

IMUを用いた剣道の素振り稽古における 打突動作区間の検出手法

鳥越 庸平¹ 中村 優吾^{1,3} 藤本 まなと¹ 荒川 豊^{2,4} 安本 慶一¹

概要：スポーツ分野において、競技者のトレーニングプロセスの強化やパフォーマンスの向上に情報通信技術（ICT）が用いられる機会が増加している。特に、慣性計測装置（IMU: Inertial Measurement Unit）を搭載したスマートフォンやスマートウォッチの普及に伴い、IMU から得られたデータを解析することは、これまで注目されていなかった様々なスポーツのパフォーマンス分析において大きな可能性を秘めている。本稿では、日本の伝統的な競技として認知されている剣道に着目し、IMU を用いて取得された、連続して行われた複数回の素振りの時系列データから、打突動作区間を検出する手法を提案する。具体的には、14名の被験者（剣道経験者：7名、未経験者：7名）を対象に、右手首、腰、竹刀鐔、竹刀先革の4箇所に取り付けられたMEMS センサ上のIMU から時系列センサデータを取得し、あらかじめセグメント化された教師データと時系列データのスライディングウィンドウのDynamic Time Warping(DTW) 距離を算出することで打突動作区間を検出する。その結果、右手首に装着されたIMU より得られた時系列データからF 値：0.944 の検出精度で打突動作を検出できることを確認した。他の部位にIMU を装着した場合でもF 値：0.9 を超える結果を得た。また、剣道経験の有無に着目すると、IMU を竹刀に装着した際に未経験者の検出精度が低下したことから、DTW 距離データが打突動作の評価の一要因となる可能性を示した。

1. はじめに

2020 年に開催される東京オリンピック・パラリンピックに向けて、世界的にスポーツ分野における情報通信技術（ICT）の活用が積極的に推進されている。ICT の活用によって、競技者や指導者が定量的な数値データに基づき、試合内容や練習中のパフォーマンスを詳細に分析可能となり、競技者のトレーニングプロセスの強化や、試合における戦術パターンの増加及びパフォーマンスの向上が期待されている [1]。例えば、サッカーでは、2015 年に国際サッカー連盟（FIFA）が、公式戦においてGPS（Global Positioning System）などの計測デバイスを選手に装着することを許可するなど、様々なスポーツ競技において多くのプロチームが練習中または試合中の選手の活動量や戦術通りのプレーが出来ているかといったパフォーマンスデータの分析にICT を取り入れている [2]。

スポーツ分野におけるICT の活用は、これまでプロの競技者に限られていたが、近年では多くのセンサを搭載し

たスマートフォン及びスマートウォッチの普及および分析ソフトのユーザビリティの向上などにより、アマチュアの競技者や一般ユーザでも容易に導入可能となった。各種センサの中でも特に、3 軸加速度センサ及び3 軸ジャイロセンサを備えた慣性計測装置（IMU : Inertial Measurement Unit）は、屋内外を問わず競技者の動作情報を高精度に取得可能であることから、今後、今まで注目されていなかった競技にも展開されることが見込まれる [3]。

実際にバスケットボールやクライミングでは、リストバンド型のIMU を競技者の手首に装着し、競技中の動作を分析することで、シュート動作の認識やクライミングルートを選定する研究が取り組まれている [4], [5]。

我々も、これまで超小型マルチセンサボードであるSenStick[6] 上のIMU を活用し、自重トレーニングを対象とした行動認識および運動サポートの研究を行ってきた [7]。その結果、IMU を手首と腰に装着すれば、高精度に種々の自重トレーニングを認識できると確認できた。

しかし、様々なスポーツ競技の中でも特に、日本の伝統的なスポーツ競技の一つとして知られている剣道の分野では、RGB-D カメラや特別なセンサを用いた、競技者間のデータの違いに関する議論のみしか行われていない [8], [9]。

剣道とは、防具を身に付けて相対した競技者が、竹刀で定められた部位を打突し合い、勝敗を競う格技の一種であ

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
² 九州大学, Kyushu University
³ 日本学術振興会特別研究員
JSPS Research Fellowships for Young Scientists
⁴ JST さきがけ, JST Presto

る。対戦相手の「面」,「突き」,「胴」,「小手」の4つの部位を打突し,審判によって有効打突であると認められた場合にはポイントを獲得できる。しかし,有効打突として審判に認められるためには複数の条件が存在し,特に重要とされている条件が「正しい打突動作で打突しなければならない」ということである。したがって,剣道の技術上達には正しい打突動作の習得が必要不可欠である。この正しい打突動作を習得するための稽古として,初級者から熟練者までが必ず行う,最も象徴的な稽古方法が「素振り」である。素振りは正しい打突動作の感覚を身体に染み込ませる効果があり,自分ひとりの感覚で行うのではなく,指導者や熟練者に意見を求め,客観的な情報を基に補正していくことが好ましい。しかし,実際の稽古では,少数の指導者が大勢の競技者を指導することから,各競技者が打突動作ごとに十分な指導を受けることが難しい。これは,練習効率及びモチベーションの低下や,間違ったフォームで素振りを行うことによる怪我を引き起こす可能性がある。

これらの問題を解決するため,本研究の最終目標として,着脱可能なIMUを用いて剣道練習の効率及びパフォーマンスを向上させることで,競技者が単独でも効果的な稽古を可能とする剣道上達支援システムの実現を目指す。

この支援システムは,競技者が身体や竹刀にIMUを装着し,素振りによる打突動作を行うことを想定しており,(1)得られたデータから打突動作区間を検出するステップ,(2)打突動作の認識を行うステップ,(3)認識された打突動作を評価・フィードバックするステップの3ステップで構成される。先行研究[10]では,(2)に該当する打突動作の認識を行い,面,突き,胴,小手の4種類の打突動作認識では,個人依存の学習では右手首のIMUのデータのみでF値:90.0%の精度で分類することに成功した。さらに個人非依存の学習でもセンサ位置の組み合わせによりF値:77.5%の精度を達成でき,打突動作の認識は可能であることを示した。一方で,先行研究では各打突動作に対して,手作業でラベル付け及び切り出しを行ったため,打突動作の検出は行っていない。

本稿では,複数回の素振りによる打突動作が記録された時系列データから,打突動作区間の検出を行う。具体的には,14名の被験者(剣道経験者:7名,未経験者:7名)を対象に,右手首,腰,竹刀鐔,竹刀先革の4箇所に取り付けられたSenStick上のIMUから時系列センサデータを取得し,あらかじめセグメント化された教師データと時系列データのスライディングウィンドウのDynamic Time Warping(DTW)距離を算出することで打突動作区間を検出する。その結果,右手首に装着されたIMUより得られた時系列データからF値:0.944の検出精度で打突動作を検出できることを確認した。他の部位にIMUを装着した場合でもF値:0.9を超える結果を得た。また,剣道経験の有無に着目すると,IMUを竹刀に装着した際に未経験者

の検出精度が低下したことから,DTW距離データが打突動作の評価に応用できる可能性を示した。

本稿の構成は以下の通りである。第2章でICTを活用したパフォーマンス分析及び,スポーツ支援に関する関連研究について述べる。第3章で提案する剣道上達支援システムの全体像について述べ,第4章でIMUを用いた打突動作検出手法を述べる。第5章で評価実験について述べ,最後に第6章で本稿の結論および今後の課題について述べる。

2. 関連研究

本章では,ICTを活用したパフォーマンス分析及び,スポーツ支援に関する関連研究について述べる。ICTを活用したスポーツ中の動作解析やモニタリング手法は,スポーツバイオメカニクスに対して大きな貢献が期待される[1]。既存研究において,様々なスポーツ競技に対するアプローチが提案されており,これらの多くは(1)カメラによってスポーツ中のモーションを撮影した映像を分析する手法,(2)GPSに代表されるGNSS(Global Navigation Satellite System)デバイスを競技者の身体に装着することでトラッキングし,プレー内容を分析する手法,(3)IMUを身体,または競技用具に装着し,取得されるセンサデータを分析する手法の3つに分けられる。以下の節では,各手法について述べる。

2.1 カメラベース

カメラを用いる分析手法は,身体に何も装着する必要がないため,競技者は違和感を感じることなく計測できる。また,モーショントラッキングによるスポーツ分析は最も頻繁に使用される手法の1つである。さらに,高速運動を伴うスポーツ競技の動作計測への利用が試みられている光学式モーションキャプチャシステム[11]やデジタルビデオカメラを用いたDLT(Direct Linear Transformation Method)法[12]なども存在し,これらのモーションキャプチャシステムはより正確な測定を必要とするアプリケーションで頻繁に使用されている。その反面,複数のカメラを利用する場合システムが大規模かつ高コストとなり,1台のカメラのみの場合,計測範囲も限定され,死角などの詳細な部分は計測できない問題がある。

2.2 GNSS ベース

GNSSを用いる分析手法は,競技者の身体にデバイスを装着する必要があるものの,屋外の広いフィールドで競技が行われるアメリカンフットボール[13]やサッカー[14]などで注目される手法である。Catapult社のPLAYERTEK[15]では,試合中の競技者をトラッキングすることで得られたデータから,各競技者の走行距離やプレーエリア,フォーメーションの正確さを分析し,戦術に役立てることが可能である。その反面,トラッキングは屋外に限られ,屋内で

行われる競技では著しく精度が低下するといった問題が存在する。

2.3 IMU ベース

IMU を用いる分析手法は、競技者の身体や競技用具に IMU を装着して競技中の動作を計測、分析する。屋内外問わずに計測可能であり、得られたデータから、競技者の動作を認識及び評価を行うことで、トレーニングプロセスを効率化する研究が多く行われている。SONY 社のスマートテニスセンサー [16] は、センサデバイスをラケット装着することでラケットでのヒッティングポイントや、ショットの種類、ボールの回転や速度、スイング速度などを測定し、課題の発見に繋げることが可能である。

IMU は、我々が対象とする剣道においても活用されている。James ら [17] は、先端に加速度センサが搭載された木刀を用いて、剣道の最も基本的な打突動作である正面を行ったときの木刀の打突動作特性を解析した。その結果、初級者と熟練者との間でスイングの特性が異なることを定量的に評価可能であると報告している。しかし、この研究で計測されたのは正面だけであり、その他の打突動作の評価は行われていない。

3. 剣道上達支援システム

本章では、競技者が単独でも効果的な稽古を可能とする我々の剣道上達支援システムについて説明する。本支援システムでは、IMU を用いて得られたデータから素振り中の打突動作の分析を行う。この理由として、三つの理由が挙げられる。まず、競技者が単独で利用することを想定しており、ビデオカメラやスマートフォンのカメラを用いる手法ではカメラの設置や画角の調整といった手間が生じるため、導入は容易ではない。次に、剣道は屋内で行われる競技であり、素振りであっても、GPS など GNSS を用いる手法は現実的ではない。そして最後に、近年のウェアラブルコンピューティングの発展により、腕時計型やメガネ型、ベルト型など様々なウェアラブルセンサが登場しており、その多くに IMU が搭載されていることから、今後、支援システムの更なる拡張が期待できると考える。

我々は本研究の最終目標として、IMU を剣道競技者の身体及び竹刀に装着し、競技者の素振り中の打突動作を検出し、そこから打突部位を認識、さらに評価・フィードバックを行うことで、競技者の打突動作を、より正しい打突動作へ改善する剣道上達支援システムの実現を目指している。

図 1 に示すように、本支援システムは、(1) 得られたデータから打突動作区間を検出するステップ、(2) 打突動作の認識を行うステップ、(3) 認識された打突動作を評価・フィードバックするステップの三つのステップで構成される。

先行研究 [10] において、(2) に該当する打突動作の認識を行った。被験者 6 名（経験者：2 名、未経験者：4 名）か

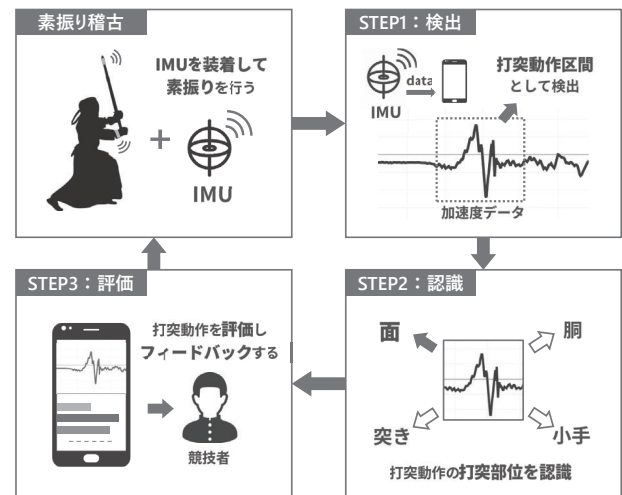


図 1 剣道上達支援システム

ら、面、突き、胴、小手の4種類の打突動作のセンサデータを取得し、同時に撮影された映像に基づいて手作業でセグメント化およびラベル付けを行った結果、機械学習アルゴリズムとして Random Forest を用いた際に、個人依存の学習では右手首のIMUのデータのみでF値：90.0%、個人非依存の学習ではF値：65.3%という結果を得た。一方で、先行研究では各打突動作に対して、手作業でラベル付け及びセグメント化を行ったため、打突動作の検出は行っていない。本稿では、剣道上達支援システムの実現に向けて、素振り中における打突動作区間の検出手法を提案する。

4. 打突動作の検出

本章では、IMU より得られた時系列センサデータから打突動作区間を検出する手法について述べる。

4.1 対象とする打突動作

図 2 に示すように、本研究において検出対象とする打突動作は以下の5種類である。なお、本研究の対象は素振りによる打突動作であり、防具に対しての打突は行わない。

●面（正面、右面、左面）

竹刀で頭部を打つ打突のことで、最も基本的な打突動作である。基本は頭部上方を打つ正面打ちが用いられるが、面の側面左右45°を打つ左右面も存在する。

●胴（右胴）

相手の胴の部分の打つ打突動作である。原則右胴が主流であるため、左胴は対象外とした。

●小手（右小手）

小手は相手の手首を竹刀で打つ打突動作である。原則右小手が主流であるため、左小手は対象外とした。

先行研究 [10] では、突きも対象として含めていたが、初級者が試合において突きを打突することは稀であるため、本研究では対象外とした。「正面」「右胴」「右小手」の打突動

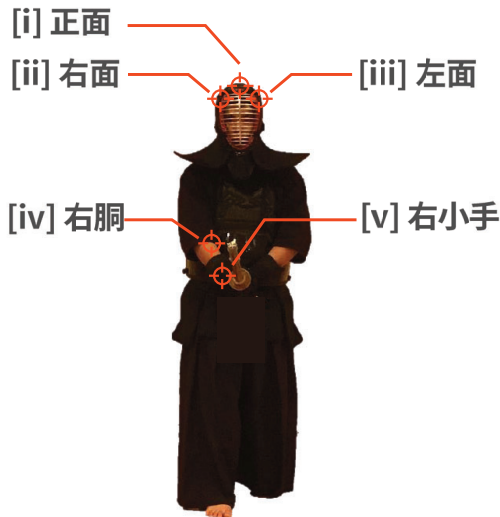


図 2 検出対象とする打突動作による打突部位

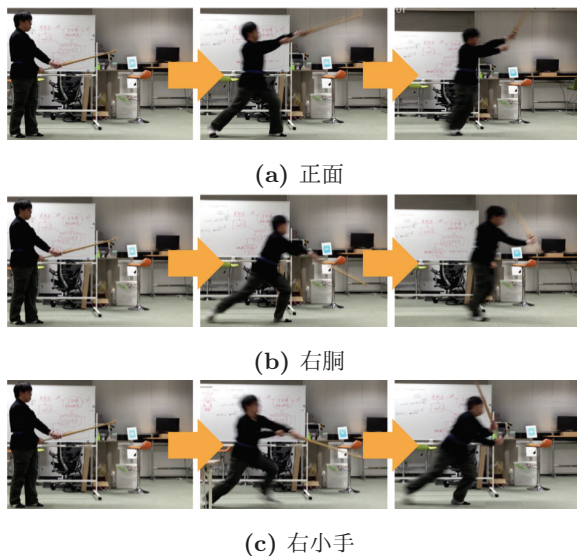


図 3 各打突動作の様子

作の様子は図 3 に示す通りである。

4.2 使用センサデバイスと装着位置

本研究では、我々が開発した SenStick[6] (図 4) を打突動作を取得するためのセンサデバイスとして使用する。SenStick には、8 種類の MEMS センサ (加速度, ジャイロスコプ, 磁気, 温度, 湿度, 圧力, 照度, UV) が装備されており, 最大 100Hz でタイムスタンプと共に記録できる。また, Bluetooth Low Energy (BLE) によってデータを収集することも可能である。我々は SenStick に搭載されている加速度センサ, ジャイロスコプの 6 軸センサを使用して打突動作を検出する。打突動作時は高速運動であり, その動きを正確に測定する必要があるため, 6 軸センサのサンプリング周波数を最大値の 100Hz に設定する。なお, 本稿では, SenStick の装着位置として図 5 に示すように, 競技者の装着時の負担及び打突動作への影響が少な

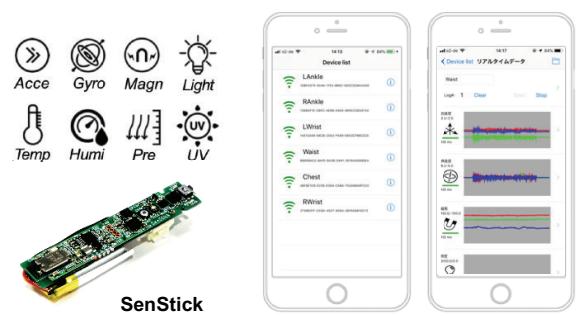


図 4 SenStick

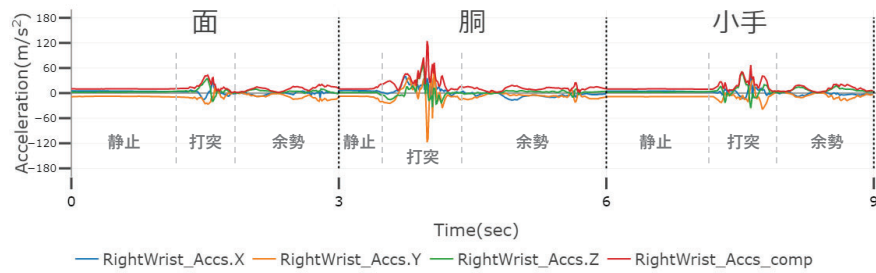


図 5 SenStick の装着位置

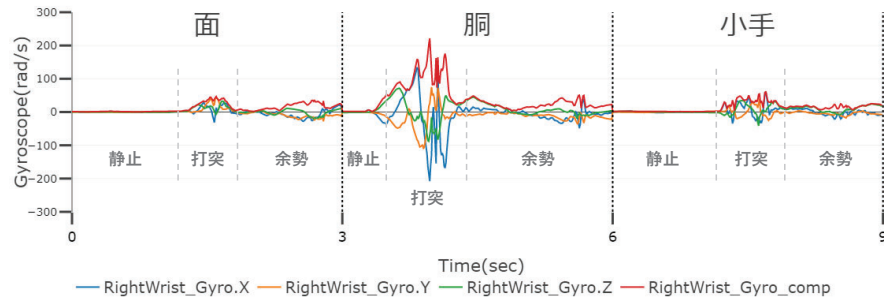
いと考えられる (1) 右手首, (2) 腰とする。これらに加えて, (3) 竹刀鐔と (4) 竹刀先革にも装着する。一例として, 図 6 に SenStick によって計測された右手首における加速度データとジャイロデータの波形を示す。各色の波形は, それぞれのセンサの X, Y, Z 軸および合成値の加速度と角加速度の値を示している。図 6 では静止, 打突, 打突後の余勢の 3 つの状態が確認でき, 各打突動作時に生成される信号パターンを計測できている。

4.3 DTW による打突動作検出

あらかじめセグメント化された教師データと IMU から取得された 3 軸加速度データを比較し, Dynamic Time Warping (DTW) 距離 [18] を計算することで打突動作区間を検出を行う。ここで DTW とは 2 つの時系列データの類似度 (距離) を算出する手法である。長さ n の時系列データを $T_1 = (t_1^1, t_1^2, \dots, t_1^n)$ と長さ m の時系列データを $T_2 = (t_2^1, t_2^2, \dots, t_2^m)$ を考えるとき, これらの DTW 距離 $D(T_1, T_2)$ は次のように定義される。



(a) 加速度データ



(b) ジャイロデータ

図 6 右手首に装着した IMU のデータ波形

$$D(T_1, T_2) = d(n, m) \quad (1)$$

$$d(i, j) = |t_i^1 - t_j^2| + \min \begin{cases} d(i, j-1) \\ d(i-1, j) \\ d(i-1, j-1) \end{cases} \quad (2)$$

$$d(0, 0) = 0, d(i, 0) = d(0, j) = \infty \quad (3)$$

$$(i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m)$$

DTW は、経験年数や性別などにより、競技者によって打突動作の長さや部分的な速度が異なっている場合でも 2 つの時系列データ間の距離を算出することができるため、打突動作の検出に適していると考えられる。

本稿で提案する手法では、IMU から 100Hz のサンプリング周波数で取得された 3 軸の合成加速度の時系列データをウィンドウ幅 w 、スライド幅 s のスライディングウィンドウで部分時系列データに分割する。あらかじめセグメント化された長さ m の同種類の打突動作を教師データとし、各部分時系列データとの DTW 距離を算出することで、時系列データ全体に対する類似度の推移が取得できる。ここで、合成加速度については、式 (4) を用いて計算している。また、事前調査において各打突動作の特徴を表すのに十分な時間が 3 秒であることが確認できたため、本稿では分割された部分時系列データ及び教師データのサンプル数は $w = m = 300$ と設定した。

$$composite = \sqrt{(x^2 + y^2 + z^2)} \quad (4)$$

図 7 の線グラフは、連続して行われた 10 回の正面の打突動作を含む合成加速度の時系列データと、その 1 回目の打突動作の合成加速度データの DTW 距離の推移を示し、着色された領域は実際に打突動作を含む範囲を示す。縦軸は DTW 距離の値を示し、値が小さいほど教師データと部分時系列データの類似度が高いことを意味する。横軸は DTW 距離の算出に用いられた部分時系列データが何番目の部分時系列データであるかを意味する。なお、被験者によって 10 回の打突動作に要した時間が異なるため、横軸の最大値は被験者によって異なる。この打突動作のデータは剣道経験者から取得されたもので、実際の打突動作区間に重なるように 10 個の DTW 距離のピークが明確に確認できる。この DTW 距離に対してピーク点を検出し、ピーク点のときに用いられた部分時系列データを打突動作区間とみなして検出する。

5. 評価実験

提案手法による打突動作区間の検出精度を検証するために、「正面」「右面」「左面」「右胴」「右小手」の 5 種類の打突動作を行った際の、右手首、腰、竹刀鐔、竹刀先革に装着された SenStick 上の IMU から収集された時系列センサデータに対して提案手法を適用し、打突動作の適合率、再現率および F 値を算出した。ここで、検出された打突動作区間が、手動で打突動作としてセグメント化した区間を 2 割以上含むとき、正しく検出されているとした。また、適合率、再現率及び F 値は式 (5)-(7) に基づいて算出された。

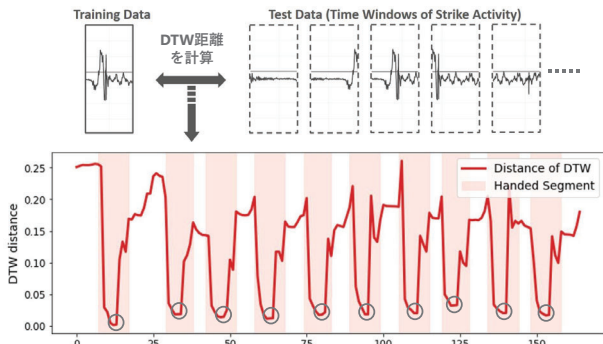


図 7 正面の教師データと 10 回の打突動作を含む時系列データ間の DTW 距離の推移と得られるピーク点

表 1 被験者データ

被験者	年齢	性別	経験年数 (年)	段級位
A	17	男	3	初段
B	17	男	5	二段
C	17	男	0	無し
D	15	男	8	二段
E	15	男	4	初段
F	16	男	3	初段
G	15	男	3	一級
H	13	男	0	無し
I	24	男	0	無し
J	23	男	0	無し
K	23	男	2	不明
L	23	男	0	無し
M	23	女	0	無し
N	23	男	0	無し

$$\text{適合率} = \frac{\text{正しく検出された打突動作の回数}}{\text{検出された打突動作の回数}} \quad (5)$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{正しく検出された打突動作の回数}}{\text{実際に打突動作を行った回数}} \quad (6)$$

$$\text{F 値} = \frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}} \quad (7)$$

本章では評価実験の概要と、得られた結果に基づいた、IMU の装着位置及び経験の有無による DTW を用いた打突動作区間の検出精度の評価結果について述べる。

5.1 実験準備

評価実験は 13～24 歳の剣道経験者 7 名、未経験者 7 名の 14 名の被験者 (表 1) によって行われた。被験者の右手首、腰、竹刀鍔、竹刀先革には IMU が装着され、サンプリング周波数 100Hz で素振りによる 5 種類の打突動作 (正面、右面、左面、右胴、右小手) の 6 軸加速度・ジャイロデータが記録された。被験者が剣道未経験者である場合、経験者による軽い指導を行った後に打突動作の計測が行われた。打突動作の前には 5 秒程度の静止状態をとり、各打突動作に対して素振りを 10 回ずつ行った。結果として合

計 700 回の打突動作を記録した。センサデータには、各被験者の実験開始時点から終了時点までのすべての動作がタイムスタンプと共に記録されており、オフラインで解析された。すべての打突動作はセンサデータと共に映像としても記録されており、各打突動作は映像とタイムスタンプに基づいて手作業でセグメント化された。

本研究では、10 回ずつ行った各打突動作のうち、セグメント化された各 1 回目の打突動作を教師データとして用い、2～9 回目の打突動作を含む時系列データを分割した各部分時系列データとの DTW 距離を算出した。時系列データはスライド幅 $s = 50$ のスライディングウィンドウで分割を行っている。

5.2 実験結果

表 2 に打突動作の検出精度の結果を示す。

5.2.1 装着位置による検出結果

本項では IMU の装着位置による検出精度について比較する。表 2 において最も検出精度が高いものは、IMU を腰に装着した場合であり、F 値 : 0.946 を達成した。続いて右手首に装着した場合で、F 値 : 0.944 という結果となった。対照的に、最も検出精度が低いものは、IMU を竹刀鍔に装着した場合で、F 値 : 0.908 であった。理由として、10 回の打突動作において、他の装着位置を比較して腰は動きが大きく変動することはないため、すべての打突動作において一定に近い波形が得られたと考える。一方で竹刀鍔は動きが大きく変動する部位であることから、検出精度が低下したと考える。打突動作の種類に注目すると、全体的に右胴で精度が低下していることが確認でき、右胴の打突動作を不得意とする競技者が多数存在することが推察される。

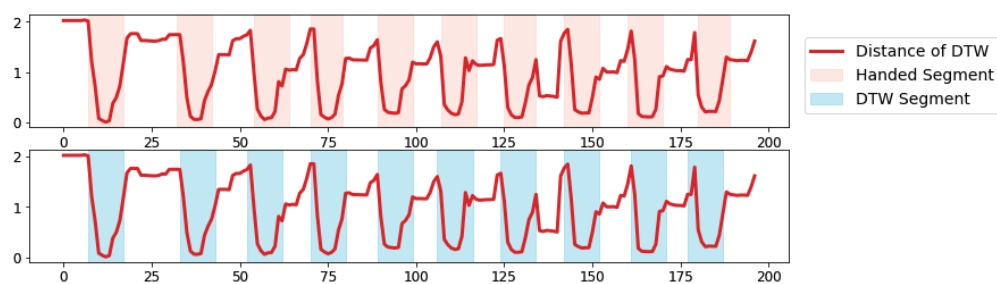
5.2.2 剣道経験による検出結果

本項では、競技者の剣道経験の有無による検出結果を比較する。表 2 より、経験者の打突検出で最も精度が高いものは、IMU を竹刀先革に装着した場合であり、F 値 : 0.995 であった。続いて、竹刀鍔、腰、右手首の順となり、すべて F 値 : 0.95 を超えていることが確認できた。未経験者の場合、最も検出精度が高いものは IMU を右手首に装着した場合で、F 値 : 0.934 であった。続いて、腰、竹刀鍔、竹刀先革の順となり、経験者と逆順となった。竹刀先革においては、経験者と未経験者の間に F 値で 0.153 の検出精度の開きがあった。図 8 に示すのは、経験者及び未経験者の面の打突動作に対する検出結果の一例である。手作業でセグメント化を行った打突動作 (上) と提案手法である DTW によって検出された打突動作 (下) を示している。図 8 (a) と 8 (b) を比較すると、経験者の DTW 距離波形は 10 個の波形のピークが明確である一方で、未経験者の波形は歪な波形となっていることが確認できる。これは経験者は 10 回の打突動作が一定に近い動作で行えているが、未経験者は打突動作ごとに異なった動作を行っていることを示す。

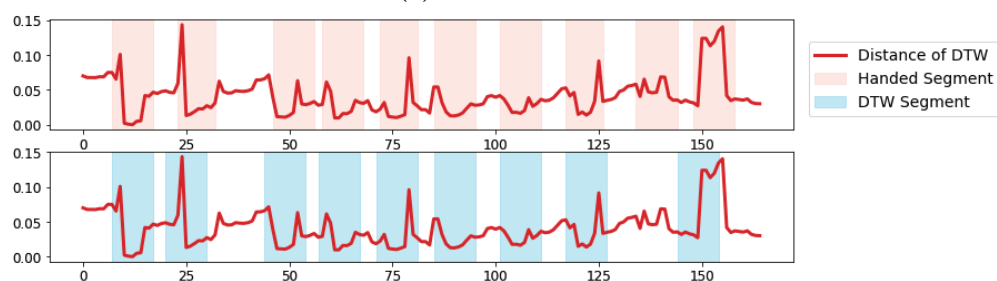
表 2 DTW を用いた打突動作の検出結果

装着位置	右手首					腰				
	全体			経験者	未経験者	全体			経験者	未経験者
	適合率	再現率	F 値	F 値		適合率	再現率	F 値	F 値	
正面	0.943	0.937	0.939	0.894	0.984	0.951	0.960	0.954	0.984	0.924
右面	0.953	0.984	0.967	0.977	0.957	0.970	0.952	0.958	0.959	0.957
左面	0.966	0.946	0.956	0.984	0.927	0.969	0.961	0.964	0.977	0.952
右胴	0.887	0.903	0.893	0.930	0.856	0.928	0.968	0.947	0.923	0.971
右小手	0.985	0.948	0.964	0.983	0.945	0.930	0.894	0.908	0.984	0.832
平均	0.947	0.943	0.944	0.954	0.934	0.950	0.947	0.946	0.965	0.927

装着位置	竹刀鐔					竹刀先革				
	全体			経験者	未経験者	全体			経験者	未経験者
	適合率	再現率	F 値	F 値		適合率	再現率	F 値	F 値	
正面	0.927	0.937	0.931	1.000	0.862	0.893	0.889	0.888	0.992	0.784
右面	0.924	0.937	0.930	0.985	0.875	0.898	0.913	0.904	1.000	0.808
左面	0.887	0.882	0.884	0.887	0.881	0.956	0.940	0.947	1.000	0.894
右胴	0.854	0.895	0.872	0.971	0.774	0.875	0.905	0.887	0.985	0.788
右小手	0.930	0.921	0.925	1.000	0.850	0.975	0.961	0.968	1.000	0.936
平均	0.905	0.914	0.908	0.969	0.848	0.919	0.921	0.919	0.995	0.842



(a) 経験者の検出結果



(b) 未経験者の検出結果

図 8 DTW を用いた打突動作の検出結果

6. 結論

本稿では、日本の伝統的なスポーツ競技の一つである剣道に着目し、スマートウォッチなどに搭載されている IMU を用いて、素振り中における競技者の打突動作を検出する手法を新たに提案した。提案手法の有効性を示すため、剣道経験者、未経験者を含む 14 名の被験者を対象に、右手首、腰、竹刀鐔、竹刀先革に取り付けられた SenStick 上の IMU から得られる時系列センサデータを用いて、打突動作の検出を行なった。対象とする打突動作は、剣道において最も一般的な「正面」「右面」「左面」「右胴」「左胴」の 5 種

類とした。あらかじめセグメント化された教師データと時系列センサデータのスライディングウィンドウの DTW 距離を算出した結果、IMU を手首に装着した際に F 値:0.944 の検出精度を達成した。他の部位に装着された IMU でも高い精度であった。打突動作の種類に注目したとき、胴の精度が低下していることから、被験者の多くが胴の打突動作を苦手としているのではないかと推察する。また、剣道経験者と未経験者の結果を比較すると、竹刀鐔と竹刀先革において検出精度に大きな差が生じた。したがって、未経験者は竹刀の扱いに苦手意識を抱え、一定な打突動作ができていないといえる。これらの結果から、DTW 距離の

データが打突動作評価の一要因になる可能性がある。今後は、提案手法を改良することで検出精度の向上とリアルタイムでの打突動作検出を目指す。また、技能上達に向けた打突動作の評価及びフィードバック機構の実装を行う予定である。その上で、打突動作の評価に用いる指標や、検出、認識、評価を考慮した支援システム全体としてのセンサ装着位置の検討を行う。これにより剣道上達支援システムの実現を目指す。

謝辞 本研究の一部は、JST さきがけ及び ACT-I の支援により実施された。ここに謝意を示す。

参考文献

- [1] Peter Merton McGinnis. *Biomechanics of sport and exercise*. Human Kinetics, 2013.
- [2] NumberWeb. 公式戦で計測デバイス使用可能に it 機器がもたらすサッカー革命. ”<https://number.bunshun.jp/articles/-/824551>”, (2019 年 7 月 18 日閲覧) .
- [3] Daniel A James. The application of inertial sensors in elite sports monitoring. In *The engineering of sport 6*, pp. 289–294. Springer, 2006.
- [4] Lu Bai, Christos Efstratiou, and Chee Siang Ang. we-sport: Utilising wrist-band sensing to detect player activities in basketball games. In *Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops), 2016 IEEE International Conference on*, pp. 1–6. IEEE, 2016.
- [5] Felix Kosmalla, Florian Daiber, and Antonio Krüger. Climbsense: Automatic climbing route recognition using wrist-worn inertia measurement units. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 2033–2042. ACM, 2015.
- [6] Yugo Nakamura, Yutaka Arakawa, Takuya Kanehira, Masashi Fujiwara, and Keiichi Yasumoto. Senstick: Comprehensive sensing platform with an ultra tiny all-in-one sensor board for iot research. *Journal of Sensors*, Vol. 2017, , 2017.
- [7] Masashi Takata, Manato Fujimoto, Keiichi Yasumoto, Yugo Nakamura, and Yutaka Arakawa. Investigating the capitalize effect of sensor position for training type recognition in a body weight training support system. In *Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers*, pp. 1404–1408. ACM, 2018.
- [8] Antonio Tejero-de Pablos, Yuta Nakashima, Tomokazu Sato, and Naokazu Yokoya. Human action recognition-based video summarization for rgb-d personal sports video. In *2016 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, pp. 1–6. IEEE, 2016.
- [9] Kwangyul Jeong, Franz Konstantin Fuss, Bernd Fuernschuss, and Yehuda Weizman. Development of a smart kendo sword and assessment of grip pressure of kamai stance and kote cut. *Procedia Engineering*, Vol. 112, pp. 231–236, 2015.
- [10] Masashi Takata, Yugo Nakamura, Yohei Torigoe, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Strikes-thrusts activity recognition using wrist sensor towards pervasive kendo support system. In *2019 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Work-shops)*, pp. 243–248. IEEE, 2019.
- [11] Thomas B Moeslund and Erik Granum. A survey of computer vision-based human motion capture. *Computer vision and image understanding*, Vol. 81, No. 3, pp. 231–268, 2001.
- [12] YI Abdel-Aziz. Direct linear transformation from comparator coordinates into object space in close-range photogrammetry. In *Proceedings of the ASP Symposium on Close-Range Photogrammetry, 1971*, pp. 1–18. American Society of Photogrammetry, 1971.
- [13] Aaron D Wellman, Sam C Coad, Grant C Goulet, and Christopher P McLellan. Quantification of competitive game demands of ncaa division i college football players using global positioning systems. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, Vol. 30, No. 1, pp. 11–19, 2016.
- [14] Fabian E Ehrmann, Craig S Duncan, Doungkamol Sindhusake, William N Franzsen, and David A Greene. Gps and injury prevention in professional soccer. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, Vol. 30, No. 2, pp. 360–367, 2016.
- [15] Catapult. Playertek. ”<https://www.playertek.com/gb/>”, (2019 年 7 月 18 日閲覧) .
- [16] SONY. スマートテニスセンサー. ”<https://smartsports.sony.net/tennis/JP/ja/>”, (2019 年 7 月 18 日閲覧) .
- [17] D James, W Uroda, and T Gibson. Dynamics of a swing: A study of classical japanese swordsmanship using accelerometers. *The impact of technology on sport*, pp. 355–60, 2005.
- [18] Donald J Berndt and James Clifford. Using dynamic time warping to find patterns in time series. In *KDD workshop*, Vol. 10, pp. 359–370. Seattle, WA, 1994.