

決まり手から分析する相撲の新たな取り口の提案

Proposal of a Classification for the Fight Style Based on "kimarite"

2241129 山形 航輝

Koki YAMAGATA

指導教員 秋葉 知昭

This study focuses on sumo bouts in the Makuuchi division and aims to classify fight styles based on kimarite data using clustering methods. By calculating the winning rates of each fight style, the compatibility between fight styles and dominant fight styles are examined. Furthermore, match outcomes are predicted using machine learning techniques to analyze the relationship between fight style classification and winning results.

1. 緒言

近年,大相撲の人気は顕著な拡大をみせている[1].しかし,力士の取り口は人によって異なるが,大きな取り口の分類は「突き押し相撲」と「四つ相撲」の2種類しかなく,多様な力士の取り口を分けるためには不十分である.本研究は,大相撲の試合記録から決まり手のデータを抽出し,k-means法を用いて分類することで新たな取り口を発見し,取り口が試合において有利に働いているか考察する.

2. 相撲について

2.1 大相撲について

本研究では大相撲の選手や試合のデータを使用する.大相撲とは日本相撲協会が行っている相撲のプロ大会である.

そして,大相撲では力士の戦績によって地位がわかる.本研究では幕内のデータを使用する.

また,決まり手という勝敗が確定した際に使用した技のことを指す決まり手を参考に分類を行う.

3. 使用データ

この研究では,大相撲本場所の幕内の試合をデータとして使用する.

今回は相撲レファレンス[4]という相撲のデータを保管しているサイトからデータを入手して研究を行った.データの取得期間は2022年1月から2025年5月までの2年4ヶ月間を対象とし,わずかに数戦しか戦っていない力士やほぼ出現しない技を除いた,力士数が75,総取組数が6124試合,取り口が33種のデータを使用する.

4. 分析方法

4.1 取り口の分析方法

先行研究として,R.HackettとStorey[2]は,混合メンバーシップモデルを用い,MMAのフィニッシュ

技をもとに複数のファイトスタイルとして分類し,どの技が試合に有利に働いているか分析した.

また,Jiajie Yin[3]はファイトスタイルの分析をもとにMMAの勝敗予測をしており,選手の特徴を因子分析で整理し,ファイトスタイルを分類し,回帰分析などを用い,最適なファイトスタイルをみつけることを達成した.

本研究では,33種の決まり手に対して主成分分析を行い次元削減する.次に,エルボー法でプロトタイプ数を決め,k-means法でクラスタリングを行い,新たな力士の取り口を発見する.

4.2 勝敗予測モデル

新たに力士の個人データを追加してランダムフォレストを使用して勝敗予測モデルを作成し,勝敗予測モデルを評価するためにホールドアウト法を用いて取り口が説明変数として入った場合と入っていない場合で勝率予測の精度差を比べる.

追加する力士のデータは身長,体重,年齢,力士の最高位の番付,直近10日間の戦績とする.また,勝敗予測モデルで使用する力士の個人データは日本相撲協会の公式サイト[3]の力士プロフィールから情報を入手し使用する.

5. 分析結果

5.1 取り口の分析

決まり手データに対して主成分分析を行い,決まり手データを2次元に落とし込んだ.さらに,プロトタイプ数を決めるため,エルボー法を行った結果,本研究ではプロトタイプ数4になった.さらに,k-means法でクラスタリングを行い,結果から各取り口の特徴を割り出すため,各クラスが使用する上位の決まり手とそのクラスに名前をつけた表が表1となる.

表 1 各クラスタの上位の決まり手

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	cluster0	突き押し型	cluster1	バランス型	cluster2	寄りバランス型	cluster3	寄り切り型
2	Technique	Ratio	Technique	Ratio	Technique	Ratio	Technique	Ratio
3	oshidashi	45.684211	oshidashi	5.250000	yorikiri	25.363636	yorikiri	51.4
4	yorikiri	18.315789	yorikiri	5.208333	oshidashi	12.409091	oshidashi	27.3
5	hatakikomi	13.210526	hatakikomi	3.875000	hatakikomi	5.818182	hatakikomi	8.6
6	tsukiotoshi	10.000000	uwatena	1.625000	uwatena	4.227273	yoritaoshi	7.4
7	tsukidashi	7.526316	okuridashi	1.458333	tsukiotoshi	4.181818	tsukiotoshi	7.2
8	hikiotoshi	6.631579	tsukiotoshi	1.375000	okuridashi	2.590909	uwatena	5.5
9	oshitaoshi	6.263158	hikiotoshi	1.375000	sukuinage	2.363636	okuridashi	5.0
10	okuridashi	4.000000	tsukidashi	1.000000	yoritaoshi	2.272727	oshitaoshi	3.8
11	uwatena	3.736842	kotenage	0.791667	katasukashi	2.181818	hikiotoshi	3.4
12	sukuinage	2.263158	oshitaoshi	0.750000	tsukidashi	1.909091	sukuinage	3.2
13	yoritaoshi	2.052632	shitatenage	0.666667	oshitaoshi	1.772727	shitatenage	2.9
14	kotenage	1.947368	sukuinage	0.375000	kotenage	1.636364	kotenage	2.7
15	katasukashi	1.789474	yoritaoshi	0.333333	shitatenage	1.454545	uwatedashin	2.6
16	tsukitaoshi	1.000000	uwatedashin	0.291667	hikiotoshi	1.318182	tsukidashi	1.9
17	shitatenage	0.947368	katasukashi	0.291667	uwatedashin	1.045455	katasukashi	1.5
18	uwatedashina	0.894737	kimedashi	0.291667	kimedashi	0.681818	tottari	1.0
19	tottari	0.736842	ashitori	0.208333	sotogake	0.409091	sotogake	1.0

各クラスタを分析した結果,以下となった.

Cluster0 突き押し相撲

押し出しが約 45%, 突き落としが約 10%と突きや押しを駆使し,土俵から押し出す決まり手が多くを占める. 従来の突き押し相撲に似ている取り口.

Cluster1 バランス型

代表的と言えるような技がない取り口であり,今までの取り口にはない,幅広い技を使っており多彩な技を使う取り口.

Cluster2 寄りバランス型

寄り切りが約 25%と高い割合を占める. 押し出し以外に他の高い割合の決まり手はなく,従来の寄り切り相撲に近い. また,クラスタ 1 のバランス型にも似た様々な決まり手も使う取り口.

Cluster3 寄り切り型

寄り切りが約 50%占め,従来の寄り切り相撲に近い. 寄り切り相撲の中でもまわしを掴んだ後に押し出す決まり手を良く使用する取り口.

5.2 取り口の勝率

それぞれの取り口の総試合数と総勝利数をカウントし,取り口ごとの総勝利数を算出した表が表 2, 各々のクラスタどうしの試合の勝率を計算した表が表 3 となる.

表 2 クラスタごとの勝率

	A	B	C	D
1	Cluster	Appearan	Wins	WinRate
2	0	4820	2480	0.51452
3	1	1507	632	0.41938
4	2	3163	1644	0.51976
5	3	2785	1428	0.51275

表 3 クラスタどうしの勝率

	A	B	C	D	E	F
1	WinnerCl	LoserCl	Wins	Matches_	WinRate_for_winner	
2	0	1	239	374	0.639037	
3	0	2	613	1210	0.506612	
4	0	3	607	1213	0.500412	
5	1	0	135	374	0.360963	
6	1	2	163	431	0.378190	
7	1	3	125	315	0.396825	
8	2	0	597	1210	0.493388	
9	2	1	268	431	0.621810	
10	2	3	362	707	0.512023	
11	3	0	606	1213	0.499588	
12	3	1	190	315	0.603175	
13	3	2	345	707	0.487977	

表 2 はクラスタ 1 のバランス型が最も勝率が低い. 表 3 は表 2 同様にクラスタ 1 の勝率が最も低く,全てのクラスタに対して勝率が 0.5 を下回っている. また, クラスタ 0 の突き押し相撲は他のクラスタよりも全体的に勝率が高いことがわかる.

6. 結言

本研究では, 大相撲幕内力士の取組データから決まり手を抽出し,力士の取り口を分類,分析した. 結果,力士の取り口は 4 つのクラスタに分類され,従来の二分法では捉えきれなかった新たな取り口を抽出することができた. 特に,寄り切り相撲が純粋な寄り切り型と寄りバランス型に分かれる点や,多様な技を使用するバランス型の存在の発見は大きな成果といえる. また,各取り口の勝率を分析した結果,一つの決まり手を極めた力士が高い勝率を示すと考察された. 以上の結果から,取り口は試合結果に影響を与える重要な要素であり,本研究で得られた分類は力士の練習方針やスタイル形成の指針として活用できる可能性が示された.

文 献

- [1] 大相撲、28 年ぶり全 90 日間「札止め」 若貴以来の盛況. 日本経済新聞.
<https://www.nikkei.com/article/DGXZQ0KC0225C0S4A101C2000000/>
(2024/11/2)
- [2] Sean R. Hackett, John D. Storey: Mixed Membership Martial Arts: Data-Driven Analysis of Winning Martial Arts Styles, MIT Sloan Sports Analytics Conference 2016(2017)
- [3] Jiajie Yin: Data-Driven MMA Outcome Prediction Enhanced by Fighter Styles: A Machine Learning Approach, 2024 4th International Conference on Machine Learning and Intelligent Systems Engineering (2024)
- [4] 相撲レファレンス
<https://sumodb.sumogames.de/Default.aspx?l=j>
(2025/1/12 時点)