

逐次的な波形マッチングを活用した空手の組手における 予備動作認識手法

神戸大学大学院 工学研究科 電気電子工学専攻
金 宏 潤

1. 研究背景

空手の競技には大きく分けて「形」と「組手」があり、本研究では組手に焦点を当てる。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し勝敗を決する競技である。組手では、相手を攻撃したり、相手の攻撃を防御したりすることで、相手より多くのポイントを獲得すると試合に勝利できる。相手の攻撃を予測するためには、攻撃時の予備動作を察知する必要がある。反対に、自身が攻撃する際、予備動作なく組手技を繰り出すことができれば、攻撃は成功しやすくなる。

予備動作とは、組手技の直前に拳が動いたり、腕が下がったり、肩が上がったりする動作である。Petriらは、組手試合における「先読みの手がかり」の分析を行い、組手技の中でも突き技が準備段階で最も相手に認識されやすいことを明らかにした[1]。ここでの攻撃準備段階に行われる動作こそが予備動作であり、本研究では突き技における予備動作に着目した。攻撃時に予備動作を行ってしまうと、相手に攻撃のタイミングを知らせて防御の時間を与えてしまうため、組手試合において攻撃を上手く当てるためには、予備動作を低減することが重要である。

しかし、予備動作は無意識に行われることが多く、特に初心者や中級者にとって自身の予備動作を正確に認識し、改善することは困難である。この課題に対し、一連の組手動作の中で予備動作部分のみを自動的に検出する技術の確立が求められる。筆者は過去に、組手技の一つである順突きの静止状態における予備動作を検出する手法である GLID (gradually lengthening inverted-window dynamic time warping) を提案した[2]。GLID は、予備動作を含まない順突きのデータセットとの類似度に基づいて予備動作を推定する手法であるが、実際の組手試合では、突きの合間にステップ動作が頻繁に行われるため、GLID をそのまま適用するとステップ動作を予備動作と誤認識する可能性があり、検出精度が低下するという課題があった。ステップ動作とは、足の動きをコントロールして相手との位置関係や姿勢を調整する動作である。そこで本研究では、GLID に対し、組手試合における選手の動きの慣性データに GLID を適用可能にする前処理を組み合わせることで、組手試合における予備動作を検出する手法を提案する。前処理として、組手試合中の突きの慣性データからステップ動作区間のみを検出し、平滑化を施した。

2. 提案手法

本章では、組手試合中の順突きにおける予備動作を検出する手法である GWA-GLID を提案する。本手法は、静止状態での順突きの予備動作を検出する手法である GLID[2]に対し、組手試合中のステップ動作を検出し平滑化する前処理 GWA (gradually window-shrinking auto-correlation function)を組み合わせたものである。以下、まず GLID について説明し、その後 GWA について説明する。

2.1 GLID: Gradually Lengthening Inverted-window Dynamic Time Warping

本研究では組手技の中でも、空手選手が組手試合において最も多用する技である[3]順突きに着目する。従来手法による予備動作の検出は、三つの理由により困難である。まず、予備動作の加速度データの波形

は、突きや蹴りなどの組手技のジェスチャに比べて微小であるため、一連のジェスチャの中で予備動作のみの検出が難しいからである。次に、予備動作は組手技のジェスチャ中に行われるため、自動セグメンテーションなどのジェスチャの変化点を検出する手法では、予備動作が行われたタイミングの特定が難しいからである。最後に、予備動作の加速度波形パターンは不定であり、種類ごとにラベル付けされたデータセットの構築が難しいからである。

以上の特徴を考慮し、予備動作の有無を推定できる手法である GLID を提案した。GLID の概要を図 1 に示す。GLID では、予備動作を含まない順突きの慣性データで構成されるデータセット

(以下、「予備動作なしデータセット」とする)をあらかじめ用意する必要がある。

GLID にて順突きにおける予備動作の有無を推定するための詳細な手法について述べる。まず、予備動作部分の解析を容易にするために、突き始めから打点到達時までの慣性データを切り出す。突きの打点到達直前は速度が急激に 0 に近づくため、X 軸上の加速度データにおいて負のピーク値を得る。このピーク値が得られた時点を突きの打点到達時とする。次に、切り出した入力データと予備動作なしデータセットの時系列を反転する。予備動作がいつ、どのように行われるかは毎回異なるため、突き始めから時系列順に分析しても、予備動作の検出は困難である。ここで、順突きの打点直前の慣性データの波形は、予備動作の有無に関わらず類似している点に注目する。そのため、各データの時系列を反転することで、類似波形のあとに続く波形の類似度から入力データの予備動作の有無を推定できる。最後に、入力データのデータ長を突きの打点到達時から突き始めの方向に段階的に長くしながら、予備動作なしデータセットとの DTW 距離[4]を逐次的に計算する。予備動作を含む入力データの場合、段階的に長くなる入力データに予備動作の部分が含まれていくにつれ、予備動作なしデータセットとの DTW 距離が大きく増加する。これは、予備動作に該当する波形パターンが、予備動作なしデータセットには存在しないからである。入力データのデータ長を長くしながら、逐次的に計算した DTW 距離の推移を図 2 示す。入力データに予備動作が含まれているか否で、グラフの最初の極小値と極大値の差に大きな違いがあるため、予備動作検出における指標とする。

2.2 GWA: Gradually Window Shrinking Autocorrelation Function

GLID では、実際の組手試合において予備動作なく順突きを繰り返しているのかを確認できない。そこ

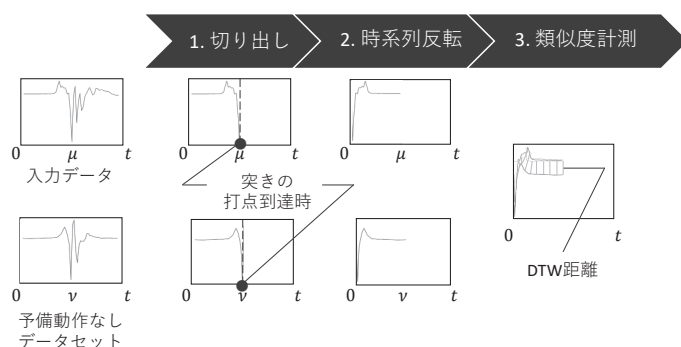


図 1 GLID の概要

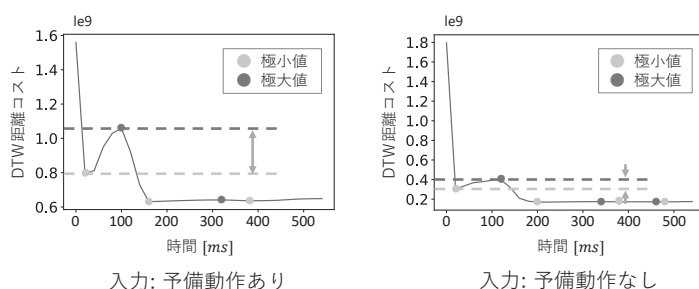


図 2 予備動作の有無による DTW 距離コスト推移の比較

で本研究では、組手試合のように選手が常に動いている状態でも予備動作を検出できる新しい手法である GWA-GLID を提案する。GWA-GLID とは、組手試合中に行われるステップ動作を検出して平滑化するための前処理である GWA を、GLID と組み合わせた手法である。組手試合の特徴の一つとして、選手が攻撃や防御などの前後で常にステップ動作を行って点が挙げられる。ステップ動作とは、組手の基本的な構えをしながら、その場で小刻みにジャンプしたり、前後左右に移動したりする動作であり、攻撃までの動きをスムーズにし、相手に間合いや攻撃タイミングを予測させにくくするものである。GLID では、このステップ動作を予備動作と誤認識してしまう可能性が高い。そこで、GWA により組手試合中にステップ動作が行われた区間を検出し平滑化することで、組手試合中の順突きにおける予備動作の有無を推定できるようになると考える。本論文では、スライディングウィンドウ内の慣性データがステップ動作か否かを、それぞれ「ステップウィンドウ」または「非ステップウィンドウ」と表す。また、組手試合中の動きの慣性データをセグメンテーションしたデータ区間がステップ動作であるか否かを、それぞれ「ステップ区間」または「非ステップ区間」と表す。

定常性判定によるステップウィンドウ検出

ステップ動作では、一定の動作が繰り返されており、定常性を有する。そこで、自己相関関数 (ACF: auto-correlation function) を用いて、スライディングウィンドウ内の慣性データがステップ動作であるか否かを判定する。Murao ら[5]を参考に、スライディングウィンドウ内の ACF 計算結果に基づいて、ステップウィンドウを検出するための処理を Algorithm1 に示す。ACF の値を計算する

ウィンドウサイズ N は 50 サンプル (1,000ms) とする。このアルゴリズムにより、ACF の計算結果と定常性判定のための閾値を得ることができる。GWA では、最初に得られるピーク r_k の値が $Threshold$ を超えた場合、ステップウィンドウと判定する。 $Threshold$ の計算において、 α は係数であり本稿では 0.5 とした。この値は α を 0.1 から 1.0 まで 0.1 刻みで調整した結果をもとに決定した。また、ACF の値はラグ k の増加とともに直線的に減少し、正弦波などの完全な周期波形のピーク高さは $1 - k/N$ となる。

ステップ/非ステップ動作区間の境界点検出

スライディングウィンドウによる定常性判定結果に基づいて、組手試合中に行われた順突きの慣性データから、ステップ動作区間と非ステップ動作区間をセグメンテーションするための方法について述べる。まず、3 軸加速度それぞれに対して Algorithm1 を用いて、ステップウィンドウと非ステップウィンドウの分類を行う。以下の処理は、各軸それぞれに実行するものとする。次に、非ステップウィンドウが一定数連続した場合、その最初のウィンドウを非ステップ動作区間の始まりのウィンドウとする。連続する非ステップウィンドウの数を 2 から 10 まで調査した結果、最も正確な結果が得られたのは 7 ウィンドウであった。そして、Algorithm2 によって、ステップ動作区間と非ステップ動作区間の正確な境界点を、非ステップ動作区間の始まりのウィンドウ内から特定する。非ステップ動作区間の始まりのウィンドウは予備動作が含まれている場合、「ステップ動作」、「予備動作」、「組手技」の順で構成されていると考えられる。このウィンドウのデータ長を時系列の終わりから徐々に縮めていきながら、その都度 ACF の値

Algorithm 1 ACF 計算結果に基づく閾値設定

Require: Sliding window data $d(t)$ for arbitrary axes in D^{Acc}

Ensure: r_k and $Threshold$

Let $ACF(x(t))$ be a method that calculate r_k of the acceleration data $x(t)$

for $k = 1, 2, \dots, N$ **do**

$r_k = ACF(d(t))$

if $r_k > r_{k-1}$ and $r_k > r_{k+1}$ **then**

$Threshold = \alpha \cdot (1 - k/N)$

Break

end if

end for

を計算した結果を図3に示す。ウィンドウが短くなるにつれて、予備動作と組手技の部分は徐々に省略されていくため、定常性のあるステップ動作部分だけが残る、ACFの値は徐々に増加する。ステップ動作部分だけが残るとACFの値は最大となり、その後もウィンドウを縮めていくとACFの値は小さくなっていく。このピークが検出された時点が、非ステップ動作区間の開始点と考える。ステップ動作の定常性が認識されるようになる時間の長さは選手によって異なるため、最初からウィンドウサイズを小さくすると、ステップ動作の定常性が正確に認識されない可能性がある。そのため、大きいウィンドウサイズでスライドさせた後に、上記のような処理を行う必要がある。

同様の方法で非ステップ動作区間の終了点も検出する。最後に、各軸で検出されたステップ動作区間と非ステップ動作区間の境界点に基づいて、全体の境界点を決定する。そのため、水平方向の動きであるX軸とZ軸の結果の論理積と、垂直方向の動きであるY軸の結果の論理和を求めることで、正確な境界点を検出できる。しかし、この方法では境界点の決定基準が厳密であるため、境界点を検出できない場合がある。その際には、3軸それぞれの結果の論理和を求めることで、非ステップ動作区間の開始点と終了点を決定する。以上の手法により、組手試合での順突きにおけるステップ動作区間と非ステップ動作区間の境界点を検出できる。

移動平均法によるステップ動作区間の平滑化

組手試合中の順突きにおけるステップ動作区間を、移動平均法を用いて平滑化する方法について述べる。検出されたステップ動作区間における、3軸加速度と3軸角速度の計6軸のデータに対して、移動平均法を適用する。移動平均を算出するウィンドウサイズは50サンプル(1,000ms)とする。この平滑化により、組手試合中の順突きに対してGLIDを適用しDTW距離を計算する際に、ステップ動作と予備動作の慣性データが誤認識されにくいようになる。

Algorithm 2 定常性が切り替わる境界点の検出

Require: The first detected non-step window data $d'(t)$

Ensure: The boundary point t_b

Let L be the number of the time series data $d'(t)$

Let $\text{shrink}(x(t))$ be a method that shrinks the length of the time series data $x(t)$ from 1 to l

Let $ACF\ List$ be a list of the ACF results

for $l = 1, 2, \dots, L$ **do**

$s(t) = \text{shrink}(d'(t))$

for $k = 1, 2, \dots, N$ **do**

$r_k = ACF(s(t))$

if $r_k > r_{k-1}$ and $r_k > r_{k+1}$ **then**

Add r_k to $ACF\ List$

Break

end if

end for

end for

$t_b = \text{the index of } \max(ACF\ List)$

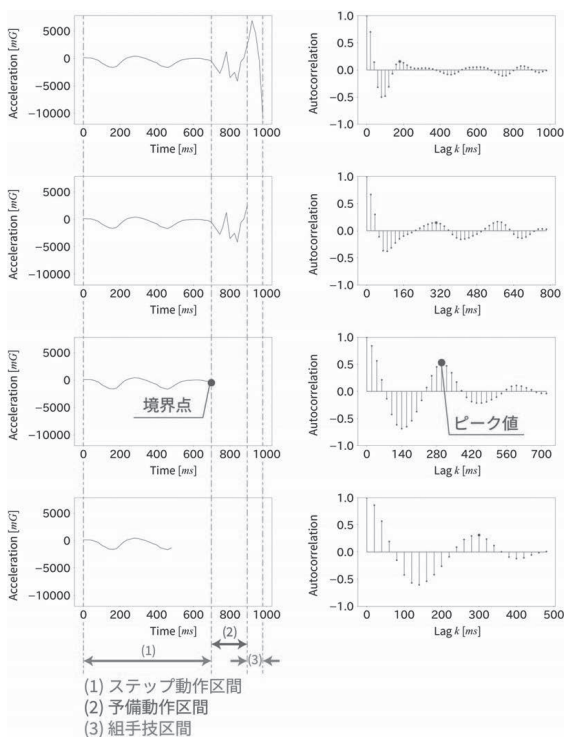


図3 ウィンドウデータを縮めながらACFを計算した結果にもとづく境界点の検出

ステップ動作と予備動作の慣性データが誤認識されにくいようになる。

3. 評価実験

3.1 実験内容

組手試合の順突きにおける予備動作の有無を推定する手法である，GWA-GLID の精度を評価する実験を行った．被験者は神戸大学の空手道部に所属する空手歴 3 年未満の 4 名(10 代男性 2 名，20 代男性 2 名)である．さらに，神戸大学の空手道部に所属する空手歴 3 年以上の 3 名(以下，「判定者」とする)に，予備動作の有無を判定してもらった．判定者はコートの外に立ち，慣性センサを装着した被験者が繰り出す順突きの予備動作の有無を目視で判定した．そして，試合中に行われた各順突きが予備動作を含むかどうかを手元の評価シートに順次記録した．

本実験では被験者同士で組手試合を行った．各試合において，1 名の被験者の手首に慣性センサを装着し，試合中の動作の加速度データと角速度データを計測した．試合時間は 2 分とし，8 試合分のデータを収集した．試合の際には，順突きのみを行うではなく，普段通りに複数種類の組手技を繰り出しながら試合を行うように指示した．その中で，慣性センサを装着した被験者は，8 試合を通して計 51 回の順突きを行った．試合終了後，各順突きに対して予備動作有無の正解ラベルを付与した．評価シートをもとに，2 名以上が予備動作があると判定した場合は「予備動作あり」とし，そうでない場合は「予備動作なし」とした．

3.2 実験結果

組手試合の順突きにおける予備動作検出精度を，提案手法である GWA-GLID と従来手法である GLID で比較した結果を表 1 に示す．組手試合中の各被験者の順突きに対する，提案手法と従来手法での予備動作検出精度について t 検定を行ったところ，提案手法が有意に検出精度が高かった ($t(3) = 4.23, p < 0.05$)．組手試合中の順突きにおける予備動作検出精度にて，提案手法は従来手法を大きく上回り，0.208 の精度向上が見られた．この結果は，GWA がステップ動作を検出できており，ステップ動作区間と非ステップ動作区間のセグメンテーションが正確にできていることを示している．

表 1 手法ごとの予備動作検出精度の比較

	GLID	GWA-GLID
Accuracy	0.667	0.875
Precision	0.667	0.789
Recall	0.737	1.000
F-measure	0.700	0.882

4. 今後の展望

今後は，まず閾値の係数である α を自動で最適化する手法を開発する必要がある．この手法により，ステップ動作区間と非ステップ動作区間の境界点を検出できないケースをなくすことを目指す．

さらに，組手試合のセグメンテーションと組手技の種類，そして予備動作の有無を自動で認識できる手法を開発する必要がある．この手法は以下のアプローチで実現できると考える．まず，順突きのみではなく，各組手技の予備動作なしデータセットを構築する．次に，データセットを用いて組手技の種類を分類できる機械学習モデルを開発する．そして，検出された組手技の打点到達時点前後のデータセグメントを分析し，開発したモデルで組手技の種類を分類する．最後に，本研究で提案した GWA-GLID を適用して予備動作の有無を推定する．

このような手法を活用して，試合後に自身が予備動作なく順突きを行っていたのかを振り返ることで，効率的な練習ができるように支援できるシステムを開発する．

参考文献

- [1] K. Petri, M. Droste, and K. Witte: Analysis of Anticipatory Cues in Karate Kumite Using an In-situ-study, *Journal of Martial Arts Research*, vol. 3, no. 3, pp. 1-20 (Nov. 2020).
- [2] K. Kim, S. Tsuchida, T. Terada, and M. Tsukamoto: KARATECH: A Practice Support System Using an Accelerometer to Reduce the Preliminary Actions of Karate, *Journal of Sensors*, vol. 24, no. 7, p. 2306 (Apr. 2024).
- [3] H. Chaabène, E. Franchini, B. Miarka, M. A. Selmi, B. Mkaouer, and K. Chamari: Time-motion analysis and physiological responses to Karate official combat sessions: is there a difference between winners and defeated Karatekas?, *Journal of Sports Physiology and Performance*, vol. 9, no. 2, pp. 302-308 (Mar. 2014).
- [4] C. S. Myers and L. R. Rabiner: A Comparative Study of Several Dynamic Time-Warping Algorithms for Connected Word Recognition, *Journal of Bell Syst. Tech. J.*, Vol. 60, No. 7, pp. 1389-1409 (Sep. 1981).
- [5] K. Murao and T. Terada: A Motion Recognition Method by Constancy-decision, *Proc. of International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2010)*, pp. 1-4 (Oct. 2010).