

慣性センサを用いた空手の予備動作の検出手法

金 宏潤^{1,a)} 土田修平^{1,b)} 寺田 努^{1,c)} 塚本昌彦^{1,d)}

概要：組手は、2人の選手が対戦する空手の競技形式の一つである。組手においては、突きや蹴りの直前に、腕や足を引く、肩を下げるなどの予備動作が存在する。予備動作があると相手に攻撃のタイミングを知らせてしまうため、組手の上達においては、この予備動作を抑えることが重要となる。しかし、初心者や中級者にとって自分自身の予備動作を正確に把握し、練習で予備動作を抑えるよう改善することは困難である。そこで本研究では、加速度データを活用し、初心者が自身の予備動作を直観的に把握できる練習支援システムの構築を目指す。本稿では、あらかじめ予備動作が含まれていないデータセットを準備し、入力されたデータとのDTW距離を基に類似度を計測することで予備動作の有無を推定する手法を提案する。提案手法では、1回の突きにおける加速度のピークから突き始めまでの時系列を反転させたデータのみを分析に使用し、入力データのみ長さを少しずつ伸ばしながらその都度コストを算出する。本稿では、提案手法を用いて、予備動作の有無によって計算結果に明確な差が表れるかを調査した。また提案手法によって、予備動作の有無を正確に推定できるかを評価した。評価実験の結果、78%の精度で推定を行うことができた。

1. はじめに

空手とは、沖縄で日本独自の徒手空拳の武術として発展し、国内に普及する過程で日本古来の武道の精神を継承した武道である。空手の競技には、大きく分けて「形」と「組手」があり、なかでも組手は、2人の競技者が突きや蹴りを駆使して、相手を攻撃することで勝敗を決する競技である。組手では、いかに相手に攻撃を決めるか、相手の攻撃を対処できるかが勝敗を分けるため、ごくわずかな時間で繰り出す技や防御法を判断する必要がある。Chaabeneら[1]は、組手のパフォーマンスにおいて筋力や柔軟性ととともに、反応時間が重要な要素となると報告している。反応時間には、主に単純反応時間と選択反応時間が存在する[2]。単純反応時間は、あらかじめ一つの刺激と、その刺激に対する反応を決めておき、刺激が発せられてから反応が生じるまでの時間である。選択反応時間は、あらかじめ二つ以上の刺激とそれぞれに対する特定の反応を決めておき、発せられた刺激を選択して反応が生じるまでの時間と定義される。組手における選択反応時間は、相手の攻撃に対して防ぐべきか避けるべきかの判断や、相手の一瞬の隙についてどの技を繰り出すべきかの判断を下す時間など

に該当する。そのため、選択反応時間が早い選手ほど、より有利に試合を進めることができる。Layton [3]やMoriら[4]によると、空手熟練者と初心者間で単純反応時間に有意な差は見られなかった。しかし、Fontaniら[5]やMoriら[4]は、空手にとってより重要と考えられる選択反応時間は、空手熟練者と初心者間に有意な差があり、空手熟練者の方が早いと述べている。

突きや蹴りの直前に表れる腕や足を引くなどの予備動作は選択反応時間に影響を与える。予備動作が見られると相手に突きや蹴りのタイミングを知らせてしまい、攻撃を防ぐ、もしくは避けるといった選択の時間を与えてしまう。たとえ速い突きや蹴りを出せたとしても、より選択反応時間が早い格上の相手と戦うときには、攻撃が簡単に対処されてしまう。そのため、組手において予備動作を抑えることは重要である。熟練者であれば、相手に予備動作を悟られず突きや蹴りを繰り出せるが、初心者や中級者にとって自分自身の予備動作を正確に把握し、練習で予備動作を抑えるように改善することは困難である。

そこで本研究では、加速度データを用いることで初心者が自身の予備動作を直観的に把握することが可能な練習支援システムを目指す。本稿では、予備動作の有無を推定する手法を提案し、提案手法を用いたときに予備動作の有無によって結果に明確な差が表れるかを調査した。また予備動作の有無の推定精度を評価した。

¹ 神戸大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Kobe University
a) kwangyun-kim@stu.kobe-u.ac.jp
b) tuchida@eedept.kobe-u.ac.jp
c) tsutomu@eedept.kobe-u.ac.jp
d) tuka@kobe-u.ac.jp

2. 関連研究

2.1 テクノロジーを用いた空手動作の評価

テクノロジーを駆使して空手の動作を評価したり、練習を支援したりする研究は数多く行われている。Hachaj ら [6, 7] は、階層的運動学モデルにおける DTW モーションキャプチャ信号のマッチングにより、2 名の空手師範代の回し蹴りの類似性と差異を比較することで、分析し可視化した。また、モーションテンプレートを生成してアクション認識を行い、様々な空手の蹴りを分類する手法を示した。Dana ら [8] は、タイミングと速度が異なる複数の被験者による、空手の型のモーションキャプチャデータを DTW で解析し、時系列データを視覚的に比較する Web アプリを開発した。モーションキャプチャシステムはカメラだけでは捉えることのできない空手の詳細な動作を可視化し評価できる一方で、多数のマーカーを体に取り付けるため動きに制限が生じるという点が指摘されている。

Takahata ら [9] は、オーディオ機器を備えたユビキタス空手環境を設計し、練習中に提示された音楽のリズムに従って訓練生の動きのリズムを制御する方法を提案した。Emad ら [10] は、Kinect v2 センサを使用して空手の動きをキャプチャし、分析した結果をリアルタイムでフィードバックすることで、どのような間違いがあったのかを提示するシステムを開発した。Vencesbrito ら [11] は、筋電センサを用いて空手経験者が行う突き運動学的・筋電的模式を特徴付け、空手未経験者の突きと比較した結果を提示することで、正しい突き動作の習得支援を行っている。このように音や Kinect センサを使うことで選手の動きへの支障なく評価を行うことができる。しかし、モーションキャプチャシステムや筋電センサは、高価かつ大規模な設備を必要とし、空間的制約を受けるため、初心者や中級者、また一般的な部活動では使用が困難である。

そこで本研究では、近年、小型化・低価格化が進んでおり、スポーツ分野でも広く使用されている慣性センサを用いて空手の動きを分析・評価する。慣性センサは、選手の動きを妨げることなく計測が可能であり、空間的制約を受けずに使用できるため、スポーツの実践現場に適したツールであると考えられる。

2.2 慣性センサを用いた運動タスクの評価

様々なスポーツにおいて、定量的な計測かつ評価を目的にテクノロジーを活用する事例は多く [12]、客観的なデータに基づく科学的トレーニングが極めて効果的であると述べられている [13]。スポーツ現場において、ウェアラブル技術を導入しパフォーマンスの向上や運動タスクの評価を図る研究が多く報告されている [14]。Wang ら [15] は、バレーボールスパイク選手のスキルレベルの評価を目的とし

て、慣性計測ユニットに基づくウェアラブルセンシングデバイスを構築した。従来のビデオ撮影解析に比べて安価であり、計算量も大幅に削減できたにも関わらず、熟練度毎のバレーボール選手の違いを平均 94 % の高い精度で評価できたと述べている。Guo ら [16] は、加速度センサを用いて卓球の打法の一つであるブロックを特徴づけるとともに、加速度の標準偏差を比較することで、選手毎の熟練度レベルを区別した。格闘技においても、Siska ら [17] は、衝撃を受けたときのボクシングバックの加速度を測定することで、ボクシングのパンチの力を表示するシステムを提案している。また Sbriccoli ら [18] は、空手の前蹴り時の股関節や膝関節の角速度の指標を導出し、空手上級者と初心者に分けて評価を行った。

このように、スポーツや格闘技において慣性センサを用いた評価は多数行われており、精度も高く、練習支援に有効であることが示されている。空手も例外ではなく、情報処理技術を活用して組手の動作を評価する研究等が行われている [6–11]。しかし、組手の予備動作を抑えることに着目した練習支援手法に関する研究は筆者らが知る限り無い。そこで本稿では、慣性センサを活用して組手の予備動作を正確に推定する手法を提案し、その精度を評価する。

3. 類似度計測による予備動作の有無の推定

予備動作なしデータセットを準備し、入力されたデータとの類似度を基に予備動作の有無を推定する。

3.1 計測環境

本研究では、組手の技の中で最も基本的な順突きの動きに着目する。順突きとは、構えたとき前に出ている足と同側の手で突く技である。順突きを行う際の手の動きを取得することで、予備動作が含まれていたかどうかの判定を行うため、慣性センサは伸縮性のあるリストバンドに固定し、ユーザの手首に装着する。

加速度データの計測に使用した慣性センサは ATR-Promotions 社の小型無線ハイブリットセンサ II (WAA-010) である。PC は Lenovo 社の ThinkPad を用いた。慣性センサと PC の通信方式は Bluetooth 通信とした。加速度データの取得は、ワイヤレステクノロジー社の Windows 用 WAA-010 専用データ受信ソフトウェアの, AccelViewer-HybridII を用いて行った。また、取得したデータは CSV 形式で保存し、Jupyter notebook を用いて Python 言語で分析した。

3.2 予備動作なしデータセットの作成

予備動作なしデータセットは、予備動作が含まれていない順突きの 7 回分の加速度データで構成されている。予備動作なしデータセットの作成手法として、まず空手歴 7 年以上の空手熟練者 7 名 (20 代男性 4 名、女性 3 名) が手首

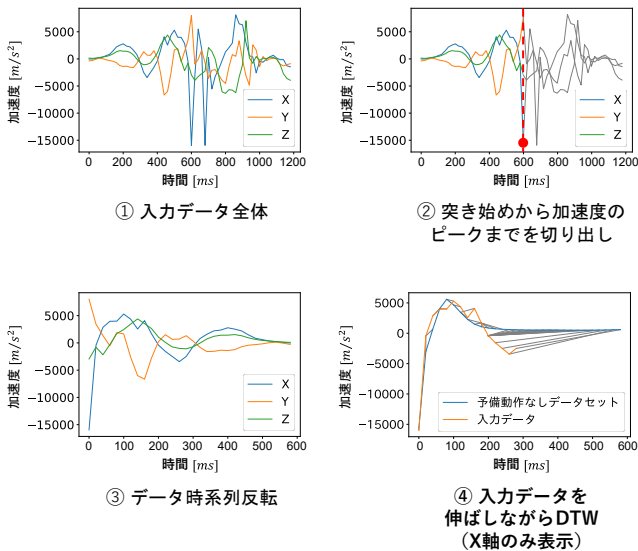


図 1: DTW 距離算出手法

に慣性センサを装着して順突きを 30 回行い、その間の加速度データを収集した。すべての順突き動作において、現役空手選手 3 名が目視で「予備動作なし」と判断した。次に、被験者毎に 30 回分の順突きの加速度データの平均値を算出することで、突く度に表れる微小な動きのばらつきを抑えた 1 回分の順突きの加速度データとして整形した。

3.3 類似度計測手法

予備動作の有無の推定に用いる類似度は、入力データと予備動作なしデータの DTW(Dynamic Time-Warping) 距離を計算することで測る。DTW とは、二つのシーケンスの距離を最小化するように時間軸を伸長させる変換手法である。時間や位相軸が異なっても波形が似ていれば類似度を測ることが可能なため、空手動作の分析に適している。

入力データと予備動作なしデータの DTW 距離を算出手法を図 1 に示す。分析に使用するデータは 1 回の突きにおける加速度のピークから突き始めまでの時系列を反転させたデータのみを使用する。今回は予備動作のみを分析するため、突き終わりのデータは不要である。突きが打点に到達する直前は速度が急激に 0 に近づくため、どのような突きでも X 軸上の加速度データにおいて図 1-②のような負のピーク値を得る。ピーク地点を突きの打点として、そこから突き始めまでのデータのみを切り出し、その時系列を反転させると、波形の冒頭部は予備動作の有無に関わらず類似している。そのため、類似した波形の後に予備動作にあたる波形が表れるかどうかで、予備動作の有無を推定することが可能である。

次に、予備動作にあたる波形を検知するため、予備動作なしデータセットを固定し、入力データのピークからの時間の長さを少しずつ伸ばしながら、その都度 X, Y, Z の 3 軸におけるそれぞれの DTW 距離を合計したコストを算

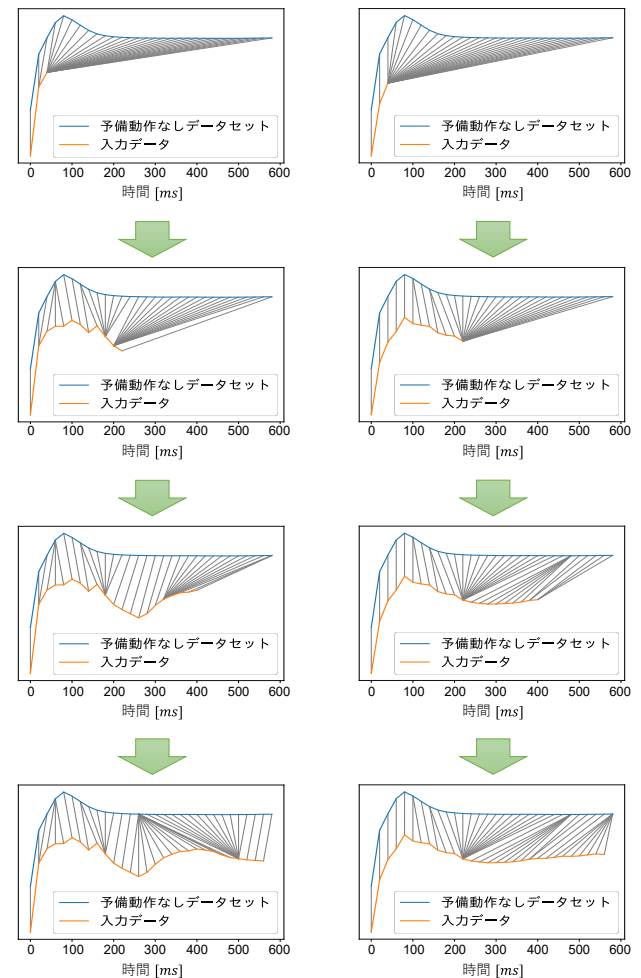


図 2: 入力データを伸ばしながらコストを算出する手法

出した。コスト算出時の様子を図 2 に示す。図 2 では予備動作なしデータセットと入力データの間をわかりやすくするため、グラフ上での入力データの位置を下にずらしている。ここでは左端が加速度のピークであり、右端が突き始めである。

加速度のピークから突き始めに向かって入力データを伸ばしながらその都度算出したコストの推移をまとめたグラフを図 3 に示す。入力データに予備動作が含まれている場合は、冒頭の類似した波形を比較する際に入力データが伸びるにつれコストは減少する。予備動作にあたる波形が表れるまで入力データが伸びると波形が一致しないため一度コストが増大し、コスト推移グラフに波形の山が生じる。しかし、入力データに予備動作が含まれていない場合は、予備動作にあたる波形がないため、コスト推移グラフは基本的になだらかに下降する。そのため、図 3 を見比べたとき、最初に表れる極小値と極大値の差から予備動作の有無を推定できる。

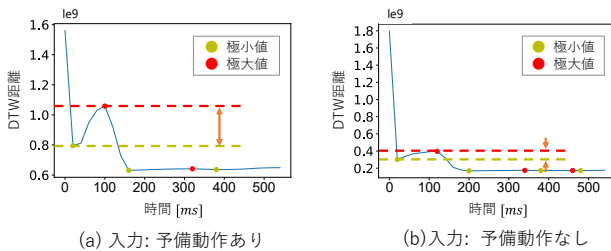


図 3: コスト推移グラフ



図 4: 計測環境

4. 予備調査

提案手法でコストを算出した際に、予備動作の有無によって、結果に明確な差が表れるかを調査した。また、提案手法の有効性を確認するため、提案手法を用いずに予備動作の有無の推定した精度を調査した。

4.1 調査内容

被験者は順突きを行う側の手首に慣性センサを装着し、順突きを 10 回行う。その際の加速度データを計測した。計測環境は図 4 のように道場にて一人で行った。被験者は大学空手部に所属する 20 代男性 8 名と 20 代女性 2 名の計 10 名であり、予備動作あり 5 名、予備動作なし 5 名である。被験者が順突きを行っている様子を撮影し、データセット作成時と同様に現役空手選手 3 名が目視で被験者毎に予備動作の有無を判定し、ラベル付けを行った。

提案手法でコストを算出した際に、予備動作の有無によって、結果に明確な差が表れるかを調査した。被験者毎に 10 回分の突きデータと予備動作なしデータセットの 7 回分の突きデータを、提案手法を用いて総当たりでコストを算出し、コスト推移グラフにおける極小値と極大値の差を求めた。

提案手法の有効性を検討するため、ベースライン手法として、提案手法を用いずに 3 軸それぞれの DTW 距離を合計したコストのみで類似度を計測し、予備動作の有無を推定した。各突きデータに対して、図 1 のような処理を行わず、突き始めから突き終わりまでのデータ全体における

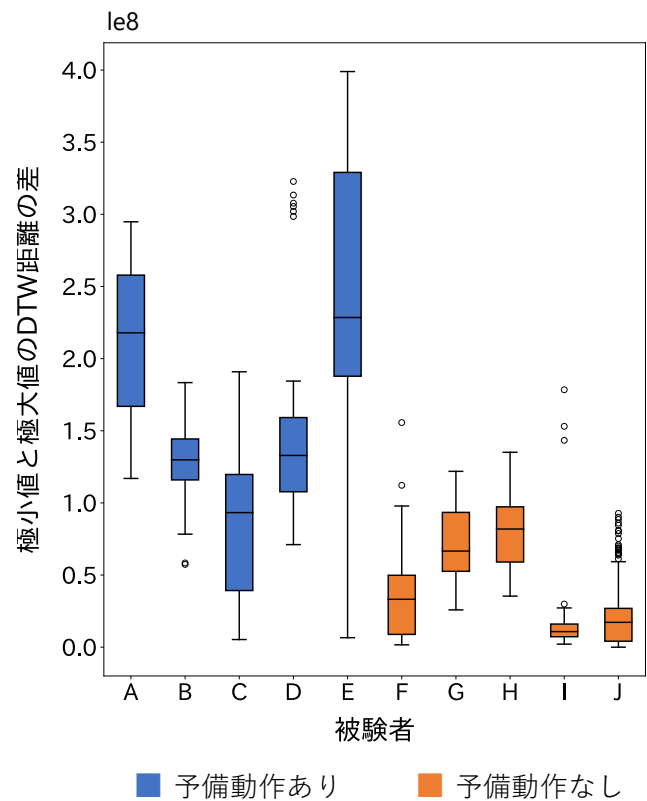


図 5: 予備動作の有無によるコスト差の調査結果

表 1: 極小値と極大値のコスト差の全体的な平均値

予備動作	コスト差
あり	1.62×10^8
なし	0.46×10^8

コストを算出した。入力データとした 1 名と、比較対象である 9 名の被験者毎のコストを平均し、最もコストが低い (類似度が高い) 被験者のラベルを推定結果とした。

4.2 結果

被験者毎に得られたコスト推移グラフにおける極小値と極大値の差を図 5 に示す。実験結果より、予備動作ありの被験者はコストの差が大きく、予備動作なしの被験者はコストの差が小さいことがわかる。予備動作ありの被験者同士においては個人差が大きく出た。予備動作ありの被験者 C と予備動作なしの被験者 G, H のコストの差にはあまり違いがなかった。被験者 E が最も結果のばらつきが大きかった。計測時に撮影した動画を確認したところ、被験者 E は突き方に一貫性がなく様々な予備動作があったためばらつきが大きかったと考える。

ここで、図 1-③のように各軸の加速度データを表示したグラフを被験者毎に比較した。被験者間では、予備動作の有無に関わらず、X 軸の加速度データは似たような波形となっていた。予備動作ありの中でコストの差が大きかった

被験者 A と被験者 E は、突く直前に拳を引くなどの軽微な動作があったため、X 軸の加速度データは他の被験者に比べて波形の山が一つ多かった。被験者 C(予備動作あり)と被験者 G, H(予備動作なし)は、コストの差に大きな違いはないがグラフを比較すると被験者 C は被験者 G, H に比べて無駄な動作が多いことがわかった。予備動作なしの中でコストの差が小さかった被験者 I と被験者 J は、X 軸方向の動きに無駄がなく、特に他の被験者と比べて Y 軸と Z 軸の波形に大きな動きがなかった。以上の結果から、予備動作ありの被験者と予備動作なしの被験者のグラフでは、Y 軸と Z 軸の波形の違いが顕著に表れることがわかった。また、コストの差が近くても加速度データのグラフは大きく異なる可能性があり、コストの差のみによる推定での誤認識が懸念された。

しかし、表 1 に示すように予備動作の有無による全体的な極大値と極小値の差の平均値は、約 1.16×10^8 の違いがあることがわかる。この結果から、提案手法を用いたとき、予備動作の有無によって結果に大きな違いが生じるため、この違いを基に予備動作の有無を推定することが可能であると考えられる。

次に、提案手法を用いずに予備動作の有無を推定した結果を図 6 に示す。ここで、被験者毎のコストの標準誤差をエラーバーで表している。図 6 では、最もコストが低かった被験者を赤枠で囲っており、その被験者のラベルが予備動作ありなら推定結果は予備動作ありとした。被験者 E や被験者 J のグラフでは、それぞれの正解であるラベルが付けた被験者とのコストが明らかに小さい。しかし、被験者 F や被験者 H などのグラフでは、予備動作がある被験者となない被験者両者とのコストが近い値となった。また、10 名中 5 名の予備動作の有無を正確に推定でき、正解率が 0.5、適合率が 0.5、再現率が 0.6、F 値が 0.55 であった。提案手法を用いずに突きデータ全体のコストを算出した場合、予備動作の検出は困難であり、単純に突き方が似ているかどうかの分析になると考えられる。

5. 評価実験

提案手法を用いたときに、予備動作の有無によってコスト推移グラフにおける極小値と極大値に明確な差があることがわかった。調査結果を基に、入力データに予備動作が含まれるかどうかの推定をどの精度で行えるかの評価実験を行った。

5.1 実験内容

予備調査と同様の方法、環境で被験者が順突きを 10 回行い、その際の加速度データを計測した。被験者は予備調査とは別の 20 代男性 4 名で、予備動作あり 2 名、予備動作なし 2 名である。計測したデータは、現役空手選手 3 名が目視で予備動作の有無を判定し、ラベル付けを行った。

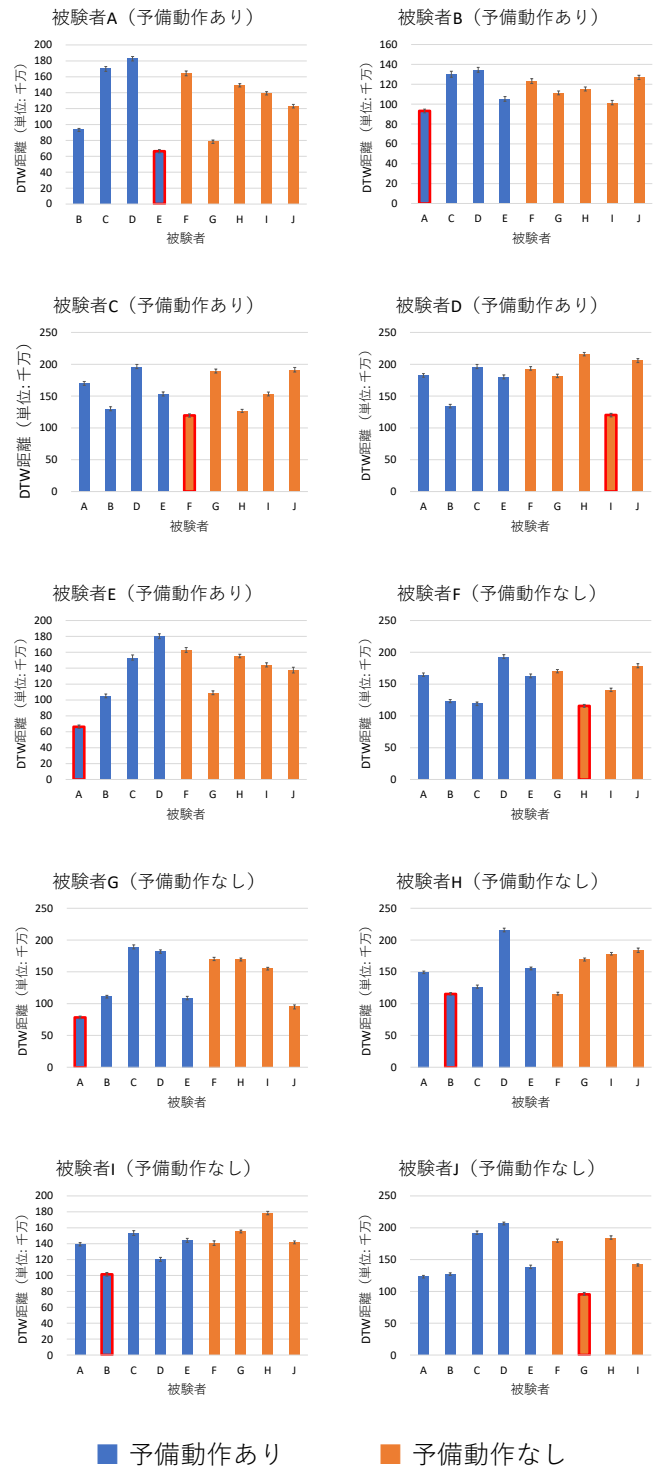


図 6: 提案手法を用いずに予備動作の有無を推定した結果

実験手順は予備調査と同様、まず被験者毎に 10 回分の突きデータと予備動作なしデータセットの 7 回分の突きデータを、提案手法を用いて総当たりでコストを算出し、コスト推移グラフにおける極小値と極大値の差を求めた。次に、1 回分の突きデータ毎にコスト推移グラフにおける極小値と極大値の差が、閾値より大きい場合は予備動作あり、小さい場合は予備動作なしと判定し、予備動作の有無の推定精度を求めた。推定結果を Confusion Matrix にまとめ、

表 2: 閾値のパターン

パターン	閾値
α	0.80×10^8
β	0.90×10^8
γ	1.00×10^8
δ	1.10×10^8
ε	1.20×10^8

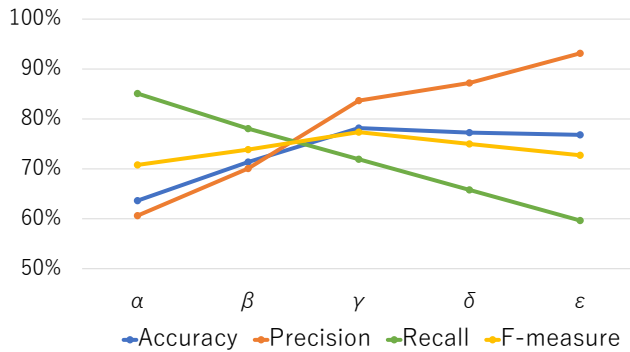


図 7: 閾値別の推定精度の推移

正解率 (Accuracy), 適合率 (Precision), 再現率 (Recall), F 値 (F-measure) を求めた. 今回の実験では, 最適な閾値を求めるため, 表 1 の値を参考に 5 つの閾値を設定し, 各閾値での精度を比較した. 各閾値の値と対応する記号を表 2 に示す.

5.2 結果

提案手法を用いて予備動作の有無を推定した結果を図 7 に示す. また, 閾値別の Confusion Matrix を表 3 に示す. 実験結果より, 閾値が大きくなると適合率は増加するが, 再現率は減少することがわかる. 正解率と F 値は閾値が大きくなると増加するが, 閾値 γ 時点をピークに以降減少していく. 閾値 γ にて正解率が 0.78, F 値が 0.77 となり, 最も精度がよかった. 予備調査の結果より, 提案手法を用いずに予備動作の有無を推定した際と比べて, 正解率が 0.28, F 値が 0.22 向上したため, 予備動作の有無を推定するのに提案手法が有効であることを示す結果となった.

閾値 γ で予備動作の有無を推定した際, 最も精度が高かったのは被験者 N (予備動作なし) であり, 正解率は約 0.98 であった. 被験者 M (予備動作なし) との違いを, 計測時に撮影した動画と 1 回ごとの突きの加速度データグラフを用いて比較する. 各被験者の突きの加速度データグラフを図 8 に示す. グラフを確認すると, 被験者 M は被験者 N に比べて X 軸方向での軽微な動きが見られ, Y 軸と Z 軸の波形も少し動きがあった. 動画上では両者共に予備動作はさほどなかったが, 被験者 M は他の被験者に比べ身長が低いため, 突きの軌道が突きあげるような形となっ

表 3: 閾値別の Confusion Matrix

α		Predict	
		予備動作あり	予備動作なし
Ground Truth	予備動作あり	97	17
	予備動作なし	63	43

β		Predict	
		予備動作あり	予備動作なし
Ground Truth	予備動作あり	89	25
	予備動作なし	38	68

γ		Predict	
		予備動作あり	予備動作なし
Ground Truth	予備動作あり	82	32
	予備動作なし	16	90

δ		Predict	
		予備動作あり	予備動作なし
Ground Truth	予備動作あり	75	39
	予備動作なし	11	95

ε		Predict	
		予備動作あり	予備動作なし
Ground Truth	予備動作あり	68	46
	予備動作なし	5	101

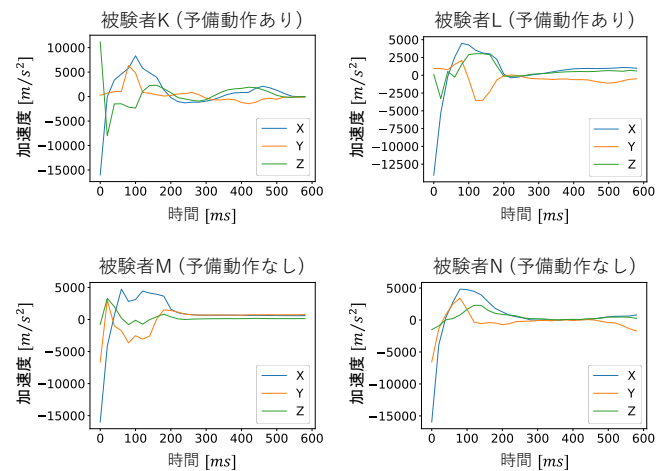


図 8: 被験者別の突きの加速度データグラフ

ていた. 被験者 M は被験者 N よりも空手歴が 8 年程長い. ため, 予備動作なく突くことができるが特有の突き方がある. 個人特有の独特な突き方が予備動作の有無の推定に影響を与える. と考える.

また, 最も精度が低かったのは被験者 L (予備動作あり) であり, 正解率は約 0.44 であった. 先程と同様, 被験者 K (予備動作あり) との違いを動画とグラフで比較する. グラフを確認すると, Y 軸と Z 軸方向の動きに違いがあり, 予備動作の有無の推定において大きな要因となることがわかった. 計測時の動画は 1 視点のみでの撮影であったた

め、Y 軸方向の動きは確認できなかったが、Z 軸方向の動きについては違いを確認することができた。両者共に Z 軸方向の動きはあったが、被験者 L は被験者 K に比べると小さい動きであったため、予備動作なしと判断された突きもあったと考える。

6. 今後の展望

6.1 課題

今後の課題は大きく二つ挙げられる。一つ目は、予備動作の有無の推定精度の向上である。現在の推定手法は、提案手法によって得られる図 3 のようなコスト推移グラフにおける極小値と極大値の差が、閾値を超えるかどうかという単純な分類である。そのため、精度は正解率が 0.78 に留まる結果となったが、練習支援システムとして利用するにはまだ精度が低いと考えられる。5 章における実験結果より、提案手法が予備動作の検出において有効であることが確認できたため、この手法により得られる値を活用した新しい推定手法を考える必要がある。新しい提案手法の一つとしては、提案手法によって得られる値を特徴量として機械学習を行い、予備動作の有無を分類する方法が考えられる。機械学習を導入するには、過学習を回避するためにより多くの突きデータを収集する必要がある。また 5 章でも述べたように、本システムが組手の練習支援システムとして有効に機能するためには、予備動作の見落としを抑える必要があるため、再現率を向上させるのが重要である。正解が予備動作ありのときに、予備動作ありと予測する真陽性の向上を目指しつつ、予備動作なしと推定してしまう偽陰性を抑えることが再現率の向上において重要である。

二つ目は、練習支援システムとしての有効性の調査である。本稿では、予備動作の有無を推定する手法を提案し、その手法による推定精度を評価した。高い精度での予備動作の有無の推定が可能になれば、それをわかりやすくユーザにフィードバックする手法の考案が必要である。現在、動画とグラフによってフィードバックする手法を考案しており、次節にて詳細に述べる。予備動作の有無の分類器とフィードバック手法を組み合わせた練習支援システムを作成した後、被験者にシステムを利用して練習をしてもらい、上達度を評価する必要がある。今後、練習支援システムとしての有効性を評価するためには、ユーザの上達度の評価指標を明確に定義する必要がある。

6.2 システム実装に向けて

練習支援システムを実装するために、検出した予備動作をどのようにフィードバックすれば、ユーザがより理解を深めることができるか考える。前節でも述べたように、動画とグラフによってフィードバックする手法を想定している。想定システムの概要図を図 9 に示す。順突きを行った際の加速度データを PC に無線で送信し、同時に Web カ



図 9: システム概要図

メラでその動作の様子を撮影する。PC で受信した加速度データを分析し、動作の中に予備動作が含まれているかを推定する。推定結果を可視化し、予備動作と推定された部分の動画をスロー再生して、ユーザに提示することで、自身の予備動作について理解を深めつつ、練習を行うことができる。

まず表示する動画について説明する。ユーザが慣性センサを用いて順突きの加速度データを取得している際、Webカメラにてその様子を撮影する。慣性センサと Webカメラを時間同期させ、予備動作が検出された部分の動画を切り取り、その部分をスロー再生することで、ユーザは自身の予備動作を繰り返し確認できる。予備動作の有無を推定する際は、コスト推移グラフにおける極小値と極大値のコストの差を用いた。極小値から極大値にかけてコストが増大しているのは、予備動作が含まれているのが原因であるため、2 点間の時間は予備動作があった区間であると考えられる。

次に表示するグラフについて説明する。動画を見るだけではわかりにくい予備動作について、グラフを見ながら分析することで、より深い理解を得られると考える。提示するグラフは、お手本となる予備動作なしデータセットと比較した、3 軸加速度のグラフや DTW 距離のワーピングパス、そしてコスト推移グラフなどが考えられる。ただし、ユーザが専門的な知識を持ち合わせていない場合、単純にグラフを表示するだけでは予備動作についての理解が困難であるため、グラフの表示方法について検討する必要がある。

7. まとめ

本研究では、空手の組手において重要な要素となる予備動作を抑えるため、加速度データを活用し、初心者が自身の予備動作を直観的に把握できる練習支援システムの構築を目指す。それにさきがけ本稿では、入力されたデータとあらかじめ準備した予備動作なしデータセットとの DTW 距離を基に類似度を計測することで予備動作の有無を推定する手法を提案した。また提案手法の有効性を検証するために、予備動作の有無によって結果に明確な差が表れるか

の調査を行った。調査結果より、予備動作の有無で、コスト推移グラフにおける極小値と極大値の差が約 1.16×10^8 であることが確認できた。調査結果を基に、提案手法による予備動作の有無の推定精度を評価した。その結果、予備動作の有無の推定に最適な閾値を設定でき、その際の推定精度は正解率が 0.78、適合率が 0.84、再現率が 0.72、F 値が 0.77 であった。比較のため、提案手法を用いずに予備動作の有無の推定も行ったが、その際の推定精度は正解率が 0.5、適合率が 0.5、再現率が 0.6、F 値が 0.55 であり、提案手法の有効性を示すのに十分な結果となった。

今後の課題として、予備動作の有無の推定精度向上と、フィードバック手法の考案、そして、練習支援システムとしての有効性の調査が挙げられる。また、ユーザの予備動作を正確に検出し、それをわかりやすくフィードバックすることで、組手練習をより効率的に行えるシステムを目指して設計を進める必要がある。設計に向け、機械学習を導入した推定精度の向上や、動画やグラフを用いたフィードバックシステムの開発を行う。

謝辞 本研究の一部は、JST CREST(JPMJCR18A3)の支援によるものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] H. Chaabene, Y. Hachana, E. Franchini, B. Mkaouer, and K. Chamari: Physical and Physiological Profile of Elite Karate Athletes, *Journal of Sports Medicine*, Vol. 42, No. 10, pp. 829–843 (Aug. 2012).
- [2] F. C. Donders: On The Speed of Mental Processes, *Journal of Acta Psychologica (Amst)*, Vol. 30, pp. 412–431 (1969).
- [3] C. Layton: Reaction+movement-time and Sidedness in Shotokan Karate Students, *Journal of Perceptual and Motor Skills*, Vol. 76, No. 3, pp. 765–766 (June 1993).
- [4] S. Mori, Y. Ohtani, and K. Imanaka: Reaction Times and Anticipatory Skills of Karate Athletes, *Journal of Human Movement Science*, Vol. 21, No. 2, pp. 213–230 (July 2002).
- [5] G. Fontani, L. Lodi, A. Felici, S. Migliorini, and F. Corradeschi: Attention in Athletes of High and Low Experience Engaged in Different Open Skill Sports, *Journal of Perceptual and Motor Skills*, Vol. 102, No. 3, pp. 791–805 (June 2006).
- [6] T. Hachaj, M. R. Ogiela, M. Piekarczyk, and K. Koptyra: Advanced Human Motion Analysis and Visualization: Comparison of Mawashi-geri Kick of Two Elite Karate Athletes, *Proc. of the 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, pp. 1–7 (Dec. 2017).
- [7] T. Hachaj, M. R. Ogiela, M. Piekarczyk, and K. Koptyra: Human Action Analysis: Templates Generation, Matching and Visualization Applied to Motion Capture of Highly-Skilled Karate Athletes, *Journal of Sensors*, Vol. 17, No. 11, pp. 1–24 (Nov. 2017).
- [8] D. Urribarri, M. Larrea, S. Castro, and E. Puppo: Visualization to Compare Karate Motion Captures, *Proc. of XXV Congreso Argentino de Ciencias de la Computación (CACIC)*, pp. 446–455 (Oct. 2019).
- [9] M. Takahata, K. Shiraki, Y. Sakane, and Y. Takebayashi: Sound Feedback for Powerful Karate Training, *Proc. of the 2004 Conference on New Interfaces for Musical Expression (NIME '04)*, pp. 13–18 (June 2004).
- [10] B. Emad, O. atef, Y. shams, A. El-Kerdany, N. Shorim, A. Nabil, and A. Atia: iKarate: Improving Karate Kata, *Journal of Procedia Computer Science*, Vol. 170, PP. 466–473 (Apr. 2020).
- [11] A. M. Vencesbrito, M. A. Rodrigues Ferreira, N. Cortes, O. Fernandes, and P. Pezarat-Correia: Kinematic and Electromyographic Analyses of a Karate Punch, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Vol. 21, No. 6, pp. 1023–1029 (Dec. 2011).
- [12] G. Giblin, E. Tor, and L. Parrington: The Impact of Technology on Elite Sports Performance, *Sensoria: A Journal of Mind, Brain and Culture*, Vol. 12, No. 2, pp. 3–12 (Nov. 2016).
- [13] B. Jens, M. Magni, P. Allan, P. G. Forge, and K. Peter: Training and Testing the Elite Athlete, *Journal of Exercise Science and Fitness*, Vol. 4, No. 1, pp. 1–14 (Jan. 2006).
- [14] Y. Adesida, E. Papi, and A. H. McGregor: Exploring the Role of Wearable Technology in Sport Kinematics and Kinetics: A Systematic Review, *Journal of Sensors*, Vol. 19, No. 7, pp. 1–26 (Apr. 2019).
- [15] Y. Wang, Y. Zhao, R. H. M. Chan, and W. J. Li: Volleyball Skill Assessment Using a Single Wearable Micro Inertial Measurement Unit at Wrist, *Journal of IEEE Access*, Vol. 6, pp. 13758–13765 (Jan. 2018).
- [16] Y. Guo, G. Liu, B. Huang, G. Zhao, Z. Mei, and L. Wang: A Pilot Study on Quantitative Analysis for Table Tennis Block Using a 3D Accelerometer, *Proc. of the 10th IEEE International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine (ITAB)*, pp. 1–4 (Jan. 2011).
- [17] L. Siska, J. Brodání, M. Stefanovský, and S. Todorv: Basic Reliability Parameters of a Boxing Punch, *Journal of Physical Education and Sport*, Vol. 16, No. 1, pp. 241–244 (Mar. 2016).
- [18] P. Sbriccoli, V. Camomilla, A. Mario, F. Quinzi, F. Figura, and F. Felici: Neuromuscular Control Adaptations in Elite Athletes: The Case of Top Level Karateka, *European Journal of Applied Physiology*, Vol. 108, No. 6, pp. 1269–1280 (Apr. 2010).