

武道の修得支援のための攻防スキル抽出法

Offense and Defense Skill Extraction for Supporting Martial Arts Practice

田中 一基^{*1}
Kazumoto TANAKA

長谷川 誠^{*1}
Makoto HASAGAWA

小林 規矩男^{*1}
Kikuo KOBAYASHI

黒瀬 能幸^{*1}
Yoshinobu KUROSE

^{*1} 近畿大学工学部
School of Engineering, Kinki University

This paper proposes a method of offense and defense skill extraction in martial arts. The extracted knowledge of the skill will be useful for supporting martial arts practice. The skill is a piece of *open skill* that is performed against changing opponent motion, therefore the skill must be explained as a cause-and-effect sequence between offensive motion and defensive motion. To extract such skill, our method searches key motion sequence that is correlated with effective attack using a mining method for correlated association rules. We successfully extracted some pieces of the skill in KARATE using the method.

1. はじめに

スポーツや芸道の熟練者が獲得したスキルを明らかにすれば、訓練や修練の方法に新たな道が開ける。そこで、スポーツ科学や認知科学、人工知能などの工学分野から、スキル解明の様々なアプローチが行われている[古川 05]。スキルには、正確で美しい動作など個体のパフォーマンスに要するクローズドスキルと、刻々と変化する対象に対して適切な動作を選択実行するためのオープンスキルがある。これまでの研究では、目的になかった筋肉の協調の仕方など、主としてクローズドスキルを解明する取り組みが多い。

一方、オープンスキルは対人競技型のスポーツで重要である。このようなスポーツの1つに武道競技があり、そのオープンスキルは、2者間に見られる駆け引きのスキル(以後、攻防スキル)である。このようなスキルは、基本技に関するスキル(クローズドスキル)と同様に暗黙的な知識である。その指導方法は、試合形式の練習において、練習者が(偶然に)上手く技を出したときに「今のタイミングを忘れるな」といった直感的な指摘に基づくものが多い。本研究の目的は、技の効率的な修得の支援を目指し、武道競技の攻防スキルを明らかにすることである。

技の駆け引きは、攻めに有利な状況の取り合いであり、相手の動きや構えなどの状況に応じて行う。このため、攻防スキルは試合の両者の状況から抽出する。関連研究として、剣道で相手と対峙したときの有効な構えを、決定木学習により抽出したものがあるが[齊藤 02]、動的な攻防を対象としたものではない。また、武道と同様に2者間の攻防を行うボクシングについて、有効なパンチを出すスキルを実験により考察した研究があるが[Hristovski 06]、相手との距離に応じたパンチテクニックの考察であり、相手の状況は考慮されていない。

本稿では、試合で“1本”などの決め技に至るまでの攻防のシーンから、攻防スキルを抽出する手法を提案する。提案手法は、相関ルールを抽出するデータマイニング手法に基づき、両者の時系列の状況から、技の成功と相関のある部分系列を攻防スキルとして取り出す。また、本手法を空手道競技の攻防に適用した結果を示す。

2. 攻防スキル抽出法

まず、駆け引きの結果で攻め技を出した側を攻め側、相手を受け側と呼ぶこととする。駆け引きの過程を理解するには、動作の時空間波形データを直接扱うよりも、“攻め側の前進開始”といった意味情報に変換した系列を解析対象とする方法が適している。本稿では、この情報の各々をイベントと呼ぶ。そこで、イベントは各身体部位の動作の意味ラベルで表わし、攻め側と受け側の両方で生じた全てのイベントの集合を、状態と呼ぶこととする。

攻め側や受け側の動作が駆け引きのために意図して行なわれたものであれば、どの状態でもどの動作の開始や終了を行ったのかというタイミングは、攻防スキルを理解する上で重要と思われる。したがって、動作の開始/終了を表わす開始イベント/終了イベント、および動作中を表わす動作中イベントを用意する。また、イベントの意味ラベルに時間表現(たとえば“瞬間的”)を加えることで、イベントの継続時間を定性的に表現する。以上により、駆け引きの過程を状態系列で表わす。図1に、動作 A と B のイベントによる状態系列の例を示す。

状態番号		1	2	3	4	5
攻	A 開始イベント	■				
	A 動作中イベント		■	■	■	
	A 終了イベント					■
	B 開始イベント			■		
	B 動作中イベント				■	■
	B 終了イベント					
受	A 開始イベント	■				
	A 動作中イベント		■	■	■	
	A 終了イベント					■
	B 開始イベント					

図1 状態系列の例

攻防スキルは、技が成功する状態系列から、駆け引きを特徴づけるイベント集合系列(以後、特徴イベント集合系列)として抽出する。一方、定性データ(アイテム)の系列から頻出系列パターンを発見するアルゴリズムとして、GSP[Agrawal 95]、SPAM[Ayres 02]、PrefixSpan[Pei 04]などが良く知られている。これらは、任意の系列の頻度はその全ての部分系列の頻度以下になるというアプリオリ性に基づき、頻出の部分系列を順次成長させていく手法である。しかしながら、本研究対象には以下に

示す留意点があり、これまでのアルゴリズムをそのまま適用することはできない。

- (1) 状態が特徴イベント集合を持つ可能性は一様でない：駆け引きの過程は認識判断と行動の繰り返しである。したがって、駆け引きの終わりに近い状態は決め技の判断と強く関わると考えられる。一方、駆け引きの初期過程の状態は、頻出のイベントがあったとしても決め技と因果的な繋がりを持たない可能性がある。これに対して一般的な系列マイニングでは、アイテムの出現順序には注目するが時間軸上の絶対位置は考慮しない。以上により、特徴イベント集合系列の抽出には、決め技の直前の特徴イベント集合抽出から開始し、状態系列を遡上して特徴イベント集合系列を成長させるようにコントロールする必要がある。
- (2) 特徴イベント集合は攻め側と受け側の要素を持つ：特徴イベント集合系列は、相手のどのイベントに対してどのようなイベントを起こすのかを示す系列である。このため特徴イベント集合は、攻め側と受け側から少なくとも1つずつ抽出したイベントを要素とする必要がある。
- (3) 特徴イベント集合は相関で決める：技が成功する状態系列に頻出するパターンが、技の失敗の状態系列で頻出しないという保証は無い。また、ある攻防スキルのパターンが多くに選手に実行されるとは限らず、したがって技が成功する状態系列に頻出する保証も無い。すなわち、特徴イベント集合系列は、頻度 (support) により決めるのではなく、技の成功との相関に注目する必要がある。

以上に対応する攻防スキル抽出法として、まず 2.1 で状態系列の生成方法を示し、特徴イベント集合系列のマイニング法を 2.2 で示す。

2.1 状態系列の生成

動作計測に必要な身体部位と計測方法、および動作の波形データからのイベント同定方法は、武道競技の種類に応じて決める。ここでは、イベント同定後に行なう状態系列の生成について述べる。

まず、計測時刻によりイベントを時系列に並べた系列を作成する。次に、同一の状態が連続した部分は、重複しないよう削除する (イベントの意味ラベルは継続時間の意味を持つため削除可能である、図2参照)。以上により、動作のタイミングを表わす状態系列が得られる。なお、動作を時間軸上で幾つかに分割して個別にイベントを定義すれば (たとえば“前進初期の開始イベント”など)、タイミングをより詳しく表現可能となる。

特徴イベント集合系列の抽出においては、技の成功との正相関かつ失敗との負相関に注目する。このため、状態系列は、成功の場合と失敗の場合の2クラスを用意する。

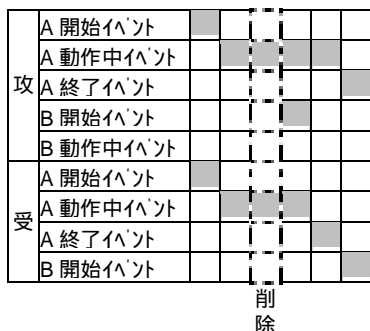


図2 状態系列の生成過程の例

2.2 特徴イベント集合系列のマイニング

特徴イベント集合系列は、決め技を出す直前の特徴イベント集合の抽出より開始し、状態系列を遡上して抽出を繰り返す。まず、最初の抽出について述べる。

データマイニングでは、元来、マーケットで販売されている個々の商品をアイテムと呼ぶ。購買データベースから、「アイテム X を購入すればアイテム Y を購入する」といった傾向が発見された場合、これを相関ルールと呼ぶ。相関ルールは、(X=true) (Y=true) と表わす。一方、特徴イベント集合の抽出においては、条件部 X を「決め技を出す直前のイベント集合」、結論部 Y を「技の成功」とし、Y=true に固定した相関ルールを抽出する。この結果、条件部のイベント集合を特徴イベント集合として取り出す。マイニングの手法は AprioriSMP [Morishita 00] による。この手法は、X=true/false と Y=true/false の組み合わせ (分割表) において、それぞれの条件を満たす状態系列数を用いて計算される。χ² 値により、X と Y の独立性の検定を行い、Y と相関の強い X を抽出する。

分割表を表1に示す。表の各セルの値は状態系列の数を表わす。ただし、X: イベント集合, Y: 技の成功, m: 成功の状態系列数, n: 状態系列の総数, である。χ² 値は、表1の各値を用いて式(1)により計算する。この結果を適当な閾値と比較し、X と Y の相関を評価する。

表1 分割表

	Y=true	Y=false	row
X=true	y	x-y	x
X=false	m-y	n-m-(x-y)	n-x
column	m	n-m	n

$$\chi^2 = \frac{(y-x)m/n)^2}{x m/n} + \frac{(x-y-x(n-m)/n)^2}{x(n-m)/n} + \frac{(m-y-(n-x)m/n)^2}{(n-x)m/n} + \frac{(n-m-(x-y)-(n-x)(n-m)/n)^2}{(n-x)(n-m)/n} \quad (1)$$

X は、イベントの数え上げにより生成し、それぞれ評価を行うが、これには、イベントの辞書式順序木の深さ優先探索を用いる。ただし、攻め側と受け側の両方からイベントを抽出するため、探索木は、以下で述べるように攻め側と受け側の各順序木を接いだ木を用いる。

攻め側のイベントを O_i (i=1~N)、受け側のイベントを D_i (i=1~M) とする。攻め側のイベントと受け側のイベントは、それぞれ添え字 i により昇順にソートされるものとする。これにより、攻め側のイベント集合を攻め側の順序木のノードに対応づけることができる。また受け側も同様である。そこで、攻め側の木の各ノードが根となるように受け側の木を接ぎ木し、受け側の木の根 (O_i の集合) とその木の各ノード (D_i の集合) を併せてイベント集合 X を生成する。順序木を接いだ木の一部を図3に示す。たとえば根が O₁ である受け側の木のノード D₁, D₂ の場合は、{O₁, D₁, D₂} を X とする。以上により探索は、まず深さ優先で攻め側のノードを訪問し、続いて受け側の木を深さ優先探索する。

次に、探索の枝刈りフェーズについて述べる。まずイベント集合 X_i について、表1の x を x(X_i), y を y(X_i), とする。このとき、X_i X_j である X_j をどのように選んでも X_j の χ² 値の上限は、式(1)で x=y(X_i), y=y(X_i), および x=x(X_i)-y(X_i), y=0 とおいて計算した値のうち、大きいほうの値となることが証明されている [Morishita 00]。これにより、χ² 値の閾値を設定し、χ² 値の上限値が閾値に満たないノードから先を枝刈りする。

特徴イベント集合の抽出アルゴリズムを図4に示す。図の O_i , D_j は、それぞれ攻撃側のイベント、受け側のイベントであるが、あらかじめ $Y=true$ との相関を評価して選んだイベントを用いる。また、受け側の木については、繰り返し利用(接ぎ木)するため、あらかじめ枝刈りした木を用いることで枝刈りの重複を避ける。なお閾値は、 χ^2 検定で用いる有意水準から適切に決める。また、相関ルールの結論部($=true$)と負相関の特徴も抽出される可能性があるが、頻度によりこれを取り除く。

このアルゴリズムを繰り返し用いて、特徴イベント集合系列を抽出する。ただし、 X は「系列を遡上した状態におけるイベント集合」、 Y は「技の成功かつ抽出済みの部分系列につながる」である。系列抽出のアルゴリズムを図5に示す。

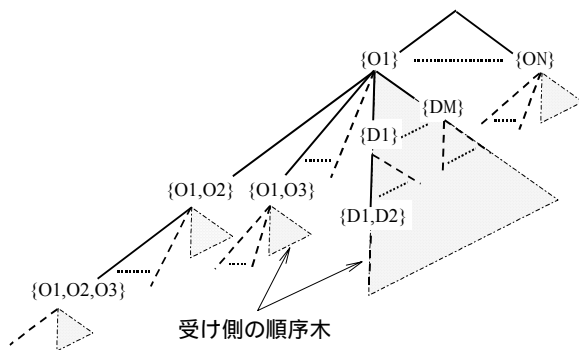


図3 攻め側と受け側の順序木の接ぎ木

3. 実験

提案手法の実験について述べる。対象の武道として、国体種目の空手道を取り上げた。また、状態系列は、「先の先」と呼ばれる攻撃の駆け引きに限定して収集した。「先の先」とは相手よりも先に打ち込んで勝つ戦術であり、有利なタイミングを先取りするやり方は、身体で覚える暗黙知である。これに限定した理由は、最もシンプルな直線的な攻防であり、動作計測も比較的シンプルであることが期待され、システムの簡素化を図ったためである。

3.1 動作計測

イベントの種類は、空手道の専門家の意見を参考に決めて決めた。また、動作データを定性値に変換するための閾値も同様にして決めた。イベントの一部を表2に示す。

表2 イベントの一部

部位	イベント
胴体中心	短期間前進運動(開始, 中間, 終了)
	短期間前進運動(高速, 中速, 低速)
	短期間上下運動(開始, 中間, 終了)
	短期間上下運動(高周波, 低周波)
	間合い(遠, 中, 近)
左手, 右手	ガード(上段, 中段, 無)

状態系列は、試合の記録ビデオから対象のシーンを切り出して収集した。試合は、国体など上級者クラスの選手が参加する試合と、地方大会など初級者クラスが参加する試合の2クラスとし、それぞれ130シーンを集めた。また、それぞれのクラスでは、技が成功したシーンと失敗したシーンは同数とした。

/*特徴イベント集合抽出(関数 KESE より開始)*/

```

Function KESE{
  KS = { } /*要素は特徴イベント集合*/
  /*受け側の木の枝刈りノードを調べる*/
  PN = /*枝刈り対象ノードの集合*/
  for j = 1,...,M do{
    call EXPAND_D({Dj}, j);
  }
  /*接ぎ木と抽出*/
  for i = 1,...,N do{
    call EXPAND_O({Oi}, i);
  }
}

Function EXPAND_D(D, w){
  upperlimit = max( $\chi^2(y(D),y(D))$ ,  $\chi^2(x(D)-y(D),0)$ );
  if upperlimit < THRESHOLD then PN = PN - D; return;
  for j = w+1,...,M do{
    call EXPAND_D(D - {Dj}, j);
  }
}

Function EXPAND_O(O, w) /* O は攻め側のノード*/
  upperlimit = max( $\chi^2(y(O),y(O))$ ,  $\chi^2(x(O)-y(O),0)$ );
  if upperlimit < THRESHOLD then return;
  for j = 1,...,M do{
    if {Dj} PN then continue;
    call EXPAND_D2(O, {Dj}, j); /*ノード O に接ぎ木*/
  }
  for i = w+1,...,N do{
    call EXPAND_O(O - {Oi}, i);
  }
}

Function EXPAND_D2(O, D, w) /*D は受け側のノード*/
  X = O - D;
  upperlimit = max( $\chi^2(y(X),y(X))$ ,  $\chi^2(x(X)-y(X),0)$ );
  if upperlimit < THRESHOLD then return;
  if  $\chi^2(x(X),y(X)) \geq THRESHOLD$  then KS = KS - X;
  for j = w+1,...,M do{
    if D - {Dj} PN then continue;
    call EXPAND_D2(O, D - {Dj}, j);
  }
}
    
```

図4 特徴イベント集合の抽出アルゴリズム

/*特徴イベント集合系列抽出*/

```

S = { }; /*要素は特徴イベント集合系列*/
do{
  for each s S do{
    call KESE; /*結論部 Y が「技の成功かつ抽出済みの部分系列 s につながる」の場合の相関ルールの抽出*/
    if KS is empty then continue;
    S = S - {s};
    for each ks KS do{
      S = S - {ks s}
    }
  }
} while S is updated;
output S;
    
```

図5 系列の抽出アルゴリズム

動作計測は次のように行った。試合ビデオでは人体計測用のマーカは無いため、ビデオの各フレームに対し、手作業により身体部位別に定めたカラーマークを各部位に着色し、カラートラッキングにより動作データを得た。なお、手のガード位置など自動判別が困難なものは、実験者が目視で同定した。

3.2 抽出結果

特徴イベント集合系列の抽出結果は、系列が短いなどの理由で駆け引きが読み取れないものを除くと、上級者クラスでは図6に示す1パターン、初級者クラスでは図7に示す2パターンであった。なお、探索の枝刈りは、²テストにおける有意水準 5%により、²(0.05)=3.84を閾値とした。

上級者クラスの結果は、攻め側が急速に前進して受け側を後退させた後、前進停止により受け側が前進に転じた瞬間を捉えて技を出した、と解釈できる。この結果について空手道の専門家の意見を聞いたところ、経験的に納得できるとのことであった。

次に、初級者クラスの結果を見ると、受け側は静止のままで、攻め側が後退やジャンプから前進へと、動きを変化させて攻めている。これは駆け引きというよりも、攻め側の運動能力すなわちクローズスキルに大きく依存した攻めである、といえる。

攻	高速短期間前進開始								
	高速短期間前進中								
	高速短期間前進終了								
	短期間静止開始								
	短期間静止中								
	短期間静止終了								
	受	高速短期間前進開始							
高速短期間前進中									
高速短期間後退開始									
高速短期間後退中									
高速短期間後退終了									
短期間静止開始									
短期間静止終了									

図6 上級者クラスで見つかった特徴イベント集合系列

攻	高速短期間前進開始							
	高速短期間前進中							
	高速短期間後退開始							
	高速短期間後退中							
	高速短期間後退終了							
	受	長期間静止中						

攻	高周波長期間上下中							
	高周波長期間上下終了							
	高速短期間前進開始							
	高速短期間前進中							
受	長期間静止中							

図7 初級者クラスで見つかった特徴イベント集合系列

4. おわりに

武道競技の攻防スキルを抽出する手法を提案した。また、空手道競技の「先の先」と呼ばれる攻めのシーンからスキルを抽出した。結果は妥当と考えられるが、今後はさらに多くのシーンを集めてスキルを明らかにし、その修得支援の検討を行う予定である。

謝辞：本研究は文部科学省科学研究費補助金(基盤研究(C) 課題番号 18500744)の助成を受けて行った。また、本学の空手道部監督 松元和昭氏の協力に感謝する。

参考文献

[Agrawal 95] R. Agrawal and R. Srikant: Mining Sequential Patterns, Proc. of the 11th ICDE, pp.3-14 (1995)

[Ayres 02] J. Ayres, J. Gehrke, T. Yiu, et al. : Sequential Pattern Mining Using A Bitmap Representation, Proc. of the 8th SIGKDD, pp.429-435 (2002)

[古川 05] 古川康一, 植野研, 尾崎知伸, 神里志穂子, 川本竜史, 渋谷恒司, 白鳥成彦, 諏訪正樹, 曾我真人, 瀧寛和, 藤波努, 堀聡, 本村陽一, 森田想平: 身体知研究の潮流 - 身体知の解明に向けて -, 人工知能学会論文誌, Vol.20, No.2, pp.117-128 (2005)

[Hristovski 06] R. Hristovski, K. Davids, D. Araújo, et al. : How Boxers Decide to Punch A Target: Emergent Behaviour in Nonlinear Dynamical Movement Systems, Journal of Sports Science and Medicine, Vol.5, CSSI, pp.60-73 (2006)

[Morishita 00] S. Morishita and J. Sese: Traversing Itemset Lattices with Statistical Metric Pruning, Proc. of PODS2000, pp.226-236 (2000)

[Pei 04] J. Pei, J. Han, B. Mortazavi-Asl, et al. : Mining Sequential Patterns by Pattern-Growth: The PrefixSpan Approach, IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, Vol.16, No.11, pp.1424-1440 (2004)

[齊藤 02] 齊藤慎也, 小森麻央, 杉山岳弘, 佐治斉, 杉山融, 山口高平: 少年剣士のフォーム矯正のためのイメージデータマイニング, FIT2002, pp.5-6 (2002)