクト・部位速度極小)



図 45 突き動作 4(後半・部位速度極大)

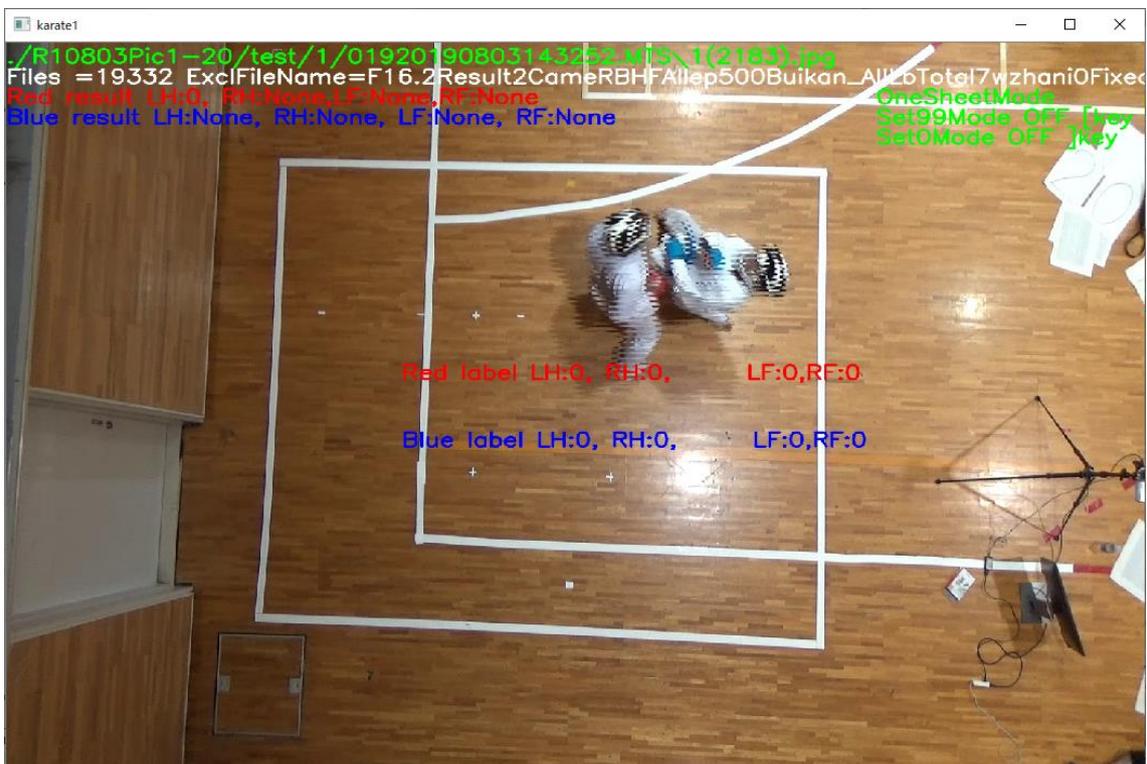


図 46 突き動作 5 (攻撃技・終わり)



図 47 蹴り動作 1(攻撃技・始まり)



図 48 蹴り動作 2(前半・部位速度極大)



図 49 蹴り動作 3(攻撃インパクト・部位速度極小)



図 50 蹴り動作 4(後半・部位速度極大)



図 51 蹴り動作 5(攻撃技・終わり)

5.2.4 VR の改善点

本研究では、誤審がどのような場面でどのような原因で発生するのか示した。このことは VR の改善点を見出すこともできる。空手組手競技に導入された VR は、公平性を高め大きな役割を果たしているが、しばしばその判定に時間がかかる場面が見受けられる。この原因はカメラの設定にあると考えられる。VR システムのカメラは図 52 図 53 に示す配置になっている。図 52 は、オリンピックゲームに採用される。図 52 の配置であるが、副審の後ろにカメラが設定されており、高さも 2m 弱程度である。本研究において、誤審は、選手や主審の陰による死角のために、副審が判定不能状態になってしまうためであるという新知見を述べた。VR のこのカメラ配置では、副審が死角のために判定不能に陥った場合、副審とほぼ同じ映像を再現して見てもやはり判定は困難であると予想される。ただ、VR の有効な点もある。再現ビデオを見て再判定するのは、2 名の VRS (ビデオレビュースーパーバイザー) であるが、競技中、VRS 席から副審の視点とは異なる視点で試合を見ているということである。これは、再現ビデオを見て判定する際に参考に行っていると考えられる。しか

し、これは、VRS 席の視点のみで、死角となる範囲を網羅されていない。

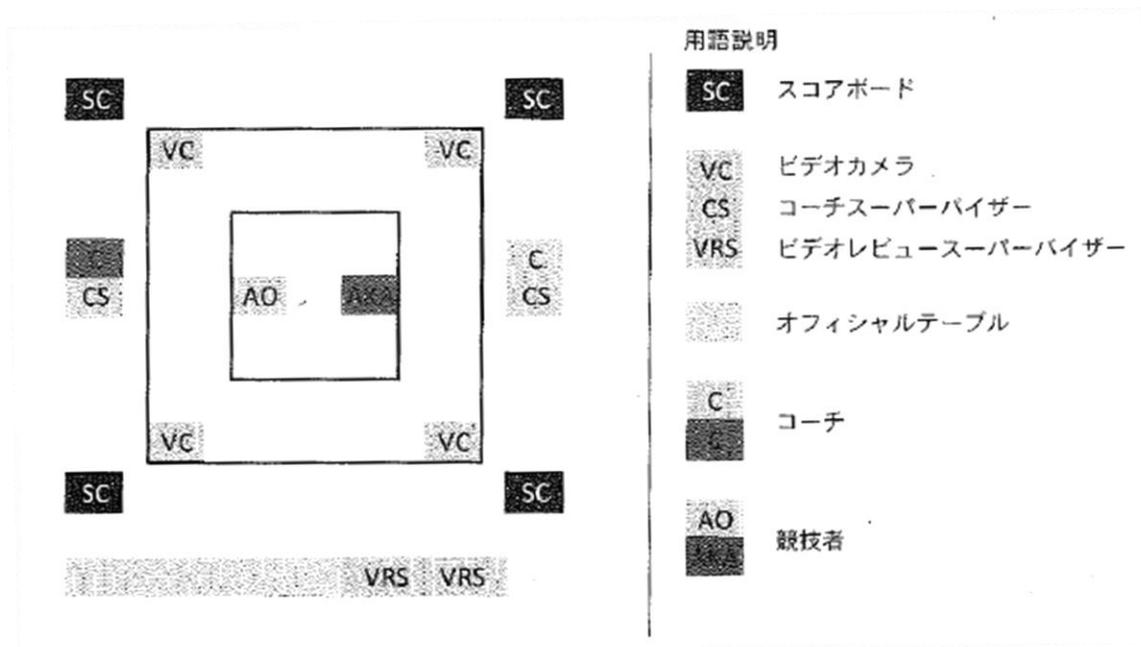


図 52 VR の配置(一つのタタミで行われる場合)

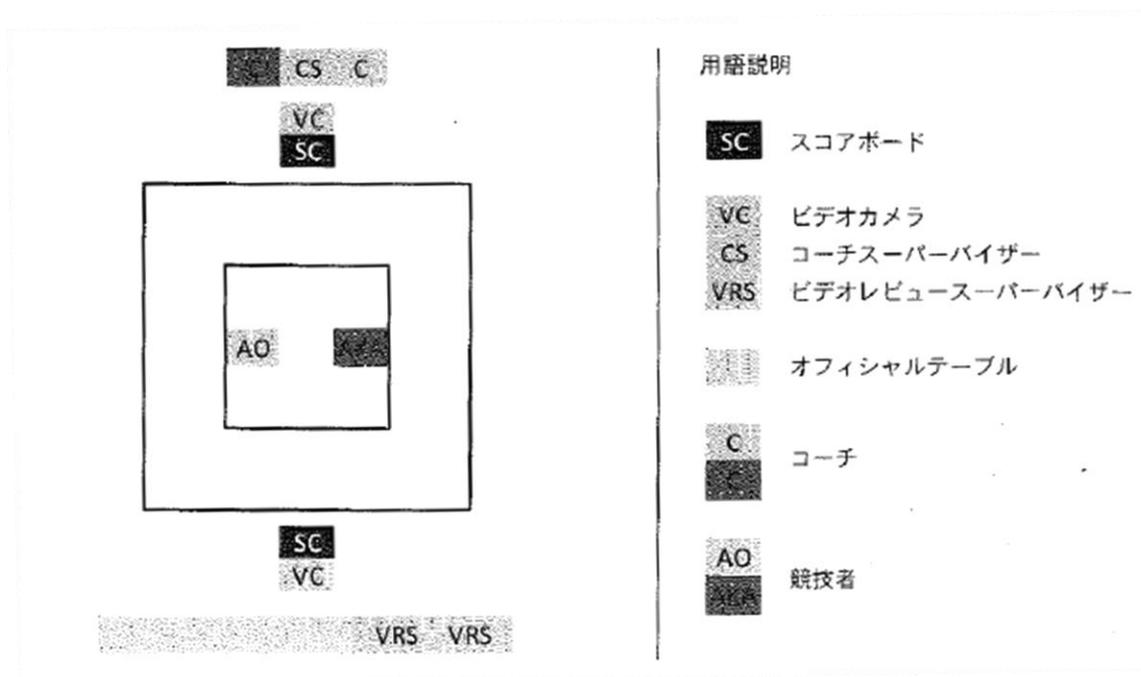


図 53 VR の配置(2つ以上のタタミで行う場合)

出典：全日本空手道連盟，空手競技規定，全日本空手道連盟，2019.

このようなことから、図 52 の VR の配置における改善点は、カメラをコーナーとコー

ナーの間、四角形の辺の中央にもカメラを配置するべきと考えられる。本研究で述べた空手組手競技の新知見として、「副審が有効の旗を示した場合、その判定は反則以外、基本的に間違えないといえる。判定を間違えるとしたら死角による有効技の見落としである。」このことが正しければ、VRの申請があった場合は、副審の死角による見落としであるため、この「カメラをコーナーとコーナーの間に配置する」ことで死角をフォローすることができ、VRで正しい判定をすることができると考えられる。コストやシステム仕様の問題があるが、最終的にVRの改善点は、カメラ4台では不十分であり、8台体制にして死角を無くすということが理想である。

5.2.5 撮影環境における識別器のロバスト性

本研究の提案手法では、ビデオカメラから撮影された画像データにより動作識別を行う。そのため、下記に示すように照明など撮影環境が識別器の精度に影響すると考えられる。

(1) 組手を実施する会場の照明機器による影響

「試合を模倣した約束組手」の実験は、水銀灯が設置している一般的な体育館で行われた。また、体育館コートの隅で行われ、体育館の中でもやや照度の低い場所で実験は行われた。そのため、一般的な競技施設の照明機器であれば識別器の性能を得られると思われる。

(2) 撮影するカメラの設定（ズーム、絞り、焦点距離、フレームレートなど）による影響

「試合を模倣した約束組手」の実験のビデオカメラは、一般的な安価のもので、標準的な撮影設定により実験を行った。従って、市販されているホームビデオカメラにより、一般的な体育館の環境で提案手法の実験結果が得られると考えられる。しかし、実用化を考えた場合、広角レンズを搭載したカメラを使用する必要があると思われ、それによる画像データの変化が識別器の精度へどのような影響があるか調査する必要があると考えられる。

今回の実験では床上 5.75mにカメラを設置したが、これは使用したカメラの最低撮影距離から決められたもので、これより低い位置に設置することができなかった。このため設置した4台のカメラアングルの差が想定したものより小さくなってしまい、4台のカメラで得られる画像の差が小さいものになってしまった。カメラをもっと低い位置に設置し、かつコート全体が撮影可能な広角レンズにする必要がある。また、実用化を考えた場合、今回の実験のように、試合コート中央付近の床上に設置するシステムだと、二階席の観客から競技内容が見えにくいものになってしまう。そのため、実際に導入する撮影システムは、現在VRのシステムにおいて、コートの4隅に設置しているカメラ位置を「大幅に高くしたもの」になると考えられる。このようなカメラ設定の変更が識別器の精度にどのように影響するのか今後調査する必要がある。

(3) 床・マットおよび防具の色の影響

カメラは選手の頭上から撮影するため、観客や控え選手の服装や動きなどの識別精度に影響のあるものが背景に入ることが無いが、マットのデザインが影響する可能性がある。

「試合を模倣した約束組手」では、マットを敷いてではなく、直接床で行った。地区予選大会でよく見られる。しかし、全国大会の出場権を決定する県大会クラスからマットが使用される。このマットは、大会運営側の事情によりデザインが異なる。世界空手連盟（WKF）公認マットと日本空手道連盟（JKF）公認マットがある [41]。2020 東京オリンピックに向けて全国規模の大会では、WKF 公認マットを使用する傾向にあるが、地方大会では、高額なマットを購入することはできないため、従来の JKF 公認マットを使用することが多い。これらのマットのデザインは、図 54 図 55 に示すように防具の色と一致している部分があるため、識別器の精度に影響があるか調査する必要がある。



図 54 世界空手連盟（WKF）公認マット

出典：石井化成工業株式会社，“武道普及と安全の為、空手マットに新たなテクノロジーを採用,” [オンライン]. Available: <https://www.ishiikasei.co.jp/products/karate-mat/>. [アクセス日: 21 12 2020].



図 55 全日本空手道連盟 (JKF)公認マット

出典：石井化成工業株式会社, “武道普及と安全の為、空手マットに新たなテクノロジーを採用,” [オンライン]. Available: <https://www.ishiikasei.co.jp/products/karate-mat/>. [アクセス日: 21 12 2020].

第6章 結論

空手組手において、競技中の動作データの取得方法および動作を識別するための基本となる部分の手法に関する研究報告がいまだなされていないため、今回、その手法を提案し、空手組手競技対して AI の役割、どのように貢献するのか新知見を示した。本研究の成果を下記に列挙する。

● AI に関する成果

- (1) 組手競技に影響しないデータ取得方法を提案することができた。選手の頭上から 4 台のビデオカメラで撮影することにより、審判の陰になることがなく、背景が床になるため、選手に類似した背景画像の影響も受けない。また、ビデオカメラによる撮影なので、選手に特別なセンサーを装着する必要が無い。
- (2) 動作データから技単位での動作分割をすることができた。このことを可能とする次の実験結果を得た。「攻撃技正解率」の平均が、実験番号 1.7、1.8 では 93.8%、実験番号 2.1-2.3 では 89.3%であり、「攻撃技または非攻撃技」の識別実験で高い精度を得た。また、「攻撃インパクトまでのフレーム数方法 1」の結果から誤差 1 フレーム未満で攻撃インパクトの画像フレームの位置を推論した。このことは、詳細な判定に必要な動作識別に有効な画像フレームを抽出して、図 3 の「基本動作識別システム」から図 3 の「ルールに従った判定システム」へ渡すことができるということであり、「基本動作識別システム」における提案手法の有効性を示した。
- (3) 図 3 の「ルールに従った判定システム」へ出力する図 3 の「基本動作識別システム」のための CNN の必要な精度を得た。試合を模倣した約束組手の実験で、「有効攻撃技または非有効攻撃技」の正解率が 76.6%であり、動作分割に必要な「攻撃技または非攻撃技」の識別実験で 89.3%の精度を得た。まだ十分な精度とはいえないが、本研究の提案手法は、選手や主審の身体による死角の影響を受けないため、人間審判の死角の影響を補うシステムとして評価した場合、良好であるといえる。このことを考慮して実用化へのシステムの間 outputs としては必要な精度が得られたと考えられる。

● 空手組手競技に関する新知見（スポーツ科学に関する成果）

- (1) 判定に疑問を持つ場面とは、副審の有効技の見落としであり、その原因は選手および主審の身体による死角であることを示した。そして、AI の役割はその死角を埋める判定情報を人間審判に知らせることであり、このような人間審判の判定を支援する方法を提案することができた。
- (2) モーションキャプチャーシステムによる人体骨格モデルの関節位置データによる動作識別実験から攻撃動作のどこに動作識別に有効な特徴量をもつ動作があるのか判明し

た。このことから、空手の攻撃技の攻撃インパクトは部位速度が極小値となり、ビデオ画像を用いる提案手法におけるラベリング作業が可能であり、提案手法が導入可能であることを示した。

- (3) ラベリングルールの問題点と実用化のための留意点を示した。
- (4) VR が審判にできる範囲や改善点を示すとともに、提案手法の必要性を示した。

今後の課題として、カウンターや相打ちを判定するために、どちらの選手が速く技を決めたのか時間軸で判断する処理を追加することや、相打ちの際の死角を無くすために、ドライブレコーダーで使用されているような広角レンズのカメラにより、選手の影にならない範囲で、カメラ位置を下げ、もうすこし斜め上から角度をつけて撮影することが考えられる。また、最近、OpenPose を 3D へさらに拡張させる研究がされており、図 3「ルールに従った判定システム」へ体操競技の先行研究のように、このような骨格モデルを適用し、間合いの距離の視覚化、上段、中段などの技の詳細な判定が可能になるようシステムを拡張することが今後の課題である。

謝辞

本論文は、筆者が公立ほこだて未来大学大学院システム情報科学研究科システム情報科学専攻在学中にて執筆したものです。多くの方々のご助言や励ましのおかげで完成することができました。

東京大学教授 兼 公立ほこだて未来大学特任教授 松原仁先生におかれましては、研究を遂行するにあたり、適確な研究の方向性や、多くの有益なご助言をいただきました。また、研究に有益な多くの機会を与えてくださいました。特に企業の方や松原研究室の大学院生、学部生の皆さんとの泊りがけの研究発表会はとても勉強になりました。松原仁先生がご紹介してくださった国際会議への論文投稿では、投稿方法から丁寧にご指導してくださいました。スピーチが思うようにいきませんでした。ロシア、アメリカ、ヨーロッパ等の各国からの研究者とともに口頭発表したことは私の人生で大きな財産となりました。

大学院博士後期課程入学の際、私からの突然の申し出にもかかわらず、指導教授を快く引き受けていただきました。そして先生の大きな人柄の中で安心して研究を進めることができました。そのおかげで、学位論文を作成することができたことに感謝するとともに心からお礼申し上げます。

公立ほこだて未来大学教授 鈴木恵二先生におかれましては、博士後期 3 年のときに松原仁先生が公立ほこだて未来大学から東京大学へ転出されることになり、急きょ指導教授を引き受けていただくこととなりましたが、快諾していただいたことに心から感謝いたします。そして、実験の方向性、取り組み方など私の不足な点をご指導していただきました。実験にて、まだ重要な未測定項目を指摘していただき、それが投稿論文の結果となるなど、多くの有益なご助言とご指導を賜りました。心からお礼申し上げます。

博士後期 3 年のときは、結果的に松原仁先生、鈴木恵二先生のお二人から指導を受けることとなり、私にとってとても幸運でした。

公立ほこだて未来大学教授 三上貞芳先生、同大学教授 長崎健先生におかれましては本博士論文の審査委員を快諾していただき、今後の研究に役立つ多くのご助言をしてくださいました。次に行うべきことが明確となりました。心から感謝いたします。

豊橋技術科学大学教授 栗山繁先生におかれましては、光学式モーションキャプチャーによる測定実験について様々なご指導、ご助言をいただきました。心から感謝いたします。また、当時、同大学助手の向井智彦（現東京都立大学准教授）先生には、光学式モーション

キャプチャーシステム用いた実験システムのアプリケーション作成の際、ライブラリを提供していただきました。心から感謝いたします。また、このときアプリケーションの実装してくれた当時、豊橋技術科学大学4年生の佐藤央君に感謝致します。

(株)HiSC 畑 雅之 様には、AIの実験を行う上で有益な助言を数多くしてくださいました。心からお礼申し上げます。

研究に協力していただきました北海道高等学校体育連盟空手道専門部の教員の方々に心から感謝いたします。

職場の同僚である函館工業高等専門学校教授 後藤等先生、同校准教授 今野慎介先生から励ましのお言葉をいただき、精神的に踏ん張ることができました。心から感謝いたします。

実験に協力していただいた当時、豊橋技術科学大学空手道部小林利彰君、函館工業高等専門学校佐藤研究室卒業研究生であった学生諸君にお礼申し上げます。

博士後期課程への入学は勇気が必要でした。公立はこだて未来大学教務課の皆様には、入学の際、業務を超えた心ある配慮が私の背中を押してくれました。振り返るとこの対応がなければ入学はなかったように思います。心からお礼申し上げます。

公立はこだて未来大学松原研究室秘書 円山寛子さんには、参考文献の入手、実験機材購入、論文投稿手続など研究を遂行する上でお世話になりました。心からお礼申し上げます。

最後に、精神的な支えとなってくれた妻、そしていつも応援してくれた亡き母に感謝致します。

参考文献

- [1] 全日本空手道連盟 (JKF), “プレスの皆さまへ,” 11 2019. [オンライン]. Available: https://www.jkf.ne.jp/wp-content/themes/jkf-tfif-child/document/other/for_media_document.pdf. [アクセス日: 24 10 2020].
- [2] 全日本空手道連盟, 空手競技規定, 全日本空手道連盟, 2019.
- [3] 清水千尋・清田陽司, “スポーツ競技と AI,” 人工知能, 第 34 巻, 第 4, pp. 492-496, 2019.

- [4] 仰木裕嗣, “エビデンス・ベースド・スポーツの時代,” *KEIO SFC JOURNAL*, 第14巻, 第2, p. 24, 2014.
- [5] M. Tra, J. Chen, J. Little, “Classification of Puck Possession Events in Ice Hockey,” *2017 IEEE Conference on CVPRW*, pp. 147-154(online), 2017.
- [6] T. Tsunoda, Y. Komori, M. Matsugu, T. Harada, “Football Action Recognition using Hierarchical LSTM,” *IEEE Conference on CVPRW*, pp. 155-163, 2017.
- [7] I. Mostafa S, S. Muralidharan, D. Zhiwei, V. Arash, G. Mori, “A Hierarchical Deep Temporal Model for Group Activity Recognition,” *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1971-1980, 2016.
- [8] 富森英樹, 村上亮, 佐藤卓也, 佐々木和雄, “3D センシングによる体操採点支援システム,” *日本ロボット学会誌*, 第38巻, 第4, pp. 339-344, 2020.
- [9] フリー百科事典ウィキペディア, “世界空手連名,” 26 11 2020. [オンライン]. Available: <https://ja.wikipedia.org/wiki/世界空手連名>. [アクセス日: 11 12 2020].
- [10] フリー百科事典ウィキペディア, “全日本空手道連盟,” 22 9 2020. [オンライン]. Available: <https://ja.wikipedia.org/wiki/全日本空手道連盟>. [アクセス日: 11 12 2020].
- [11] フリー百科事典ウィキペディア (Wikipedia), “Kinect,” 21 5 2020. [オンライン]. Available: <https://ja.wikipedia.org/wiki/Kinect>. [アクセス日: 10 8 2020].
- [12] L. Miranda, T. Vieira, D. Martínez, T. Lewiner, A. Vieira, M. Campos, “Online gesture recognition from pose kernel learning and decision forests,” *Pattern Recognit. Lett.*, 第39巻, pp. 65-73, 2014.
- [13] T. Arici, S. Celebi, A. Aydin, T. Temiz, “Robust gesture recognition using feature pre-processing and weighted dynamic time warping,” *Multimed. Tools Appl.*, 第72巻, pp. 3045-3062, 2014.
- [14] I. Theodorakopoulos, D. Kastaniotis, G. Economou, S. Fotopoulos, “Pose-based human action recognition via sparse representation in dissimilarity space,” *J. Visual Commun. Image Represent.*, 第25巻, pp. 12-23, 2014.
- [15] T. Hachaj, M. Ogiela, “Rule-based approach to recognizing human body poses and gestures in real time,” *Multimed. Syst.*, 第20巻, pp. 81-99, 2014.
- [16] T. Hachaj, Marek R. Ogiela, Katarzyna Koptyra, “Application of Assistive Computer Vision Methods to Oyama Karate Techniques Recognition,” *Symmetry*, pp. 1670-1698, 2015.
- [17] 田口 康治, 船山 竜士, 松永 昌樹, 曾我 峰樹, “自動運転技術の開発,” *電子情報通信学会通信ソサイエティマガジン*, 第9巻, 第3, pp. 154-159, 2015.

- [18] 藤原英則, 伊藤健一, “ICTによる体操競技の採点支援と3Dセンシング技術の目指す世界,” 雑誌 *FUJITU*, 第69巻, 第2, pp. 70-76, 2018.
- [19] 佐々木和雄, 梶井昇一, 手塚耕一, “アスリートの動きをリアルタイムに数値化する3Dセンシング技術,” 雑誌 *FUJITU*, 第69巻, 第2, pp. 13-20, 2018.
- [20] Optronics Online, “富士通とFIG,体操採点支援システムを実用化へ,” 21 11 2018. [オンライン]. Available: <http://www.optronics-media.com/news/20181121/54177/>. [アクセス日: 10 8 2020].
- [21] A. Karpathy, G. Toderici, S. Shetty, T. Leung, R. Sukthankar, L. Fei-Fei, “Large-scale video classification with convoconvolutional,” *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 第2巻, 2014.
- [22] K. Simonyan, A. Zisserman, “Two-stream convolutional networks for action recognition in videos,” *In Advances in neural information processing systems*, 第2巻, pp. 1-9, 2014.
- [23] J. Yue-Hei Ng, M. Hausknecht, S. Vijayanarasimhan, O. Vinyals, R. Monga, G. Toderici, “Beyond short snippets: Deep networks for video classification,” *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 第3巻, pp. 4694-4702, 2015.
- [24] S. Mora, W. Knottenbelt, “Deep Learning for Domain-Specific Action Recognition in Tennis,” *2017 IEEE Conference on CVPRW*, pp. 170-178(online), 2017.
- [25] 高崎智香子, 竹房あつ子, 中田秀基, 小口正人, “姿勢推定とRNNを用いた動作識別手法の調査,” *2019 Information Processing Society of Japan*, 2019.
- [26] Y. T. H. M. Masato Nakai, “Prediction of Basketball Free Throw Shooting by OpenPose,” *JSAI International Symposium on Artificial Intelligence*, pp. 435-446, 2018.
- [27] 金子和樹, 中村拓馬, 矢入郁子, 平田均, “OpenPoseを用いたサッカー熟練度の分類,” *人工知能学会全国大会論文集第34回全国大会(2020)*, pp. 1-4, 2020.
- [28] 姜文淵, 山本雄平, 田中成典, 中村健二, 田中ちひろ, “OpenPoseによるフィールド全域画像からのサッカー選手の識別に関する基礎的研究,” *第35回フエジシステムシンポジウム講演論文集*, pp. 39-40, 2019.
- [29] 佐藤恵一, 栗山繁, “特徴学習を用いた空手組手の動作識別,” *FIT2011(第10回情報科学技術フォーラム)*, pp. 75-80, 2011.
- [30] 高内健成, 佐藤恵一, “スコアブックのための空手動作の識別,” *電気・情報関係学会北海道支部連合大会講演論文集*, p. 195, 2011.
- [31] 智. 向井, 繁. 栗山, “VAL テニス動作モーションキャプチャデータベース豊橋技術

- 科学大学 情報工学系 画像工学研究室,” 1 10 2009. [オンライン]. Available: <https://galaxy.val.cs.tut.ac.jp/project/tennis/>. [アクセス日: 14 08 2020].
- [32] Chang , L. , “Libsvm:Introduction and benchmarks.Tech.rep.,” Department of Computer Science and Information,Engineering, National Taiwan University, 2000.
- [33] TaesooKwon, Young-Sang Cho, Sang Il Park , Sung Yong Shin, “Two-Character Motion Analysis and Synthesis,” *IEEE TRANSACTIONS ON VISUALIZATION AND COMPUTER GRAPHICS*, 第 14 卷, 第 3, pp. 707-720, 2008.
- [34] Doo Young Kwon ,Markus Gross, “Combining Body Sensors and Visual Sensors for Motion Training,” *the 2005 ACM SIGCHI International Conference on Advances in computer entertainment technology*, 2005.
- [35] 岡谷貴之, 深層学習, 講談社, 2015.
- [36] H. Collins, “You cannot be serious! Public understanding of technology with special reference to “Hawk-Eye” ,” *Public Understanding of Science*,17(3), pp. 283-308, 2008.
- [37] 友. 今井, 彰. 内山, 卓. 馬込 , 輝. 東野, “サッカートラッキングデータを用いた機械学習に基づくプレー認識手法の提案,” *情報処理学会研究報告*, 第 57 卷, 第 47, pp. 1-8, 2018.
- [38] 正. 渡辺, 孝. 恵士, 雄. 大崎 , 実. 田辺, “剣道における審判の位置と有効打突判定,” *武道学研究*, 第 20 卷, 第 2, pp. 121-122, 1987.
- [39] 日刊スポーツ, “ロボット審判、ついに米独立リーグで導入開始,” *朝日新聞デジタル*, 11 7 2019. [オンライン]. Available: <https://www.nikkansports.com/baseball/mlb/news/201907110000225.html>. [アクセス日: 14 7 2020].
- [40] 日本経済新聞, “進む野球の機械判定「印象派」の観点なくす恐れ,” *日本経済新聞*, 12 11 2019. [オンライン]. Available: <https://www.nikkei.com/article/DGXMZO52013710R11C19A1000000/>. [アクセス日: 14 7 2020].
- [41] 石井化成工業株式会社, “武道普及と安全の為、空手マットに新たなテクノロジーを採用,” [オンライン]. Available: <https://www.ishiikasei.co.jp/products/karate-mat/>. [アクセス日: 21 12 2020].

研究業績

学位論文に係る論文リスト

国内査読付き論文

1. 佐藤恵一, 栗山繁(2011)特徴学習を用いた空手組手の動作識別. FIT2011 (第 10 回情報科学技術フォーラム), 75-80.
2. 佐藤恵一, 松原仁, 鈴木恵二(2021) 空手組手競技への AI 導入について: 攻撃動作識別実験からの考察, 日本運動・スポーツの科学, 第 26 巻, 第 2 号, 学会誌掲載予定 (採録済み)

国際会議査読付き論文(口頭発表)

1. Sato, K.; Matsubara, H. and Suzuki, K. (2020). Commonality of Motions Having Effective Features with Respect to Methods for Identifying the Moves Made during Kumite Sparring in Karate. In Proceedings of the 8th International Conference on Sport Sciences Research and Technology Support - Volume 1: icSPORTS, ISBN 978-989-758-481-7, pages 75-82. DOI: 10.5220/0010132400750082

図目次

図 1 VR のカメラと映像画面.....	11
図 2 深層学習によりプレー認識.....	13
図 3 試合の動作を識別する先行研究のシステム構成.....	14
図 4 Kinect センサー.....	16
図 5 体操競技用 LIDAR.....	18
図 6 OpenPose の骨格モデル.....	20
図 7 マーカーの装着位置.....	23
図 8 作成される骨格構造.....	24
図 9 上級者左手速度グラフ (a).....	26
図 10 上級者左手速度グラフ (b).....	26
図 11 下肢の特徴量抽出.....	28
図 12 姿勢データの標本化フレーム.....	29
図 13 特徴量算出で用いられる座標系.....	29
図 14 SVM の推論状況を確認するビューワー.....	30
図 15 上級者左手 f 値.....	31
図 16 上級者右手 f 値.....	31
図 17 上級者左足 f 値.....	31

図 18	上級者右足 f 値.....	32
図 19	動作状況を記録するベースラベル.....	35
図 20	ベースラベルを CNN が学習するラベルへ編集.....	35
図 21	実験システム構成.....	36
図 22	実験で使用したニューラルネットネットワークの構造.....	37
図 23	試合を模倣した約束組手を頭上から撮影.....	42
図 24	境界値ラベル値と画像毎ラベル値正解率(攻撃技か否か).....	45
図 25	境界値ラベル値と画像毎ラベル値正解率(有効な攻撃技か否か).....	46
図 26	実験 1.8 学習の様子.....	46
図 27	実験 1.10 学習の様子.....	47
図 28	実験 1.11 熟練者と初級者の比較 (攻撃技か、否かを識別する).....	48
図 29	実験 1.12 熟練者と初級者の比較 (攻撃技か、否かを部位ごとに識別する).....	50
図 30	ビューワーによる推論状況の観察.....	52
図 31	試合を模倣した約束組手学習の様子(実験 2.4-2.6).....	53
図 32	組手競技コート図と副審の位置.....	56
図 33	空手組手競技おける副審の死角.....	57
図 34	実験 2.1-2.3 の混同行列の例.....	59
図 35	非有効攻撃技・有効攻撃技の再現率と適合率 (技単位の推論).....	64
図 36	副審の死角.....	66
図 37	青左手上段突き(判定困難動作 1/2).....	67
図 38	赤左足上段掛け蹴り (判定困難動作 2/2).....	67
図 39	「攻撃技でない」と推論した例 1.....	72
図 40	「攻撃技でない」と推論した例 2.....	72
図 41	「攻撃技である」と推論した例.....	73
図 42	突き動作 1 (攻撃技・始まり).....	74
図 43	突き動作 2(前半・部位速度極大).....	75
図 44	突き動作 3 (攻撃インパクト・部位速度極小).....	75
図 45	突き動作 4(後半・部位速度極大).....	76
図 46	突き動作 5 (攻撃技・終わり).....	76
図 47	蹴り動作 1(攻撃技・始まり).....	77
図 48	蹴り動作 2(前半・部位速度極大).....	77
図 49	蹴り動作 3(攻撃インパクト・部位速度極小).....	78
図 50	蹴り動作 4(後半・部位速度極大).....	78
図 51	蹴り動作 5(攻撃技・終わり).....	79
図 52	VR の配置(一つのタタミで行われる場合).....	80
図 53	VR の配置(2 つ以上のタタミで行う場合).....	80

図 54	世界空手連盟 (WKF)公認マット.....	82
図 55	全日本空手道連盟 (JKF)公認マット.....	83

表目次

表 1	実験で使用した動作数.....	30
表 2	インパクト幅に対する画像毎ラベル値正解率.....	43
表 3	突きの約束組手動作識別実験結果.....	45
表 4	実験 1.11 熟練者と初級者の比較 (攻撃技か、否かを識別する)	48
表 5	実験 1.12 熟練者と初級者の比較 (攻撃技か、否かを部位ごとに識別する) ..	49
表 6	試合を模倣した約束組手動作識別実験結果	52
表 7	実験 2.1-2.3 混同行列の評価指標による識別器の評価	62
表 8	実験 2.4-2.6 混同行列の評価指標による識別器の評価	63
表 9	交差検定の実験結果から再現率と適合率の差が顕著であったラウンド	64
表 10	動作内容に適合でないラベル値設定ルール	71
表 11	突きのみの約束組手動作測定内容	93
表 12	試合を模倣した約束組手測定内容.....	97

添付資料

表 11 突きのみの約束組手動作測定内容

空手動作測定							
日時 H30.10.23		場 所	情報基礎実験 室				
動画番 号	技	回 数	赤 青	接 触	立 ち 位 置		備 考
					北	南	
1	左顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	(1)その場でステップを踏んで、突くこと。少しでも立ち位置を変える。
2	左顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	
3	左顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	
4	左顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	(2)「突きをよける」ときは1, 2, 3と声をかけてよけ
5	左顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	
6	左顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	

7	左顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	る。 (3)突きは、連続で突かない。 1回ごとに間を置く。 赤：S 青：F 左カメラ：R 右カメラ：K カウンターとリモコン：Y
8	左顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	
9	左顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	
10	左顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	
11	右顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	
12	右顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	
13	右顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	
14	右顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	
15	右顔面突き	20	赤	タッチ	赤	青	
16	右顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	
17	右顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	
18	右顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	
19	右顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	
20	右顔面突き	20	青	タッチ	赤	青	
21	左顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
22	左顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
23	左顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
24	左顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
25	左顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
26	左顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	
27	左顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	
28	左顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	
29	左顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	
30	左顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	
31	右顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
32	右顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
33	右顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
34	右顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
35	右顔面突き	20	赤	タッチ	青	赤	
36	右顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	
37	右顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	
38	右顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	
39	右顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	

40	右顔面突き	20	青	タッチ	青	赤	
41	左顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
42	左顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
43	左顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
44	左顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
45	左顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
46	左顔面突き	20	青	よける	赤	青	
47	左顔面突き	20	青	よける	赤	青	
48	左顔面突き	20	青	よける	赤	青	
49	左顔面突き	20	青	よける	赤	青	
50	左顔面突き	20	青	よける	赤	青	
51	右顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
52	右顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
53	右顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
54	右顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
55	右顔面突き	20	赤	よける	赤	青	
56	右顔面突き	20	青	よける	赤	青	
57	右顔面突き	20	青	よける	赤	青	
58	右顔面突き	20	青	よける	赤	青	
59	右顔面突き	20	青	よける	赤	青	
60	右顔面突き	20	青	よける	赤	青	
61	左顔面突き	20	赤	よける	青	赤	
62	左顔面突き	20	赤	よける	青	赤	
63	左顔面突き	20	赤	よける	青	赤	
64	左顔面突き	20	赤	よける	青	赤	
65	左顔面突き	20	赤	よける	青	赤	
66	左顔面突き	20	青	よける	青	赤	
67	左顔面突き	20	青	よける	青	赤	
68	左顔面突き	20	青	よける	青	赤	
69	左顔面突き	20	青	よける	青	赤	
70	左顔面突き	20	青	よける	青	赤	
71	右顔面突き	20	赤	よける	青	赤	

72	右顔面突き	20	赤	よける	青	赤	
73	右顔面突き	20	赤	よける	青	赤	
74	右顔面突き	20	赤	よける	青	赤	
75	右顔面突き	20	赤	よける	青	赤	
76	右顔面突き	20	青	よける	青	赤	
77	右顔面突き	20	青	よける	青	赤	
78	右顔面突き	20	青	よける	青	赤	
79	右顔面突き	20	青	よける	青	赤	
80	右顔面突き	20	青	よける	青	赤	

R1年8月3日空手動作測定 第2体育館 被験者の集合9:30、10時撮影開始

実施者6名 A-F

表 12 試合を模倣した約束組手測定内容

番号	技	スキンタッチ・ノンタッチ	攻撃者	赤の被験者	青の被験者	攻撃回数	備考
1	左右突き	スキンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを20回、必ず左→右
	左右突き	スキンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを20回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを20回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを20回、必ず左→右
2	左右突き	スキンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを20回、必ず左→右
	左右突き	スキンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを20回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを20回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを20回、必ず左→右
3	左右突き	スキンタッチ	赤	E	F	40	ワンツートを20回、必ず左→右
	左右突き	スキンタッチ	青	E	F	40	ワンツートを20回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	赤	E	F	40	ワンツートを20回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	青	E	F	40	ワンツートを20回、必ず左→右
10分休憩							
4	左右突き	スキンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを20回、必ず左→右

	左右突き	スキンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
5	左右突き	スキンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	スキンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
6	左右突き	スキンタッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	スキンタッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
昼休み 60 分							
7	左右突き	スキンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	スキンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
8	左右突き	スキンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	スキンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右

	左右蹴り	スキントッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキントッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
9	左右突き	スキントッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	スキントッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキントッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキントッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
10 分休憩							
10	左右突き	スキントッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	スキントッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキントッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	スキントッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
11	左右突き	ノントッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノントッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノントッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノントッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
12	左右突き	ノントッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノントッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノントッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右

	左右蹴り	ノンタッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
10 分休憩							
13	左右突き	ノンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
14	左右突き	ノンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
15	左右突き	ノンタッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノンタッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
10 分休憩							
16	左右突き	ノンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右

							ず左→右
17	左右突き	ノンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
18	左右突き	ノンタッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノンタッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	赤	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	青	E	F	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
10 分休憩							
19	左右突き	ノンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	赤	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	青	A	B	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
20	左右突き	ノンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右突き	ノンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	赤	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右
	左右蹴り	ノンタッチ	青	C	D	40	ワンツートを 20 回、必ず左→右