剣道上達支援システムの実現に向けた ウェアラブルセンサによる打突動作の熟練度評価

Strike Activity Evaluation Method Using Wearable Sensors Towards Kendo Skill Improvement Support System

鳥越 庸平 [1*]　中村 優吾 [1,2]　藤本 まなと [1]　荒川 豊 [3,4]　安本 慶一 [1]
Yohei TORIGOE[1], Yugo NAKAMURA[1,2], Manato FUJIMOTO[1], Yutaka ARAKAWA[3,4], and Keiichi YASUMOTO[1]

[1] 奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科
[1] Graduate School of Science and Technology, Nara Institute of Science and Technology
[2] 日本学術振興会特別研究員
[2] JSPS Research Fellowships for Young Scientists
[3] 九州大学 大学院システム情報科学研究院
[3] Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
[4] JST さきがけ
[4] JST Presto

Abstract: In this paper, we focus on kendo and propose methods for evaluating strike activities using wearable sensors towards realizing a kendo skill improvement support system that enables even beginners to practice effectively alone. We used a sensor data set of strike activities obtained from 14 participants (seven kendo-experienced persons, seven inexperienced persons). We attached the sensors to the participants' right wrist, waist, and the *shinai* (*tsuba* and *saki-gawa*). We focused on the "form", "speed", and "consistency" of the strike activity, and calculated the evaluation value using the acceleration and gyro obtained from the sensors. As a result, the possibility that the skill level could be evaluated by wearable sensors was shown.

1　はじめに

近年，センシングデバイスの小型化・低電力化，バッテリの小型化・大容量化など，様々な技術発展により，スポーツ分野においてウェアラブルセンサが活用される機会が増加している．ウェアラブルセンサを競技者の身体や競技用具に装着することで，試合や練習における競技者の動作に関するセンサデータを取得し，競技者自身，あるいは指導者が定量的な数値データに基づいて，パフォーマンスやスキルレベルを詳細に分析できるようになりつつある [1]．得られた競技者のパフォーマンスやスキルレベルに応じて，パーソナライズドされた適切なトレーニングメニューや戦術を選択することで，オーバートレーニングや怪我のリスクを低減できることから，サッカーやラグビーでは，プロの世界でも積極的に活用されている [2, 3]．

各種センサの中でも特に，3 軸の加速度センサ及びジャイロセンサを備えた慣性センサは，多くのウェアラブルセンサに内蔵されており，屋内外を問わず競技者の動作情報を高精度に取得できることから，今後，これまで注目されていなかったスポーツにも展開されることが見込まれる [4]．しかしながら，我が国の伝統的な武道の一つとして知られている剣道では，竹刀や防具に装着されたセンサから得られた一部の技のデータに対して，剣道経験による比較結果について述べられてはいるものの，未だ剣道競技者をサポートする域までには至っていない [4, 5]．

剣道では，竹刀で定められた部位を打突し合い，審判によって有効打突であると認められた場合，ポイントを獲得できる．しかし，有効打突として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すること」である．そのため，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．特に初級者から中級者の場合，稽

*連絡先：奈良先端科学技術大学院大学
〒 630-0912 奈良県生駒市高山町 8916-5
torigoe.yohei.tp9@is.naist.jp

古中に行った一つ一つの打突動作に対して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が，実際の稽古現場では，少数の指導者が大勢の競技者を指導することから，打突動作ごとに十分な指導を受けることは難しい．また，稽古以外の時間における自主稽古では，指導者がおらず，間違った打突動作であっても補正できない．これらは，練習効率及びモチベーションの低下や，間違った打突動作を続けることに起因する怪我を引き起こす恐れがある．

本論文では，初心者でも効果的な剣道練習を単独であっても行える新しい支援システムの実現を目指し，慣性センサ内蔵ウェアラブルセンサを用いた打突動作の熟練度評価手法の検討を行う．この支援システムは，競技者が身体や竹刀に慣性センサを装着し，素振りによる打突動作を行うことを想定しており，常時競技者をモニタリングすることで，システム側が自動で実行された打突動作を検出し，技の種類を記録する．練習後には，各打突動作の熟練度評価を確認できる．さらに，その評価結果は，指導者に代わって，パーソナライズドされた練習メニュー推薦に貢献すると考えられる．本研究では，打突動作の評価について，ユーザの熟練度を評価できる指標の検討を行う．具体的には，打突動作の熟練度評価として，有効打突の条件を基に「フォーム」,「速さ」,「一貫性」の 3 つの仮説を立て，それぞれに沿った指標を生成する．フォーム及び速さに関しては，打突動作区間における熟練者のセンサデータに対するユーザのセンサデータを比較することで，評価値を算出する．一貫性に関しては，ユーザのセンサデータに含まれる複数回の打突動作を比較することで，評価値を算出する．その結果，仮説に沿って生成された指標の多くで熟練度を評価できる可能性を示した．

本論文の構成は，以下の通りである．第 2 章では，関連研究として剣道の打突動作分析あるいは熟練度評価を行った研究を取り上げ，我々の提案手法の立ち位置について述べる． 第 3 章では，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 章で打突動作の熟練度評価手法について述べる．第 5 章では，提案手法の有効性を確認するために行われた評価実験と，その結果および考察について述べる．最後に，第 6 章にて本稿の結論と今後の課題について述べる．

2 関連研究

剣道では，試合において有効打突を得るために，竹刀で打突部位を素早く正確に打突する必要がある．そのため，剣道初心者は素早く正確な打突を身体に染み込ませ，有効打突を得られるレベルの技術を習得することが最初の壁となる．このとき，効果的に技術上達するには，熟練者との打突動作の違いを理解することが大切である．既存研究において，初心者と熟練者の打突動作を比較した研究がいくつか行われている．

大野ら [6] は，光学式三次元動作解析システム専用カメラ 8 台と，ハイスピードカメラ 1 台を用いて，20 人の剣道経験者のすり足と踏み込み足による 2 種類の正面の打突動作に対して，腰部中心位置の変化を分析した．その結果，踏み込み足打突の際，中・初級者と比較して，上級者は腰部の上下動が小さく，前方向への移動が大きいことを確認した．James ら [7] は，木刀の先端と柄に加速度センサを取り付け，センサデータとビデオ映像を用いて，正面を打突した際の打突動作特性を解析した．その結果，一部の初級者と熟練度でフォームに特徴が見られることを確認した．Jeong ら [5, 8] は，竹刀の柄に圧力センサを取り付け，熟練者が小手の打突動作を行う際の握力の変動を解析した．その結果，打突前と打突時で左右手の握力が逆転することを示した．また，小手の打突動作に対し，有効打突と非有効打突を区別するために，圧力センサが埋め込まれたスマート小手を開発した．5 名の有段者と，5 名の級所有者の 10 名の打突動作をスマート小手を用いて分析した結果，有段者の方が力強い打突動作を行えていることを確認した．

上記の研究は，熟練者と初心者の打突動作の特性について分析しているが，[6] では，複数台の特殊なカメラを用いており，システムが大規模かつ高コストとなっている．また，[6, 7] では正面，[5, 8] では小手のみを対象としており，その他の打突動作の比較は行われていない．そこで，提案手法では，小型のウェアラブルセンサから取得される 5 種類の打突動作（正面，右面，左面，胴，小手）の慣性センサデータを用いて，それぞれの熟練度を評価する．

3 剣道上達支援システム

剣道における最も基本的な稽古は素振りである．素振り稽古は，正しい打突動作の感覚を身体に染み込ませるため，初心者から熟練者まで欠かさず行う．他にも筋力向上や冴えのある鋭い打突を身に付けるなど，様々な効果がある．このとき，指導者による客観的なアドバイスを基に補正していくことが望ましいが，実際の稽古現場では少数の指導者が大勢の競技者を指導しているため，一人ひとりが十分なアドバイスを受けることは難しい．正しくない打突動作による素振り稽古は，練習効率を大きく低下させる．特に，初心者の場合は誤った打突動作を身に付けてしまう可能性がある．本研究では，この問題を解決できる，ウェアラブルセンサを活用した剣道上達支援システムの実現を最終目標としている．本章では，剣道上達支援システムの概要について述べる．

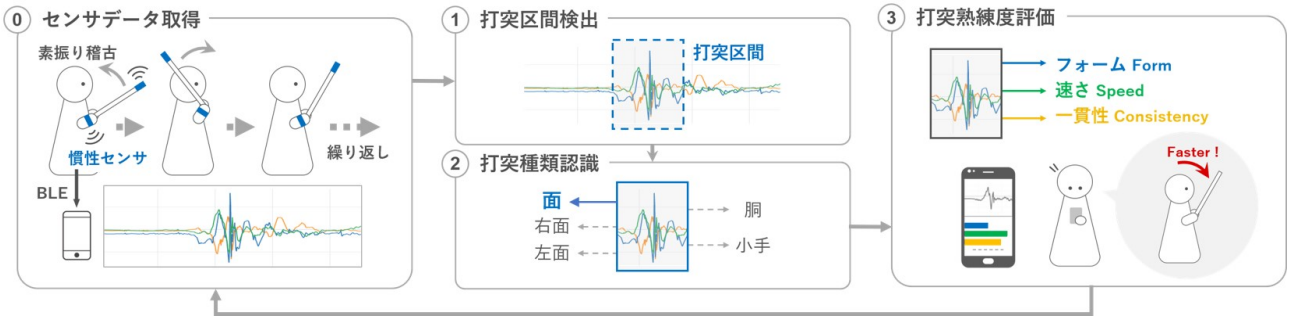

図 1: 剣道上達支援システムの全体図

図 1 に提案システムの全体図を示す．提案システムは，ユーザの身体及び竹刀に取り付けられた少数のウェアラブルセンサ（慣性センサ）から素振り稽古中の打突動作情報を取得後，以下の 3 つの基本的なステップで分析を行う．

STEP 1：打突動作の区間検出
ウェアラブルセンサから取得される時系列加速度データから，ユーザが打突動作を行っていた区間を検出する．

STEP 2：打突動作の種類認識
検出された区間の慣性データから特徴量を抽出し，事前に作成した学習モデルを用いて打突動作の技の種類を自動認識する．

STEP 3：打突動作の熟練度評価
認識された打突動作に対して，慣性データから取得できる指標を基に熟練度評価を評価し，ユーザへフィードバックする．

すなわち，システムが定量的な分析結果から，指導者に代わってユーザの打突動作を正しく補正することで，剣道初心者のユーザであっても単独で効果的な素振り稽古が可能となる．これにより，ユーザの剣道技能上達効率の向上を目指す．先行研究 [9, 10, 11] において，STEP 1，2 に該当する打突動作の区間検出及び種類認識を行った．本論文では，剣道上達支援システムの実現と，打突動作の熟練度評価を目指して，評価指標の検討を行う．

4 打突動作の熟練度評価

本研究では，ユーザに装着されたウェアラブルセンサから得られる慣性センサデータを用いて，ユーザが実行した素振り動作の熟練度を評価できる指標の検討を行う．剣道では，有効打突を獲得するため，競技者は適確に竹刀を操作し，打突部位を素早く正確に打突しなければならない．そこで，熟練度評価モデルを作成するにあたり，以下の 3 つの仮説を立て，これらに沿った指標を生成する．

仮説 1：打突のフォーム
正しい打突動作を習得している熟練者同士の打突動作の軌跡は類似度が高く，習得していない未経験者と熟練者の軌跡は類似度が低い．

仮説 2：打突の速さ
熟練者は素早い打突動作を行えるため，打突動作中の手首や竹刀の動きが未経験者より速い．

仮説 3：打突の一貫性
熟練者は打突動作が身に付いているため，複数回の打突動作で大きく軌跡が変わることがない．

隅谷ら [12] は，モーションキャプチャシステムおよび慣性センサデータを用いた少林寺拳法の熟練度評価手法を提案している．これにより，複数の指標から少林寺拳法初心者，6 級，3 級，初段に対して段階的に評価を行った．本研究では隅谷らの手法を参考として，慣性センサから得られる素振り動作の加速度，ジャイロデータから 3 つの仮説に対応する指標を計算し，剣道にも適用可能な熟練度評価指標の検討を行う．

評価方法として，打突のフォーム及び速さに関しては，打突動作区間における熟練者のセンサデータ（マスターデータ）とユーザから取得されるセンサデータ（ユーザデータ）を比較することで，評価値を算出する．一貫性に関しては，ユーザデータに含まれる複数回の打突動作を比較することで，評価値を算出する．

4.1 評価に用いる指標の算出

4.1.1 前処理

ウェアラブルセンサから取得される加速度及びジャイロに対し，スパイクノイズなどのノイズ除去を行うため，メディアンフィルタと 20Hz の 3 次バタワース・

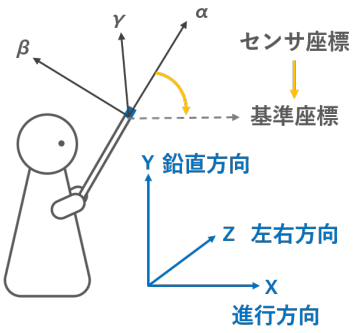

図 2: センサ座標から基準座標への変換

ローパスフィルタを適用する．ノイズ除去された加速度には重力および体動成分が混在しているため，重力は低周波成分のみを有するという仮定 [13, 14] に基づいて，0.3Hz のバタワース・ローパスフィルタを適用し，重力成分と体動成分に分離する．

4.1.2 各方向の加速度

取得される加速度は，打突動作の状態によって向きが異なるため，加速度データをユーザの 3 方向（進行方向，鉛直方向，左右方向）に変換する．例として竹刀先革に装着しされたセンサでは，図 (2) に示すように，時刻 t における α 軸，β，γ 軸の加速度は，$a_\alpha(t)$，$a_\beta(t)$，$a_\gamma(t)$ として計測される．これらを，進行方向の加速度 $a_x(t)$，鉛直方向の加速度 $a_y(t)$，左右方向の加速度 $a_z(t)$ に変換するため，まずセンサから取得されるジャイロ $w_x(t)$，$w_y(t)$，$w_z(t)$ から式 (1) を用いてクォータニオン (q_1, q_2, q_3, q_4) に変換する．次に，得られたクォータニオンを式 (2) に代入することで回転行列が得られ，最後に式 (3) を用いることで 3 方向の加速度を算出できる．

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix} = \frac{1}{2}\begin{bmatrix} 0 & -w_z & w_y & w_x \\ w_z & 0 & -w_x & w_y \\ -w_y & w_x & 0 & w_z \\ -w_x & -w_y & -w_z & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix} \tag{1}$$

$$A = \begin{bmatrix} q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 & 2(q_1q_2 - q_3q_4) & 2(q_1q_3 + q_2q_4) \\ 2(q_1q_2 + q_3q_4) & -q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 & 2(q_2q_3 - q_1q_4) \\ 2(q_1q_3 - q_2q_4) & 2(q_2q_3 + q_1q_4) & -q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 + q_4^2 \end{bmatrix} \tag{2}$$

$$\begin{bmatrix} a_x(t) \\ a_y(t) \\ a_z(t) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} a_\alpha(t) \\ a_\beta(t) \\ a_\gamma(t) \end{bmatrix} \tag{3}$$

4.1.3 躍度・速度・位置の算出

本研究では，3 方向の加速度（進行方向，鉛直方向，左右方向）を用いて，速度に関する指標として躍度及び速度，フォームや一貫性に関する指標として位置を算出する．躍度は，運動成分の加速度の時間微分を計算することによって取得し，速度及び位置は，各方向の加速度を 1 次，2 次積分することで算出する．また，加速度，躍度，速度に関しては，3 軸の値に加えて，3 軸の合成値を用いる．これは 3 軸の値の二乗の和の平方根で算出する．

4.2 打突のフォームによる評価

打突のフォームによる評価では，加速度から算出された打突動作中のセンサ位置の変動を軌跡として用いる．予め熟練者の軌跡データ（マスターデータ）を設定し，ユーザから取得される軌跡データ（ユーザデータ）との類似度を算出し，評価指標となるか確認する．今回，類似度計算に用いるアルゴリズムとして，DTW（Dynamic Time Warping）[15] を用いる．この理由として，剣道経験者と未経験者の素振り動作の速度が異なる場合，従来の類似度計算アルゴリズムでは軌跡の類似度を正確に測定できないためである．軌跡データに対して正規化した後，打突フォームの類似度による評価値 $Form$ を，式 (4) から算出する．このとき $D(m, u)$ はマスターデータとユーザデータ間の DTW 距離値とし，l をデータの長さである．本稿では，l は打突動作を十分に含む 256 サンプルとする．

$$Form = 1 - \frac{D(m, u)}{l} \tag{4}$$

4.3 打突の速さによる評価

打突の速さによる評価では，加速度及び，加速度から算出された打突動作中の躍度と速度を用いる．熟練者の加速度，躍度，速度の 3 軸及び合成値から平均，最大，最小，標準偏差を指標として算出し，マスターデータとして予め設定しておく．ユーザからも同様の指標を算出し，ユーザデータとして，マスターデータと比較し，評価指標となるか確認する．打突動作の速さによる評価値 $Speed$ は，各指標に対して式 (5) から算出する．s^u をユーザデータの指標，s^m をマスターデータの指標とする．

$$Speed = \frac{s^u}{s^m} \tag{5}$$

$$s^u = \begin{cases} s^m (s^u > s^m) \\ s^u (s^u \leq s^m) \end{cases}$$

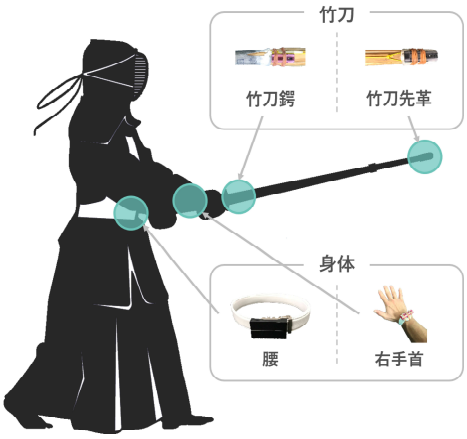

図 3: ウェアラブルセンサ装着位置

4.4 打突の一貫性による評価

打突の一貫性による評価では，フォームによる評価と同様に，加速度から算出された打突動作中のセンサ位置の変動を軌跡として用いる．同一ユーザから取得される複数回の打突動作の軌跡データから，すべての軌跡データの総当たりで類似度計算を行い，その平均値を評価指標として用いる．類似度計算には，DTW（Dynamic Time Warping）を用い，軌跡データに対して正規化した後，打突の一貫性（個人間の打突フォームの類似度）による評価値 *Consistency* を，以下の式 (6) から算出する．

$$Consistency = 1 - \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\frac{D(u_1, u_2)}{l} \qquad (6)$$

このとき，$D(u_1, u_2)$ は 2 つのユーザデータ間の DTW 距離値とし，M は打突動作の回数からなる組み合わせの数とする．また，l はデータの長さである．本稿では，l は打突動作を十分に含む 256 サンプルとする．

5 評価実験

ウェアラブルセンサから取得される時系列慣性データから仮説に応じて算出された評価値が，打突動作の熟練度を正しく評価できるか検証するため，計 14 名から収集された打突動作データセットを作成し，評価実験を行った．本章では，打突動作データセットの概要ついて述べた後，熟練度評価結果について述べる．

5.1 打突動作データセット

本節では，評価実験に使用するデータセットの概要と，データ収集実験環境について述べる．

5.1.1 使用センサデバイス

ユーザの打突動作情報を取得するためのウェアラブルセンサデバイスとして本研究では，SenStick[16] を使用する． SenStick には，8 種類の代表的な MEMS センサ（加速度，ジャイロスコープ，磁気，温度，湿度，圧力，照度，UV）が搭載されており，最大 100Hz でタイムスタンプと共にロギングが可能である．実験時における，データ収集の開始，終了，およびロギングされたセンサデータファイルの吸い出しといった操作は，SenStick とスマートフォンを Bluetooth Low Energy（BLE）通信を介して相互に接続することで，専用のスマートフォンアプリケーションによって行った．また，本研究では，SenStick に搭載されている加速度センサ及びジャイロスコープの 6 軸慣性センサを使用して打突動作情報を記録する．打突動作は高速運動であり，その動きを正確に測定する必要があるため，6 軸慣性センサのサンプリング周波数を最大値の 100Hz に設定する．

5.1.2 ウェアラブルセンサ装着位置

ウェアラブルセンサの装着位置としては，ユーザの装着時の負担および打突動作に与える影響を最小限にする位置が望ましい．図 3 に，本研究におけるウェアラブルセンサの装着位置を示す．本研究ではまず，(1) 右手首を選定した．この理由として，Apple Watch[17] に代表されるように，腕時計型ウェアラブルデバイスが普及していることから，実現可能性が最も高いと考えられるためである．それに加えて，様々な装着位置による結果を検証するため，装着時の負担および打突動作への影響が少ないと考えられる (2) 腰，(3) 竹刀鍔，(4) 竹刀先革にも装着する．ここで，竹刀鍔は竹刀の柄を握る手を防護する部位のことを指し，竹刀先革は竹刀先端の小さな革の部分のことを指す．

5.1.3 データ収集実験

剣道経験者と未経験者それぞれ 7 名の計 14 名の実験参加者（男性 13 名，女性 1 名，年齢 18.9 ± 3.9）から打突動作のセンサデータを収集した．剣道経験者には 4 名の初段所有者と 2 名の二段所有者がおり， 一般的に段所有者は，剣道技術の基本が習得されていることを意味する．4 つのウェアラブルセンサが実験参加者の右手首，腰，竹刀鍔，竹刀先革に取り付けられ，100 Hz のサンプリング周波数でセンサデータが記録された．実験参加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，5 種類の技（正面，右面，左面，胴，小手）に対して素振りを 10 セットずつ行った．結果として合計 700 セットの打

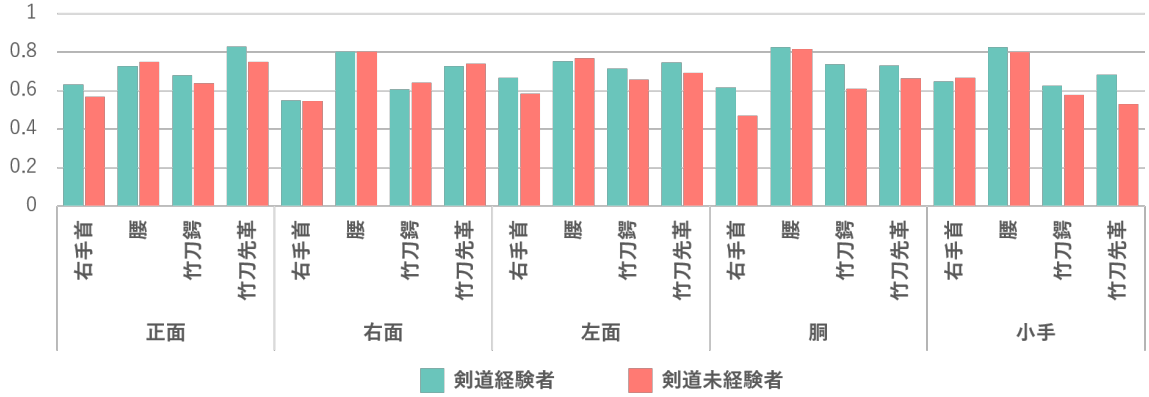

図 4: 打突のフォームによる評価

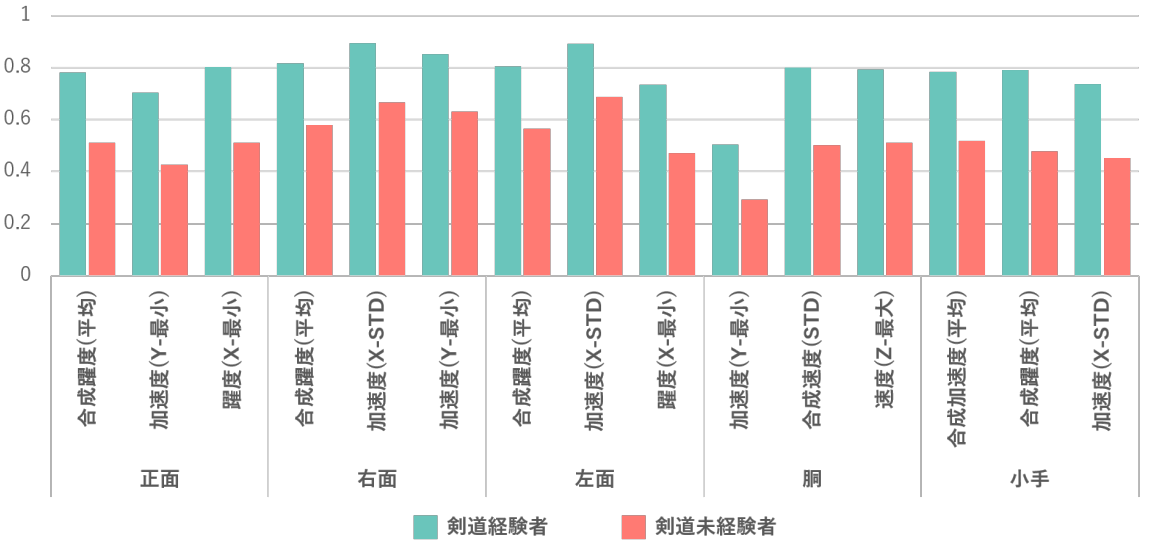

図 5: 打突の速さによる評価

突動作データを収集した．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，オフラインで解析した．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ラベル付けを行った．

5.2 打突動作の熟練度評価の結果

本節では，評価実験における熟練度評価結果について述べる．打突のフォーム及び速さによる評価では，実験参加者の中で最も剣道経験年数が長く，二段を有しているユーザのデータをマスターデータとし，評価を行った．また，評価値の値は高いほど，熟練度が高いことを示している．

5.2.1 打突のフォームによる評価結果

図 4 にマスターデータとユーザデータ間の打突フォームの軌跡の類似度に基づいた，打突動作及びウェアラブルセンサ装着位置別の経験別の評価値を示す．いくつかの項目において，未経験者の方が高い評価値となっているものが存在するが，基本的には経験者の方が高い評価値を得られていることが確認できる．特に，ウェアラブルセンサの装着位置で比較すると，竹刀鍔及び先革に装着したときの評価値では，他の位置を比較して差が明確であることが多く，未経験者が竹刀操作を苦手としていることが考えられる．また，打突動作の種類で比較すると，胴や小手といった技において未経験者の評価値が低下しており，面と比較して難しい技であることが分かる．これより，打突のフォームは熟練度を評価する指標となることが確認できた．

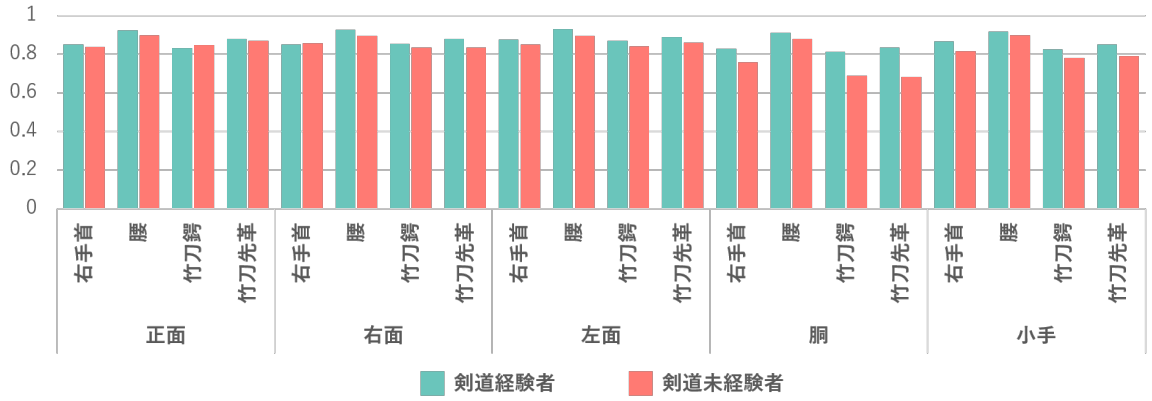

図 6: 打突の一貫性による評価

5.2.2　打突の速さによる評価結果

打突の速さによる評価では，最も打突動作に速さが表れる位置である竹刀先革に装着したセンサのデータに基づいて評価を行う．4.3 節で述べたように，加速度，躍度，速度から 75 個の評価指標を算出した．初めに，これらの評価指標が熟練度に影響を及ぼす指標であるかを確認するため，この 75 個の評価指標を特徴量として機械学習手法であるランダムフォレストと，特徴量選択手法である RFE (Recursive Feature Elimination) を用いて，指標の絞り込みを行った．図 5 に，絞り込みの結果得られた各技の上位 3 個の指標に基づいて評価値を算出した結果を示す．ここで，進行方向を X，鉛直方向を Y，左右方向を Z である．殆どの項目が加速度または躍度に関するものとなり，経験者と未経験者の評価値も大きな差が開いた．これより，経験者と未経験者で打突の速度に関しては大きな差はないものの，経験者は最高速度に到達するまでに要する時間が短いことが考えれる．したがって，打突の速さは熟練度を評価する指標となることが確認できた．

5.2.3　打突の一貫性による評価結果

図 6 に同一ユーザの打突フォームの軌跡の一貫性に基づいた，打突動作及びウェアラブルセンサ装着位置別の経験別の評価値を示す．殆どの項目において，経験者の方がわずかに高い評価値となっていることが確認できる．これは，未経験者に正しい打突動作が身に付いておらず，打突毎に少し変化していることを示している．また，打突のフォームによる評価結果と同様に，竹刀鍔および先革にウェアラブルセンサを装着したときと，胴や小手といった技において評価値が低下しており，未経験者と経験者の間に差が表れやすい項目であることが分かった．これより，打突の一貫性も同様に，熟練度を評価する指標となることが確認できた．

6　結論

本稿では，日本の伝統的な武道の一つである剣道に着目し，初心者でも効果的な剣道稽古を単独で行える新しい支援システムの実現を目指して，慣性センサ内蔵ウェアラブルセンサを用いた打突動作の熟練度評価を行うための評価指標について検討した．有効打突の条件に基づいて，打突動作のフォーム，速さ，一貫性に関する 3 つの仮説を立て，慣性センサより得られる加速度とジャイロから，仮説に沿った評価値を算出した．打突のフォーム及び速さに関しては，打突動作区間における熟練者のセンサデータ（マスターデータ）とユーザから取得されるセンサデータ（ユーザデータ）を比較し，一貫性に関しては，ユーザデータに含まれる複数回の打突動作を比較することで，評価値を算出した．その結果，打突のフォーム，速さ，一貫性に基づいた多くの指標において，経験者と未経験者の間の評価値の差が明確に確認できたため，これらは熟練度評価に有効な指標であると考える．

一方で，一部の指標では，剣道経験者であっても低い評価とされる場合や，未経験者であっても高い評価とされる場合が存在した．この理由として，センサデータに含まれるノイズによる影響や，打突動作の個人差などが考えられる．今後の課題として，ノイズ除去や個人差に影響を受けないような評価システムの構築や，経験者内でも段位等に応じて段階的に熟練度を評価できる手法が求められる．また，本研究では，二段を有する実験参加者をマスターデータとしたが，より高い段位を有する熟練者からもデータを収集するとすることも必要不可欠である．そして，得られた打突動作の評価値から，正しい打突動作へ補正できるフィードバック機能の開発し，剣道上達支援システムの実現を目指したい．

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] Catapult. PLAYERTEK. "https://www.playertek.com/"，(2020 年 2 月 20 日閲覧)．

[3] STATSports. APEX. "https://statsports.com/"，(2020 年 2 月 20 日閲覧)．

[4] Daniel A James. The application of inertial sensors in elite sports monitoring. In *The engineering of sport 6*, pp. 289–294. Springer, 2006.

[5] 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.

[6] 大野達哉, 中村充, 中野雅貴, 広瀬伸良. 剣道の正面打撃動作に関する研究 ——腰の移動に着目して——. 武道学研究, Vol. 47, No. 2, pp. 85–101, 2014.

[7] 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.

[8] Kwangyul Jeong, Adin Ming Tan, and Franz Konstantin Fuss. Smart kote glove for assessment of scoring parameters of dan and kyu grade kendokas. In *Multidisciplinary Digital Publishing Institute Proceedings*, Vol. 2, p. 225, 2018.

[9] 鳥越庸平, 中村優吾, 藤本まなと, 荒川豊, 安本慶一. 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．第 27 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, pp. 164–171, 2019.

[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 Workshops)*, pp. 243–248. IEEE, 2019.

[11] Yohei Torigoe, Yugo Nakamura, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Strike activity detection and recognition using inertial measurement unit towards kendo skill improvement support system. *Sensors and Materials*, Vol. 32, No. 2, pp. 651–673, 2020.

[12] 隅谷克己, 村木祐太, 西尾孝治, 小堀研一. 少林寺拳法の動作評価の一手法. FIT2018（第 17 回情報科学技術フォーラム）, 第 3 分冊, pp. 165–168, 2018.

[13] Davide Anguita, Alessandro Ghio, Luca Oneto, Xavier Parra, and Jorge Luis Reyes-Ortiz. A public domain dataset for human activity recognition using smartphones. In *ESANN*, 2013.

[14] Janelle Mason, Christopher Kelley, Bisoye Olaleye, Albert Esterline, and Kaushik Roy. An evaluation of user movement data. In *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems*, pp. 729–735. Springer, 2018.

[15] 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.

[16] 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.

[17] Apple. Apple Watch. "https://www.apple.com/jp/watch/"，(2020 年 2 月 20 日閲覧)．