

DEAを用いたラグビーチームの評価

木内 誠, 井上 景太, 廣津 信義

本研究はラグビーチームのデータスタッツを用いて特徴の評価と分析によって非効率なチームと特定されたチームに対して改善案を示すことを目的とした。対象となるチームデータは Japan Rugby League One Division 3 の 5 チームを対象とした。分析に使用したプレーの項目数は 29 とし、分析方法として主成分分析 (PCA) と包絡分析法 (DEA) を用いた。PCA による分析で 29 項目を 9 まで縮約し、強化期間を短期または長期と想定することの違いから、max RAM モデルと min RAM モデルという 2 種類の DEA モデルにて分析した。これにより、非効率のチームにとって、具体的な短期的な改善案と長期的な改善案を示すことができた。

キーワード：包絡分析法 (DEA), 主成分分析 (PCA), ラグビー, 選手の補強

1. はじめに

近年、スポーツ界においても機器やテクノロジーの発達によりチームや選手の分析はより緻密に行う環境が整いつつある。たとえば、エリートレベルやそれに準ずる大学スポーツにおいてもチームにアナリストを配置しており、競技力の向上に尽力している。

アナリストは映像およびデータスタッツを分析し、自チームの現状や敵チームの傾向をコーチやチームに伝える役割を担う。とりわけデータスタッツを用いた分析は現場のデータが定量化されているため、観察に基づく従来の主観評価より客観的な評価結果になることが期待されている。

ラグビーなど攻守混合になっている「ゴール型」の競技では、攻撃に特化したチームや守備に特化したチームなど、チームによって異なる特徴をもっているため、データから得られる情報をより客観的な立場で分析し、自チームのもつ特徴を正確に把握することがアナリストに求められることであり、チームの強化に貢献することに繋がる。

データスタッツを基にした研究はいくつか行われてきている。競技スポーツの最大の目標は勝利することであるため、勝利チームと敗戦チームのデータスタッツを比較した研究が行われてきている。ラグビーに対

して Enrique et al. [1] や早坂と檜崎 [2] は、単一項目において勝利チームと敗戦チームとのデータを比較した。これらの研究は勝利のための要因となる項目が何なのかを示した研究であり、チームの特徴という観点は考慮されていない。自チームの強化を目的とする分析では、まずそれぞれのチームの特徴を示し、それに基づいた自チームの改善点を挙げるのが今後求められる。

ラグビーではデータスタッツからチームや選手の特徴を明らかにしたものがある [3, 4] もの、そこから具体的な改善点を提示した研究は見当たらない。この問題を解決する方法の一つとして包絡分析法 (Data Envelopment Analysis: 以下 DEA と示す) がある。

DEA は効率性を分析する手法であり、ライバルとなるチームのデータスタッツを相対比較することで対象チームを多面的に評価することができる。そのため、模範的なチームだけでなく個性的な特徴をもったチームも高く評価される。また、DEA では低く評価されたチームに対してそのチームの特徴に応じて具体的で実現可能な改善値を提示する。したがって、本研究では、各ラグビーチームのデータスタッツに対して DEA を適用することで、注目するチームの特徴について評価し、さらには改善点を把握することを目的とする。そのため、各チームで共通した項目のデータスタッツが必要である。本研究では、対戦データにおけるプレーや反則に関わる動作を計測した Opta data のデータ 29 項目をチーム共通のデータスタッツとした。ここで、これらの 29 項目データがチームのプレースタイルの攻守戦力に直結するわけではないことに注意しなければならない。

2. 分析対象

本研究では Japan Rugby League One 2022–2023

きうち まこと
三菱重工相模原ダイナボアーズ
〒 252-5293 神奈川県相模原市中央区田名 3000
makotos621115@yahoo.co.jp
いのうえ けいた
クリタウォーターガッシュ昭島
〒 196-0002 東京都昭島市拝島町 3990-3
keita.inoue.0430@gmail.com
ひろつ のぶよし
順天堂大学大学院スポーツ健康科学研究科
〒 270-1695 千葉県印西市平賀学園台 1-1
nhirotsu@juntendo.ac.jp

表 1 分析に使用した 29 項目の相関

	ボール保持 エリア					攻撃					守備					ボール争奪					セットプレー								
	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨	⑩	⑪	⑫	⑬	⑭	⑮	⑯	⑰	⑱	⑲	⑳	㉑	㉒	㉓	㉔	㉕	㉖	㉗	㉘	㉙
①	1.00	0.54	0.79	0.47	0.46	0.49	0.76	0.05	0.12	0.00	-0.79	-0.48	-0.46	-0.40	-0.75	-0.05	-0.32	0.31	-0.04	0.17	0.74	0.22	0.16	0.21	-0.28	-0.22	-0.17	-0.22	0.34
②		1.00	0.44	0.30	0.26	0.27	0.36	0.06	0.03	0.05	-0.46	-0.32	-0.27	-0.22	-0.39	-0.09	-0.10	0.14	0.10	0.00	0.36	0.15	0.10	0.18	-0.27	-0.11	-0.10	-0.17	0.23
③			1.00	0.46	0.64	0.51	0.91	-0.03	0.02	-0.06	-0.43	-0.35	-0.21	-0.23	-0.52	0.05	-0.33	0.13	0.01	0.12	0.90	0.03	0.12	0.13	-0.31	-0.24	-0.15	-0.10	0.13
④				1.00	0.70	0.55	0.52	-0.14	-0.40	0.06	-0.35	-0.34	-0.45	-0.06	-0.27	-0.33	-0.20	-0.01	-0.26	-0.06	0.23	0.01	-0.07	0.09	-0.44	-0.15	0.10	-0.09	0.08
⑤					1.00	0.50	0.58	-0.02	-0.54	0.23	-0.21	-0.45	-0.42	-0.16	-0.21	-0.05	-0.30	0.10	-0.04	0.02	0.42	-0.01	-0.19	0.22	-0.33	-0.12	0.12	-0.03	0.03
⑥						1.00	0.52	-0.06	-0.46	-0.23	-0.32	-0.15	-0.21	0.23	-0.33	-0.17	-0.26	0.05	0.10	0.07	0.21	0.19	0.20	0.05	-0.09	-0.04	0.13	-0.02	0.23
⑦							1.00	-0.17	0.02	-0.09	-0.52	-0.26	-0.22	-0.19	-0.56	-0.09	-0.24	0.15	-0.02	0.02	0.81	0.03	0.14	0.10	-0.36	-0.17	-0.17	-0.06	0.14
⑧								1.00	0.06	0.15	0.05	-0.33	-0.05	-0.18	-0.08	0.57	-0.22	-0.25	0.08	0.33	-0.07	0.04	-0.28	0.17	-0.14	-0.14	-0.22	0.09	0.24
⑨									1.00	-0.08	-0.09	0.10	0.26	-0.21	-0.07	0.12	0.04	0.01	-0.08	0.03	0.36	0.11	0.11	-0.07	0.06	0.08	-0.35	-0.05	-0.04
⑩										1.00	-0.08	-0.51	-0.65	-0.61	-0.03	0.06	0.09	0.16	0.00	0.12	0.00	0.06	-0.30	-0.03	-0.02	0.08	0.12	-0.10	0.04
⑪											1.00	0.46	0.64	0.44	0.90	-0.03	0.13	-0.33	-0.15	0.04	-0.39	-0.24	-0.15	-0.10	0.07	0.03	0.12	0.13	-0.28
⑫												1.00	0.70	0.54	0.50	-0.14	-0.01	-0.20	-0.11	-0.26	-0.33	-0.15	0.10	-0.09	0.03	0.01	-0.07	0.09	-0.40
⑬													1.00	0.49	0.56	-0.02	0.10	-0.30	-0.15	-0.08	-0.13	-0.12	0.12	-0.03	0.02	-0.01	-0.19	0.22	-0.23
⑭														1.00	0.37	-0.11	0.03	-0.24	0.11	-0.23	-0.34	-0.05	0.11	0.01	0.13	0.24	0.17	0.09	-0.09
⑮															1.00	-0.18	0.16	-0.23	-0.23	-0.04	-0.44	-0.16	-0.19	-0.08	0.09	0.00	0.12	0.09	-0.35
⑯																1.00	-0.25	-0.22	0.37	-0.06	0.06	-0.14	-0.22	0.09	0.22	0.04	-0.28	0.17	-0.17
⑰																	1.00	0.34	-0.14	-0.16	-0.22	-0.07	0.15	0.01	0.07	0.18	0.05	0.29	0.00
⑱																		1.00	-0.08	0.04	0.23	0.18	0.05	0.29	0.06	-0.07	0.15	0.01	0.02
⑲																			1.00	0.15	-0.08	0.08	0.17	-0.13	0.35	0.42	0.05	-0.07	0.14
⑳																				1.00	0.11	0.15	0.13	-0.08	0.02	-0.15	0.04	-0.09	0.45
㉑																					1.00	0.01	0.08	0.10	-0.22	-0.20	-0.25	-0.15	0.07
㉒																						1.00	0.11	-0.05	0.02	0.13	0.01	-0.13	0.32
㉓																							1.00	-0.08	-0.11	0.01	0.01	-0.13	0.35
㉔																								1.00	-0.31	-0.13	-0.13	0.39	-0.09
㉕																									1.00	0.34	0.18	-0.01	-0.13
㉖																										1.00	0.11	-0.05	-0.10
㉗																											1.00	-0.08	-0.08
㉘																												1.00	-0.35
㉙																													1.00

①Possession%, ②Territory%, ③Carry, ④Clean Break, ⑤Defence Beaten, ⑥Oddload, ⑦Pass, ⑧Kick, ⑨OP Tackle%, ⑩Tackle%, ⑪OP Carry, ⑫PO Clean Break, ⑬OP Defence Beaten, ⑭OP Offload, ⑮OP Pass, ⑯OP Kick, ⑰Penalty Con, ⑱OP Penalties Con, ⑲Turnover Lost, ⑳Turnover Won, ㉑Ruck, ㉒Scrum Won, ㉓Scrum Lost, ㉔Lineout Won, ㉕Lineout Lost, ㉖OP Scrum Won, ㉗OP Scrum Lost, ㉘OP Lineout Won, ㉙OP Lineout Lost

Division 3 のデータを用いた。対象となるチーム数は 5 チームであり、60 試合（総当たり各チーム 3 回戦）でのプレー・反則に関する 29 項目のデータを Opta data から入手した。

ラグビーはいくつもの項目が複雑に絡みあってプレーが構成されている。たとえば、Possession%の値が大きいほど Pass の回数が増える傾向にある。そこでプレーについて解釈しやすくなるように今回の研究で使用した 29 項目の相関関係を表 1 に示した。これらの 29 項目は以下のように五つのプレータイプに分類される（各項目の分類は表 1 上部を参照）。

- ①ボール保持／エリア
- ②攻撃
- ③守備
- ④ボールの争奪戦
- ⑤セットプレー

項目の中には項目の前に“Opponent”を記したものである。この項目については対戦時に相手チームに行ったプレーが換算されている。たとえば、Passであれば Pass を行ったチームに加算されるが、Opponent Pass では相手の Pass が加算されている。そのため、Carry, Clean Brek, Defence Beaten, Offload, Pass および Kick についてはプレータイプの中で「攻撃」に分類されているが、これらの項目の前に“Opponent”

と記載されている項目については「守備」に分類している。また、Tackle とは本来守備に関する項目であるため「守備」に分類し、反対に Opponent Tackle%については「攻撃」の項目として分類した。“Opponent”の項目についてはその値が低いほど肯定的な結果である。たとえば Opponent Carry の値が低ければ対戦相手の攻撃の回数を少なくさせていることとなる。また、セットプレー（中断から開始となるプレー）においても“Opponent”の項目は同様の意味をもち、Opponent Scrum Won であれば相手チームがスクラムで勝ったことを示すため、数値が増えるほど否定的な結果である。一方で Opponent Scrum Lost の数値が増えれば肯定的な結果となる。これらの“Opponent”は以下“OP”と略し、“OP Pass”のように示す。

3. データスタッツの縮約

ここで問題となることは、対象となるチーム数に対して項目数が多すぎることである。すなわち、項目数 29 がチーム数 5 を大きく上回るため、すべてのチームが効率的なチームとして分類されてしまうことが予想される。また、分析結果の解釈もより困難になる。このことから 29 項目を要因別に縮約できれば、結果の解釈も簡易化できると考えられる。そこで本研究では主成分分析（Principal Component Analysis：以下

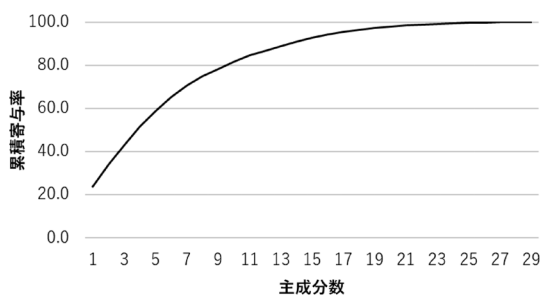


図1 主成分の累積寄与率

PCA と示す) を使用して 29 項目の縮約を行う。

PCA は複数のデータ項目を合成して、データのもつ情報をよりよく説明できる新たな次元を探り出す方法である [5]。したがって、PCA はデータを縮約することで、算出された要因を強調でき、さらにその算出された各要因をチームごとに得点化できるため、PCA で得られた得点を DEA で分析することで分析項目が多いという問題は解決できることを期待する。

4. PCA による分析の結果

DEA の入出力項目設定のために、29 項目のデータに対して PCA を行った。本節では PCA によってデータスタツがどのように縮約されたのかを示し、さらに各主成分の得点から把握されるチームの特徴について述べる。

第 9 主成分までが固有値で 1 を超えており、図 1 に示したように累積寄与率が 75% を超えたため、第 9 主成分までの主成分と 29 項目との関連を調べた。第 9 主成分までの因子負荷量は表 2 のとおりである。

また、表 3 において対象となった 5 チームの主成分得点を示した。各チームの主成分得点を算出する際に解釈を簡易化するためにデータを変換する必要がある。主成分負荷量から算出される得点はプラス評価とマイナス評価に 2 分類した。たとえば、第 2 主成分に大きく関連する項目である OP Clean Break、OP Offload に正の相関、Tackle% に負の相関があった。ここから導かれる主成分得点が大きくなるほど守備ができていない特徴のあるチームだということが推察でき、マイナスの面で評価されてしまう。このような事象から結果の解釈において混乱を避けるため、すべての主成分をプラスの評価に変換を行う。PCA の結果、第 2～6 主成分までがマイナスの評価であったため、これらの因子負荷量に -1 をかけることで、プラスの評価に変換し、その変換結果を表 2 に示す。

PCA の結果、第 1 主成分は Possession%、Carry、

表 2 PCA による因子負荷量

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Possesion%	0.93	-0.04	-0.22	-0.08	0.06	-0.01	0.02	-0.01	0.10
Carry	0.83	-0.30	-0.24	0.09	-0.10	-0.09	-0.15	0.27	-0.03
Pass	0.81	-0.37	-0.20	0.01	0.01	-0.14	-0.14	0.13	-0.08
OPCarry	-0.76	-0.22	0.09	0.24	-0.14	0.27	-0.10	0.29	0.03
OPPass	-0.75	-0.24	0.18	0.22	0.02	0.26	-0.15	0.18	0.16
Ruck	0.71	-0.14	-0.43	0.10	0.14	-0.09	-0.29	0.31	0.04
DefenceBeaten	0.65	-0.27	0.43	0.32	-0.22	-0.07	-0.07	0.16	0.04
OPCleanBreak	-0.64	-0.52	-0.26	-0.10	0.02	-0.05	-0.09	-0.09	0.09
OPDefenceBeaten	-0.62	-0.47	-0.50	0.01	-0.05	0.11	0.05	0.15	0.08
CleanBreak	0.61	-0.40	0.44	0.14	-0.06	0.08	-0.07	-0.24	-0.03
Territory%	0.58	-0.01	-0.09	-0.07	0.04	0.02	0.13	-0.27	0.09
Offloads	0.53	-0.44	0.23	-0.25	-0.38	-0.06	0.21	0.07	0.07
Tackle%	0.19	0.62	0.45	0.27	0.21	0.07	-0.22	0.03	-0.02
OPOffload	-0.46	-0.56	0.04	-0.28	-0.35	-0.13	0.20	-0.03	0.12
Kick	0.05	0.47	-0.21	0.44	-0.46	0.29	0.32	-0.04	0.07
OPTackle%	-0.07	0.25	-0.75	-0.07	0.35	0.01	-0.22	-0.03	0.17
OPScrum Lost	-0.10	-0.05	0.64	-0.25	-0.01	-0.04	-0.08	0.29	0.05
Scrum Lost	0.10	-0.19	-0.24	-0.62	0.10	0.17	0.21	0.05	-0.40
PenaltyCon	-0.30	0.08	0.15	-0.15	0.61	-0.09	0.33	0.07	-0.30
OPPenaltiesCon	0.28	0.11	0.16	-0.15	0.61	-0.19	0.24	0.35	0.22
TurnoverLost	0.02	0.34	-0.05	-0.40	-0.51	-0.38	0.10	0.13	-0.14
OPKick	-0.04	0.44	-0.37	0.38	-0.47	-0.37	0.07	0.03	-0.09
OPLineoutLost	0.37	0.24	-0.03	-0.43	-0.15	0.56	0.27	-0.05	-0.13
TurnoverWon	0.17	0.29	-0.06	-0.12	-0.21	0.56	0.11	0.55	0.00
OPScrumWon	-0.22	0.21	0.13	-0.39	-0.13	-0.47	-0.06	-0.09	0.14
LineoutLost	-0.35	0.35	0.05	-0.35	-0.15	-0.42	-0.17	0.31	0.11
LineoutWon	0.18	-0.13	-0.04	0.42	0.16	-0.16	0.63	0.04	0.20
OPLineoutLost	-0.21	-0.12	-0.04	0.40	0.11	-0.33	0.55	0.19	-0.10
Scrum Won	0.19	0.18	0.00	-0.40	0.02	0.18	0.19	-0.10	0.68

■正の相関 ■負の相関

Pass、Ruck、OP Carry、OP Pass、Defence Beaten、OP Clean Break、OP Defence Beaten、Clean Break、Territory%、Offload の 13 の項目が関連していた (表 2)。これら関連していた項目は攻撃と守備に關する項目であることから第 1 主成分得点の高いチームは攻撃力と守備力の双方が高い特徴があると考えられる。特に攻撃面は因子負荷量の大きさからも第 1 主成分に大きく関連している。

チーム D は第 1 主成分得点が高い (表 3) ため、攻撃と守備の双方から見てリーグの中でも高いチーム力であったことがうかがえる。実際のリーグ戦の結果としても Division 3 の順位は最上位となっており、シーズン中の総得点もほかのチームよりも顕著に高くなっていた。

また、シーズンにおける失点の少なさも上位であったことから、第 1 主成分得点が最も高くなったと考えられる。一方でチーム E は第 1 主成分得点がリーグの中で最も低くなった。チーム E はリーグの中でも得点が少なく、失点が多い傾向にあったことから攻守にわたって良いパフォーマンスが出すことができなかった。

表 3 各チームの主成分得点

Team\主成分	1	2	3	4	5	6	7	8	9
A	-4.8	-3.5	-5.9	-8	-2.1	-2.5	4.6	-5	-3.6
B	2.3	-6	-2.2	-1.6	5.7	-3.8	-7	3.2	-5.5
C	3	8.2	3.6	6.7	-3.1	-0.4	3	-3.1	-1.3
D	8.5	0.4	5.8	2.2	2.5	3.7	2.6	-0.4	5.7
E	-9	0.9	-1.4	0.7	-2.9	3.1	-3.3	5.3	4.6

たことが推察される。

第 2 主成分は OP Clean Break, OP Offload と Tackle%が関連している。OP Clean Break と OP Offload は相手チームの効果的に攻撃されていることを示すものであり、Tackle%は守備の機会ですどれだけ相手の攻撃を止めているのかを示すものである。第 2 主成分の因子負荷量を見ると OP Clean Break と OP Offload については負の相関があり、Tackle%は正の相関があることから第 2 主成分得点が高いほど守備が得意であるという特徴があることになる。

第 3 主成分は OP Defence Beaten, OP Tackle% と OP Scrum Lost が関連していたことから、この要因がフィジカルに関する項目であると推察される。特に OP Defence Beaten と OP Tackle%はコンタクト時（攻撃と守備が衝突するとき）にフィジカルの強さを示すものになる。Tackle%を下げられる大きな要因として Defence Beaten がある。攻撃側がコンタクト時に勝っていれば Defence Beaten ができる可能性が高くなり、反対に守備側が勝っていれば Tackle%が高くなる傾向がある。したがって、第 3 主成分の得点が高いほどフィジカルが強い特徴があると考えられる。このように第 4 から 9 主成分も第 1 から 3 主成分と同様に各主成分得点からチームの特徴を把握した。

これらのことを踏まえて、たとえばチーム B の特徴を見てみると、第 1 主成分得点が 2.3 とリーグで 3 位に位置していることから、攻守にわたってある程度のパフォーマンスを発揮していることはうかがえる。しかし、リーグ内の総得点は中位である。このことから攻撃を継続できるため攻撃の回数は多いものの、突破をするための効果的な攻撃はできていないことが予想される。また、第 2 主成分得点が -6.0 とリーグ内で最も低かったことから守備に弱点があることがうかがえる。

5. DEA によるチームの評価

ここでは PCA によって算出された各主成分得点を基に DEA を行い各チームの評価を行い、得られた結果からチーム B に焦点を当て必要となる改善点を示す。

表 4 max RAM による効率値とチーム B の改善目標

チーム\主成分	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5	L=6	L=7	L=8	L=9
A	0.62	0.66	0.49	0.46	0.66	0.71	1	1	1
B	0.82	0.73	0.63	0.65	1	1	1	1	1
C	0.84	1	1	1	1	1	1	1	1
D	1	1	1	1	1	1	1	1	1
E	0.50	0.67	0.60	0.66	0.73	0.77	0.87	1	1
Bの改善目標	D(1.0)	D(1.0)	D(1.0)	D(1.0)	-	-	-	-	-

チーム j の第 r 主成分得点を z_{rj} として、第 1 主成分得点から第 L 主成分得点までをチームの成果（出力）として見なし、各チームの入力はすべて 1 として、各チームの対戦における成果を DEA で評価した。

本研究では RAM (Range Adjusted Measure) モデル [6] を使用した。その理由は、主成分得点が各項目のデータを正規化したうえで分析した結果であるので、効率値や改善目標は原点シフト不変性と単位不変性を満たすことが必要であり、信頼性のある分析結果を保証することによる。RAM モデルでは、出力項目の観測値データの範囲

$$R_r^+ := \max_{j=1,\dots,5} z_{rj} - \min_{j=1,\dots,5} z_{rj} \quad (r = 1, \dots, L)$$

を用いる。そして、強化期間を短期または長期と想定することの違いから、2 種類の RAM モデルで分析した。

まず、短期間の強化を想定した場合、改善目標はできるだけ実現しやすいものが望まれるであろう。そこで、対象チームから効率的フロンティアにある改善値までの最短距離を求める RAM モデルを max RAM と呼び、以下に与える。

$$\begin{aligned} & \max 1 - \frac{1}{L} \sum_{r=1}^L \frac{d_r^+}{R_r^+} \\ & \text{s.t.} \sum_{j=1}^5 \lambda_j z_{rj} - d_r^+ = z_{rk} - e_r^+ \quad (r = 1, \dots, L) \\ & \sum_{j=1}^5 \lambda_j = 1 \\ & z_k + d^+ - e^+ \text{は効率的フロンティアに属す} \\ & \lambda_j \geq 0 \quad (j = 1, \dots, 5), d_r^+, e_r^+ \geq 0 \quad (r = 1, \dots, L) \end{aligned}$$

ここで、 e^+ は対象チームの自由処分を表すものであり、 z_k より劣った成果はチームの現有技術レベルで達成できることを示すものである。また、 e^+ の導入により、優れた成果を達成したチームの効率値は劣った成果のチームの効率値を下回らないことが保証できる [7]。

max RAM での分析結果は表 4 のとおりである。主成分を順に追加することで、効率的と評価されるチーム数が増加する様子がわかる。チーム B は第 5 主成

表 5 チーム B, D のデータスタッツとその差異

Item\Team	B	D	B-D
Possession%	50.8	54.6	-3.8
Territory%	46.1	53.6	-7.5
Carries	1,361	1,322	39
Clean Breaks	65	86	-21
Defence Beaten	355	383	-28
Offloads	82	111	-29
Passes	1,949	1,795	154
Kicks	160	245	-85
Tackle%	69.4	73.4	-4
OP Tackle%	65.5	62.4	3.1
OP Carries	1,167	1,075	92
OP Clean Breaks	70	42	28
OP Defenders Beaten	328	231	97
OP Offloads	116	95	21
OP Passes	1,375	1,306	69

Item\Team	B	D	B-D
OP Kicks	228	208	20
Penalties Conceded	138	125	13
OP Penalties Conceded	143	145	-2
Turnover Lost	150	140	10
Turnover Won	67	88	-21
Ruck	1,048	969	79
Scrum Won	72	93	-21
Scrum Lost	19	11	8
Lineout Won	123	150	-27
Lineout Lost	29	24	5
OP Scrum Won	68	68	0
OP Scrum Lost	13	18	-5
OP Lineout Won	131	133	-2
OP Lineout Lost	23	31	-8

分まで使ったところで効率値が1となり、チーム B の改善目標では参照とするチームはすべてチーム D となっている。この結果から、チーム B の強化を行ううえでチーム D を参考に強化を行うことが最短の方法である。

図 1 に示した累積寄与率とのバランスも考慮すると、表 4 から、現場の観点として、たとえばチーム B に着目すると、第 3 主成分まで使用するとある程度の総合評価とそれに基づく改善点を把握することができる。そのため、以下、第 3 主成分までを使用してチーム B の改善点について考察していく。

前述したとおりチーム B は攻撃を継続できるものの効果的なものではない。これを改善するための具体案として、得点を狙える位置での攻撃を増やすために Territory% を改善することや、得点するために効果的な Defence Beaten, Clean Break, Offload [8] を増加させるような強化が必要になると思われる。これらはデータスタッツを見ても明らかであり、上記のすべての項目でチーム B はチーム D よりも劣っている (表 5)。

また、チーム B が参照しているチーム D は第 3 主成分得点が高い (表 3) ことからフィジカルが強いことがうかがえ、フィジカルの改善が必要になることも挙げられる。チーム D は攻撃を中心に評価されていることがうかがえるため、チーム B はフィジカルを基に攻撃面を強化することができればチーム力は向上するのではないだろうか。

次に、強化期間が長期であることを想定して、max RAM モデルとは異なる min RAM モデルでチーム B

表 6 min RAM による効率値とチーム B の改善目標

チーム\主成分	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5	L=6	L=7	L=8	L=9
A	0.62	0.58	0.48	0.38	0.46	0.42	1	1	1
B	0.82	0.65	0.61	0.58	1	1	1	1	1
C	0.84	1	1	1	1	1	1	1	1
D	1	1	1	1	1	1	1	1	1
E	0.50	0.60	0.59	0.59	0.61	0.67	0.64	1	1
Bの改善目標	D(1.0)	C(1.0)	C(1.0)	C(1.0)	-	-	-	-	-

を分析する。以下で示す min RAM モデルでは改善目標として示されるチームは最も距離がかけ離れたものとなる。

$$\begin{aligned} \min & 1 - \frac{1}{L} \sum_{r=1}^L \frac{d_r^+}{R_r^+} \\ \text{s.t.} & \sum_{j=1}^5 \lambda_j z_{rj} - d_r^+ = z_{rk} \quad (r = 1, \dots, L) \\ & \sum_{j=1}^5 \lambda_j = 1 \\ & \lambda_j \geq 0 \quad (j = 1, \dots, 5), \quad d_r^+ \geq 0 \quad (r = 1, \dots, L) \end{aligned}$$

分析の結果は表 6 のとおりである。max RAM と同様にチーム B は第 5 主成分まで使ったところで効率値が1となった。改善目標の参照となるチームは第 1 主成分まで使った方法ではチーム D が対象となるが、第 2~4 主成分を使用するとチーム C が参照となった。チーム C は第 2 主成分から効率値が1となった。チーム C は第 1・3 主成分得点がチーム D に次いで高く、第 2 主成分得点がリーグの中で最も高い数値となった。前述したとおり第 2 主成分は守備に特化したものである。チーム C は第 1・2 主成分得点からも攻撃と守備のバランスが良いことがうかがえる。この結果を踏まえると、チーム B の改善は守備であるということになる。min RAM モデルはデータが最も遠い位置にあるチームを改善目標と設定されるため、第 2 主成分以降の分析からチーム B の改善目標になったチーム C はチーム B と異なる特徴をもつと思われる。PCA の結果においても両者の間には第 2 主成分に顕著な差があるため (表 3)、チーム B は守備の点に短所があり、強化が長期間であれば改善できると考えられるのではないだろうか。

max RAM と min RAM の分析結果を踏まえると、現在チーム B がもっている能力を最大限に活かしていくような改善を求めるとすれば、max RAM から導き出されたとおりチーム D を参考とし、攻撃を継続する能力だけではなく得点を取りきる能力を養う必要があるだろう。一方で、短所となる部分の改善を求めるとすれば、チーム C を参考とし守備を強化し能力として

表7 チーム B, C のデータスタッツとその差異

Item\Team	B	C	B-C
Possession%	50.8	50.7	0.1
Territory%	46.1	53	-6.9
Carries	1,361	1,198	163
Clean Breaks	65	65	0
Defence Beaten	355	372	-17
Offloads	82	84	-2
Passes	1,949	1,550	399
Kicks	160	302	-142
Tackle%	69.4	75.5	-6.1
OP Tackle%	65.5	62.5	3
OP Carries	1,167	1,163	4
OP Clean Breaks	70	37	33
OP Defenders Beaten	328	227	101
OP Offloads	116	97	19
OP Passes	1,375	1,408	-33

Item\Team	B	C	B-C
OP Kicks	228	262	-34
Penalties Conceded	138	125	13
OP Penalties Conceded	143	130	13
Turnover Lost	150	171	-21
Turnover Won	67	80	-13
Ruck	1,048	876	172
Scrum Won	72	74	-2
Scrum Lost	19	8	11
Lineout Won	123	141	-18
Lineout Lost	29	29	0
OP Scrum Won	68	78	-10
OP Scrum Lost	13	10	3
OP Lineout Won	131	146	-15
OP Lineout Lost	23	40	-17

バランスの取れたチームを構築する必要があるだろう。

では、具体的にいかなる改善を行えばいいのかという点についてデータスタッツを用いて、チーム B とチーム C または D との差については表 5 に、チーム B と C の差異については表 7 に示した。

最初にチーム D との差について述べる。まず着目すべき点はチーム B の Carry, Pass, Ruck の多さと Clean Break, Defence Beaten, Offload の少なさである。ラグビーでは、相手チームからタックルを受けるとボールの争奪戦が起こる。つまり Ruck の数が多いということは Pass や Carry による攻撃を止められることが多いとも言いかえることができる。これらの数値が高いことからチーム B はチーム D と比べて攻撃の回数は大きく上回っているにもかかわらず効果的な攻撃ができていないと解釈できる。したがって、具体的な改善としては Carry, Pass, Ruck の数値を減らし、Clean Break, Defence Beaten, Offload を増やすことができれば、現在もっている特徴を活かし効果的な攻撃が増えるため効率よく得点をするような強化ができるだろう。

次にチーム C との差について述べる。データスタッツを見ると守備面において大きな差があることがわかる。チーム C は Tackle%, OP Clean Break, OP Defence Beaten, OP Offload の差異からも相手チームに効率的な攻撃をさせていないことがうかがえる。さらにチーム C は第 1・2 主成分得点から守備に長所があるため、Kick の回数を多くし、攻撃権を相手に与え守備をする代わりに陣地を進める戦術をとっているのか

もしれない。具体的な数値としてもチーム C の Kick 数はチーム B よりも 142 回も多く、Tackle% も 6.1% も高くなっている。これらのデータの差や攻撃の回数を表す項目 (Carry, Pass, Ruck) の差からも双方のチームが相対することがわかる (表 7)。したがって、チーム C を参考にして、チーム B の根本的な弱点を長期的に改善することが示唆されている。

6. まとめ

本研究の目的は、各ラグビーチームのデータスタッツに対して DEA を適用することで、注目するチームの特徴について評価し、改善点を把握することであった。Japan Rugby League One 2022-2023 Division 3 のデータスタッツを使用して 5 チームを分析することで、各チームの評価を行い、非効率であったチームの改善点を示すことができた。具体的には max RAM と min RAM の二つのモデルを使って分析することによって、短期的な改善案と長期的な改善案を示すことができた。

プロスポーツでは既存の選手を育成する以外にも新たな選手を補強することでチームの強化を行うため、DEA によって示された改善点を補うような選手を発掘する必要がある。新たな選手を発掘するために DEA を利用することもできると思われる。また、ほかの方法として階層分析法 (Analytic Hierarchy Process) などを使ってチームが求めているものに重点を置いた分析がプロスポーツの現場では求められるのではないだろうか。このように今後オペレーションズ・リサーチの手法がプロスポーツの現場でも有効活用されることが期待される。

参考文献

- [1] O. Enrique, V. Diego and M. P. José, "Differences in game statistics between winning and losing rugby teams in the Six Nations Tournament," *Journal of Sports Science and Medicine*, **8**, pp. 523-527, 2009.
- [2] 早坂一成, 橋崎兼司, "現代ラグビーにおける勝敗チーム比較のゲーム構造—ジャパングラグビー トップリーグ 2016-2017 レギュラーシーズンのゲーム分析—," *ラグビー科学研究*, **28**(1), pp. 65-71, 2017.
- [3] M. Kiuchi, H. Maehana and N. Hirotsu, "Categorization of rugby union players by performance characteristics using principal component analysis and cluster analysis," *Football Science*, **17**, pp. 86-97, 2020.
- [4] M. Kiuchi, H. Simozono, J. Murakami, H. Hayasaka and N. Hirotsu "Identification of team characteristics in rugby by using principal component analysis," *Japanese Journal of Rugby Science*, **31**(2), pp. 22-26, 2019.
- [5] 村瀬洋一, 高田洋, 廣瀬敏士 (編), 『SPSS による多変量

解析], オーム社, 2007.

- [6] W. W. Cooper, K. S. Park and J. T. Pastor, “RAM: A range adjusted measure of inefficiency for use with additive models, and relations to other models and measures in DEA,” *Journal of Productivity Analysis*, **11**, pp. 5–42, 1999.
- [7] K. Ando, A. Kai, Y. Maeda and K. Sekitani, “Least

distance based inefficiency measures on the Pareto-efficient frontier in DEA,” *Journal of the Operations Research Society of Japan*, **55**, pp. 73–91, 2012.

- [8] K. W. Wheeler, C. D. Askew and M. G. Sayers, “Effective attacking strategies in rugby union,” *European Journal of Sport Science*, **10**, pp. 237–242, 2010.