

## アーチェリーの射形へのクラスタリング手法の適用

原 圭司 高橋 健一 上田 祐彰 宮原 哲浩  
(広島市立大学大学院 情報科学研究科)

### 1. はじめに

近年、計算機の発達とネットワークの整備により、大規模データを収集、蓄積することが可能になった。そのため、収集したデータを解析して、データの中から価値のある知識を発見することが可能になった。クラスタリングは、知識発見のための、重要なデータ解析手法の1つである[1]。

一方、アーチェリーという射的競技は、矢を射るための「射形」という動作が存在する。射形は競技者の技量によって異なり、得点に大きく影響を及ぼしていることが知られている。本研究では、アーチェリーの射形に対してクラスタリング(k-means法)と分類技法(c4.5)を適用し、競技者の技量を射形によって分類する。本研究の目的は、射形のどの部分に注目すればよいのかを発見し、アーチェリーの技術向上に役立てることである。

### 2. クラスタリング

クラスタリングとは、対象のデータをクラスと呼ばれるいくつかの部分集合に分割することである。クラスタリング手法は大きく二つのタイプに分けられ、最短距離法などの階層的な手法と、k-means法などの分割最適化手法と呼ばれている。本研究では、クラスタリング手法としてk-means法を用いる。k-means法は、セントロイドをクラスタの代表点とし

$$\sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} (D(x, c_i))^2$$

の評価関数を最大化する。 $D(x, c_i)$ は、 $x$ と $c_i$ の距離関数である。最適解の探索は図1のように、対象のクラスタへの割り当てと代表点の再計算を交互に繰り返して行う。この手法は山登り法であり、局所最適解しかも求められない。そのため、ランダムに初期値を変更して、評価関数を最大にする結果を選択する[1][2]。

1.  $k$ 個の代表点  $c_1, \dots, c_k$  をランダムに選択
2. すべての対象  $x$  を、 $D(x, c_i)$  が最小となる代表点に割り当てる
3. 代表点への割り当てが変化しなければ終了し、そうでなければ各クラスタのセントロイドを代表点にしてステップ2へ

図1 k-means法

### 3. アーチェリー

アーチェリー(Archery)とは、弓で矢を射、18m、30m、50m、70m、90mのいずれかの距離に設定された的を狙い得点を競う射的競技である。射形は射法八節と呼ばれる8つの動作からなる。すべての競技者に対して特定の形が良いとは言えないが、根本的な動きは変わらない[3]。

本研究では射法八節のうち、的を狙い、矢を射、射った直後の動作であるフルドロー、リリース、フォロースルーの三節に対して、クラスタリングを適用する。

### 4. 射形の属性

表1にクラスタリングの対象となる射形の各部位の属性を示す。また、各個人のアーチェリーの技量を、1~5の5段階評価で表している。技量の値が高ければ、その各個人はアーチェリーの技量が高いことを意味する。

表1 射形の属性

属性番号	節	備考	
0	フルドロー	正面：肘 手のひらの傾き	
1		正面：手のひら 押手の傾き	
2		正面：右肩 左肩の傾き	
3		正面：左肩 押手の傾き	
4		上：肘 手のひらの傾き	
5		上：手のひら 押手の傾き	
6	フォロースルー	正面：体の角度	
7		正面：押手の位置の変化	
8		正面：左肩の位置の変化	
9		上：押手の位置の変化	
10		リリース	正面：始点 通過点1の距離
11			正面：始点 通過点1の方向
12	正面：通過点1 通過点2の距離		
13	正面：通過点1 通過点2の方向		
14	正面：通過点2 終点の距離		
15	正面：通過点2 終点の方向		
16	上：始点 通過点1の距離		
17	上：始点 通過点1の方向		
18	上：通過点1 通過点2の距離		
19	上：通過点1 通過点2の方向		
20	上：通過点2 終点の距離		
21	上：通過点2 終点の方向		

クラスタリングの対象となる表1の属性を得るために、まず広島市立大学アーチェリー部26名のフルドロー、リリース、フォロースルーの一連の動きを、正面と上の二方向から同時に動画として撮影し、撮影した動画を4枚のコマ送りの静止画にする。撮影では、一般的なリカーブボウを使って、30mに設定された的を射るときの射形を撮影する。正面から撮影したフルドローを図2、上から撮影したフルドローを図3に示す。



図2 正面から撮影したフルドロー



図3 上から撮影したフルドロー

そして、各静止画における身体の各印の座標をとり、その座標を用いて射形の各部位の属性値を求め、例えば、属性0は、1枚目の静止画から引手の肘と手のひらの2点の座標をとり、2点を結んだ直線の傾きを求める。属性6は、1枚目の静止画から両肩の座標を結んだ直線と、へそと引手の親指の座標を結んだ直線との交わる角度を求める。属性7は、4枚の各静止画から押手の座標をとり、1枚目と2枚目、2枚目と3枚目、3枚目と4枚目の座標間のユークリッド距離の総和を求める。属性10は、1枚目の静止画から始点、2枚目の静止画から通過点1の座標をとり、座標間のユークリッド距離を求める。属性11は属性10と同様に2点の座標をとり、始点から通過点1への方向として、角度を求める。

### 5. 実験

まず、技量が同じ各個人が同じクラスタに分類された理想的なクラスタを、図4に示す。図4に示された”数値\_アルファベット”において、数値が各個人の技量、アルファベットが各個人のID名を示す。k-meansにおけるクラスタの数は、本研究で用いた各個人の技量が5段階なので、5とする。

cluster 0	cluster 1	cluster 2	cluster 3	cluster 4
5_I	4_A	3_F	2_B	1_D
5_K	4_L	3_M	2_C	1_W
5_O	4_P	3_N	2_E	1_X
5_Q	4_R	3_T	2_G	1_Y
5_S			2_H	
			2_J	
			2_U	
			2_V	
			2_Z	

図4 理想的なクラスタ

22個の属性から、図4の理想的なクラスタにもっとも近くなるようなクラスタリング結果が得られる属性を選択することによって、射形の中の部分に注目すればよいのかを発見する。

クラスタの評価として、クラスタ内クラス分散を用いる。クラスタ内クラス分散は、各クラスタに属する各個人の技量の分散を求め、5つのクラスタの平均をとることによって求める。図4のクラスタ内クラス分散値は0である。クラスタ内クラス分散の値が小さければ、図4の理想的なクラスタに近く、よいクラスタであることを意味する。

まず、正面から見たフルドロ、リリース、フォロースルーと、上から見たフルドロ、リリース、フォロースルーの6つの項目がとるすべての組合せでクラスタリングを行う。つまり、63通りの属性選択で、k-means法によりクラスタリングを行う。63個の実行結果の中から、もっとも評価値のよいクラスタを図5に示す。図5のクラスタは、正面から見たフルドロとリリース、上から見たフルドロの属性(0,1,2,3,4,5,6,10,11,12,13,14,15)を選択したときの実行結果である。

cluster 0	cluster 1	cluster 2	cluster 3	cluster 4
5_I	4_P	3_F	4_L	2_C
5_K	4_R	3_M	3_M	2_G
5_O		3_T	2_B	2_H
5_Q		2_E	2_V	1_W
5_S		2_J	2_Z	1_X
4_A		2_U	1_D	
1_Y				

図5 もっとも評価値のよいクラスタ

次に、データ分類技法であるc4.5を、射形データに適用する。c4.5を適用して生成された木を図6に示す。図6に示された”A数値”の数値は、表1の各属性番号を示す。

```

A6 <= 0.160604 :
  A17 > 0.79356 : 1 (3.0/1.0)
  A17 <= 0.79356 :
    A1 > 1.52191 : 3 (2.0)
    A1 <= 1.52191 :
      A10 <= -0.547295 : 3 (3.0/1.0)
      A10 > -0.547295 : 2 (7.0)
A6 > 0.160604 :
  A7 > 0.567715 : 1 (2.0)
  A7 <= 0.567715 :
    A4 <= -0.106472 : 4 (4.0)
    A4 > -0.106472 : 7 (5.0)
    
```

図6 c4.5を適用して生成された木

図6の木に現れた属性は、1,4,6,7,10,17である。これらの属性と、図5のクラスタが得られる属性と

に共通する属性は、1,4,6,10である。そこで、属性1,4,6,10を用いてk-means法によりクラスタリングを実行した。図7に得られたクラスタを示す。また、属性1,4,6,10の属性値と技量との相関関係を調べることによって、重要と考えられた属性6,10を用いてクラスタリングを実行した。図8に得られたクラスタを示す。

cluster 0	cluster 1	cluster 2	cluster 3	cluster 4
5_I	4_P	3_F	2_U	2_B
5_K	4_R	3_M	2_V	2_C
5_O		3_N	2_Z	2_H
5_Q		3_T		1_D
5_S		2_E		1_W
4_A		2_G		
4_L		2_J		
1_Y		1_X		

図7 属性1,4,6,10から得られたクラスタ

cluster 0	cluster 1	cluster 2	cluster 3	cluster 4
5_I	4_A	3_F	2_B	2_E
5_K	4_L	3_M	2_C	
5_O	1_Y	3_N	2_H	
5_Q		3_T	1_D	
5_S		2_G	1_W	
4_P		2_J		
4_R		2_U		
		2_V		
		2_Z		
		1_X		

図8 属性6,10から得られたクラスタ

表2 各クラスタの評価値

	クラスタ内 クラス分散
図5のクラスタ	3.30
図7のクラスタ	2.41
図8のクラスタ	2.85

表2に、図4、図7、図8のクラスタの評価値を示す。表2より、図7のクラスタが、最もよい評価値が得られていることがわかる。しかし図7と図8のクラスタを比較すると、大きな違いは見られない。また、クラスタリングに用いる属性は少ないことが望ましい。したがって、競技者の技量を射形によって分類するためには、属性6,10を選択してクラスタリングを実行すればよいことがわかる。また実行結果から、属性6(体の角度)の値は86度前後であることが望ましいこと、属性10(正面方向からの始点通過点1の距離)の値は小さいことが望ましいことがわかった。

### 6. おわりに

本研究ではアーチェリーの射形に対してクラスタリングを適用することによって、競技者の技量を射形によって分類するためには、射形の中の部分に注目すべきかを見つけることを目的として、実験を行った。本研究により、競技者の技量を射形によって分類するためには、属性1,4,6,10に注目すればよいこと、そのなかでも特に属性6,10に注目すればよいことがわかった。なお、本研究は広島市立大学特定研究費(No.)による支援を受けた。

### 参考文献

[1]神島敏弘：“データマイニング分野のクラスタリング手法(1) - クラスタリングを使ってみよう! - ”、人工知能学会誌 18巻1号 p59 - p65 (2003)  
 [2]石橋徹夫、古賀久志、渡辺俊典：“Locality - Sensitive Hashingを用いた階層的クラスタ分析手法”、電子情報通信学会論文誌 D - Vol. J88 - D - No.4 pp.852 - 863 (2005)  
 [3]高柳憲昭他：“アーチェリー教本”、社団法人全日本アーチェリー連盟 p78 - p178 (2000)