十種競技における競技パフォーマンス構造に基づく パフォーマンスタイプの判定

近藤 亮介

Ryosuke Kondo: Discrimination of decathlon performance type based on competition performance structure. Japan J. Phys. Educ. Hlth. Sport Sci.

Abstract: The purposes of this study were as follows: 1) to clarify the competition performance structure of the decathlon; 2) to classify performance types based on competition performance structure; and 3) to propose a method for discrimination of performance types. The subjects were 2717 decathletes included in a decathlon data set (Unwin, 2015). The athletes' total scores were distributed within the range of 6800-9026 points, and were considered to represent a high-level sample. In this study, the competition records of 10 events were used to estimate the competition performance structure and classify the performance types. Total points scores were used to determine the competition levels of each performance type. Parallel analysis and factor analysis (oblique solution) revealed a competition performance structure consisting of 4 factors, which were labeled "running speed", "explosive arm strength or object projection", "running endurance", and "body projection", respectively, and largely corresponded to those proposed by Linden (1977). Latent profile analysis was applied to the 4 factor scores, and this discriminated 6 performance types as follows:

1. Track type: T type
2. Speed and field dominant type: SFD type
3. Thrower type: Th type
4. Balance type: B type
5. Field type: F type
6. Speed and field type: SF type

Canonical discriminant analysis of the performance types was conducted using the records of 10 events as independent variables to estimate the discriminant functions, which were saved to an RDS file for statistical analysis using R software. It was possible to discriminate individual decathlete performance types by applying the same discriminant function with the saved RDS file.

Key words : factor analysis, latent profile analysis, discriminant analysis, goal image, training strategy

キーワード : 因子分析, 潜在プロフィール分析, 判別分析, 目標像, トレーニング戦略

1 はじめに

アスリートは、限られた時間の中で合理的に競技パフォーマンスを高めていく努力が必要である。そのためには、競技で発揮することが求められる能力構造（以下「競技パフォーマンス構造」と略す）を考慮してトレーニングを計画・立案す

ることが重要である。また、トレーニングを効率化することは、健康管理や障害予防の観点からも有益である。

陸上競技において、混成競技を専門とするアスリートは、得意・不得意に関係なく、走・跳・投の競技パフォーマンスの最大化を目指して、日々トレーニングに励んでいる。混成競技の中でも、特に十種競技は種目数が最大である。具体的に

1) 鹿屋体育大学
〒 891-2393 鹿児島県鹿屋市白水町 1 番地
連絡先 近藤亮介

1. National Institute of Fitness and Sports in Kanoya
1 Shiromizu, Kanoya, Kagoshima 891-2393
Corresponding author rkondo@nifs-k.ac.jp

は、2 日間に競技種目が分かれており、1 日目に 100m, Long Jump, Shot Put, High Jump, 400m が実施される。2 日目に 110m Hurdles, Discus Throw, Pole Vault, Javelin Throw, 1500m が実施される。十種競技のアスリートは、十種競技 (decathlon) とアスリート (athlete) のアルファベット表記を組み合わせて、decathlete と呼ばれる。また、その取り組む種目数の多さから、キング・オブ・アスリートと称されることもある。decathlete は、多くの種目のパフォーマンスを最大化するために、トレーニングプランに関する適切な計画と戦略生成が必要になるといえる。適切な戦略生成のためには、十種競技の競技パフォーマンス構造を把握しておく必要があるだろう。

十種競技の競技パフォーマンス構造を検討した Linden (1977) の研究では、オリンピックレベルの decathlete を対象に、種目別競技記録 10 個を用いて因子分析 (factor analysis) を適用し、斜交解を求めている。そこでは、4 因子構造が示されている。具体的には、running speed, explosive arm strength or object projection, running endurance, explosive leg strength or body projection の因子が抽出されたと報告している。Wimmer et al. (2011) の研究でも同様に、世界レベルの decathlete を対象として、因子分析を用いた競技パフォーマンス構造の検討を行っている。そこでは、年齢等の共変量を含めるモデルと含めないモデルで直交解を求めている。しかし、いずれのモデルにおいても、Linden (1977) と類似した因子構造を示している。このことから、Linden (1977) の示した 4 因子構造は、ある程度頑健な結果であることが推察される。一方で、Wimmer et al. (2011) が用いた直交解は因子間相関が 0 であることを仮定しており、現実的なモデルではない。このことは、論文中に示されている因子負荷行列において、単純構造が得られていないことから窺い知ることができる。Linden (1977) のように、斜交解を用いるほうが、より現象にあったモデルといえるだろう。Dziadek et al. (2018) の研究では、主成分分析を適用して 3 つの主成分が抽出できたとしている。この研究では、主成分法の因子分析ではない

ため、軸の回転は行っておらず、第 1 主成分でほとんどの種目を説明できている。しかし、1500m だけは、その他の種目との相関構造が大きく異なることが示されている。トレーニングプランを戦略的に考える上では、少ない主成分に情報を縮約する必要はない。むしろ、因子分析的な考えに基づいて、多元的に各因子を解釈するほうが目的になっているといえる。したがって本研究では、因子分析を用いて、十種競技の競技パフォーマンス構造を検討する。

しかし、Linden (1977) と Dziadek et al. (2018) は、200 名以下と比較的小さなサンプルサイズで検討している。また、因子分析を適用した Linden (1977) の研究以来、類似した研究の蓄積はあまり多くない。したがって本研究においては、十種競技の競技パフォーマンス構造を因子分析によって再検討し、結果の再現性を確認する必要がある。

それに加えて、求められる競技パフォーマンス構造が明らかになっただけでは、トレーニング場面やコーチング場面 (以下「実践現場」と略す) において十分役に立つとはいえない。前述のように、decathlete 個々人によって、種目の得意・不得意が存在すると考えられる。本研究では、そのようなパフォーマンスタイプを明らかにする。また、個々人がどのタイプに近いかに判定できるようにすることで、より戦略的にトレーニングプランを考える際に役立つと考えられる。具体的には、どのようなパフォーマンスタイプを軸にしていくなかを考える際の手がかりになると考えられる。また、誰を個々人にとっての model decathlete (トレーニングで目指す目標像) にするのか、を判断する際にも有用と考えられる。

そこで本研究の目的を、以下の通り設定する。1 つ目は、十種競技の競技パフォーマンス構造を因子分析によって推定することである。2 つ目は、競技パフォーマンス構造に基づいてパフォーマンスタイプを明らかにすることである。そして 3 つ目は、個々人のパフォーマンスタイプの判定を可能にすることである。

II 方 法

1. 分析対象

分析対象は、Decathlon データセット (Unwin, 2015) の 107 カ国, 2717 名の競技パフォーマンスデータであった (Unwin 氏より研究利用の許可を得た)。Total Points は全員 6800 点以上であり, ハイレベルなサンプルであった。変数は, decathlete 名, 国籍, Total Points, 年度, 十種競技の種目別競技記録 10 個とその得点 10 個の合計 24 個であった。本研究では, 得点化しないローデータの競技記録 10 個を, 競技パフォーマンス構造の推定とパフォーマンスタイプの分類に用いた。また, Total Points もパフォーマンスタイプの特徴を理解するために使用した。以上, 11 個の変数を使用することとした。なお, Decathlon データセットには 1985—2006 年の期間で合計 7968 個の競技記録があるが, 複数年に渡って取得されているため, 同一 decathlete のデータが重複していた。そこで, decathlete 個々人の Total Points を参照し, 最高得点のデータのみを分析対象とした。2717 名の競技パフォーマンスの要約統計量は Table 1 に示した。

2. データ解析

2.1 平行分析

ここでは, 競技パフォーマンス構造として, どのような因子構造が妥当であるかの手がかりを得

ることを目的としている。10 個の種目別競技記録を変数とし, その相関行列から固有値のスクリープロット (scree plot) を描いた。因子数は, 平行分析 (parallel analysis) を用いて推定することとし, 因子推定法は最尤法 (maximum likelihood method) とした。ここでは, より意味のある因子を抽出することを目的として, 平行分析を用いることとした。平行分析を用いることで, 標本に含まれる誤差を推定し, それよりも情報量の大きい因子数を採用できる。具体的には, 元データだけでなく, それと同じ数の変数とサンプルサイズをもつ乱数データからも相関行列を求めて固有値を推定する。そして乱数データよりも元データから推定した固有値のほうが上回る範囲を特定し, その中で最大の因子数を採用する (堀, 2005)。

2.2 因子分析

ここでは, 競技パフォーマンス構造を明らかにすることを目的としている。因子分析を適用している Linden (1977) の研究では, 斜交解によって因子構造を明らかにしている。そこで, 最尤法の因子分析によって平行分析で提案された因子数を推定し, 斜交解 (biqurtimin 解) を求めることとした。適合度指標として, RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation, 0—1 の値をとり, 0 に近いほどよい) と TLI (Tucker Lewis Index, 0—1 の値を取り, 1 に近いほどよい。稀に 1 を超えることもある) を参照した。

因子負荷行列では, 共通性を h^2 , 種目毎の因

Table 1 Descriptive statistics of Decathlon data

No.	Variables		<i>N</i>	<i>Mean</i>	<i>SD</i>	<i>Median</i>	<i>Trimmed</i>	<i>Mad</i>	<i>Min</i>	<i>Max</i>	<i>Range</i>	<i>Skew</i>	<i>Kurtosis</i>	<i>SE</i>
1	Total Points	(points)	2717	7326.78	412.00	7219.00	7278.33	376.58	6800	9026	2226	1.01	0.61	7.90
2	100m	(sec)	2717	11.24	0.29	11.23	11.23	0.28	10.26	12.28	2.02	0.07	0.04	0.01
3	Long Jump	(m)	2717	6.97	0.32	6.96	6.97	0.31	5.92	8.11	2.19	0.14	0.01	0.01
4	Shot Put	(m)	2717	13.00	1.25	12.97	12.98	1.29	8.87	17.35	8.48	0.18	-0.11	0.02
5	High Jump	(m)	2717	1.94	0.09	1.94	1.94	0.09	1.63	2.25	0.62	0.10	-0.06	0.00
6	400m	(sec)	2717	50.57	1.45	50.51	50.53	1.39	46.21	56.70	10.49	0.31	0.38	0.03
7	110m Hurdles	(sec)	2717	15.26	0.57	15.24	15.25	0.56	13.47	17.69	4.22	0.28	0.28	0.01
8	Discus Throw	(m)	2717	39.30	4.31	39.22	39.23	4.21	21.82	53.40	31.58	0.13	0.05	0.08
9	Pole Vault	(m)	2717	4.38	0.39	4.40	4.38	0.37	3.00	5.76	2.76	-0.02	0.21	0.01
10	Javelin Throw	(m)	2717	53.59	6.06	53.24	53.46	5.93	35.96	75.28	39.32	0.20	-0.05	0.12
11	1500m	(sec)	2717	283.25	15.09	281.35	282.17	13.73	241.00	401.18	160.18	0.92	2.20	0.29

子負荷がどれくらい複雑か (complexity) を com で示した (Pettersson and Turkheimer, 2010). com は 1 に近いほど、種目が 1 つの因子に所属していることを示す。また、2.5 であれば、2.5 個分の因子にまたがって、種目の因子負荷量が分布していることを示している。本研究では、com を小数第 1 位で四捨五入し、関連する因子数を整数個で判断することとした。関連する因子には、下線を付した。

2.3 潜在プロフィール分析

ここでは、競技パフォーマンス構造からみたパフォーマンスタイプの類型化を目的としている。分析手法として、潜在プロフィール分析 (latent profile analysis) を用いる (Gibson, 1959)。潜在プロフィール分析では、EM アルゴリズム (Dempster et al., 1977; 宮川, 1987) を用いた連続変数の class 分類が可能である。なお、同種のアルゴリズムを用いてカテゴリカル変数の class 分類を行う際には、潜在クラス分析が適用できる (三輪, 2009)。潜在プロフィール分析と潜在クラス分析は、複数の指標により、妥当な class 数を統計的に決定できる長所を持つ。また、例えば性別等が class 分類に影響を与えそうであれば、それを共変量と仮定した分析も実行できる。このように、モデルの拡張性が高いという長所を持つ。それに加えて、対象者がどの class に所属するかを決定論的に示すことなく、各 class への所属確率を用いて確率論的に示すことができる。例えば、「A さんは明らかにタイプ 1 だけど、B さんはタイプ 1 と 2 の中間的な特性をもったタイプだね」といった柔軟な解釈ができる。これにより、「A さんは△のトレーニングプランがいいと思うけど、B さんは△と□のどちらでもいいかもしれない。取り組みやすい方に決めてもいいし、両方のプランを組み合わせてもいいかもしれない」といった現実的なトレーニング処方を検討することができる。

許容できる class 数を評価するため、1 個から 10 個まで推定する class 数を増やし、検定統計量にブートストラップ法を使用する尤度比検定

(bootstrapped likelihood ratio test: BLRT) を行った。この方法では、class 数を増やし、有意ではなくなる直前の class 数を採用する。有意性は 5% 水準で判定した。許容できる class 数の中で、よりシンプルな潜在プロフィール構造を採用するため、情報量規準の AIC (Akaike information criterion) と BIC (Bayesian information criterion) を参照した。情報量規準においては、値が最小になる class 数を採用する。

2.4 判別分析

ここでは、class 分類によって明らかにしたパフォーマンスタイプを活用し、decathlete 個人が、「自分はどのタイプに近いのか」を判定可能にすることを目的としている。分析手法として、判別分析を用いる。パフォーマンスタイプが 2class までの場合には線形判別分析を、3class 以上になった場合には正準判別分析を用いる。分析に用いる変数の決定は、実践現場での適用可能性を考慮する必要がある。実践現場で因子得点を算出することは現実的でなく、手間がかかってしまう。そこで、判別分析の独立変数として種目別競技記録を用いて、判別精度を検討することとした。判別精度が十分であることを確認した上で、推定した判別関数を共有し、ソフトウェア上で実行可能にする。

2.5 解析ソフトウェア

本研究では、R version 3.5.3 (R Core Team, 2019) および RStudio version 1.1.447 (RStudio Team, 2016) を用いて統計解析を行った。主な R パッケージとして、平行分析と因子分析には psych (Revelle, 2018)、潜在プロフィール分析には mclust (Scrucca et al., 2016) と tidyLPA (Rosenberg et al., 2018)、判別分析には MASS (Venables and Ripley, 2002) を用いた。

III 結 果

1. 平行分析

最尤法による平行分析の結果、Fig. 1 のスクリ

Fig. 1 Scree plots comparing Decathlon data and random data by parallel analysis
(vertical line: suggested max number of factors to retain)

ープロットが得られた。なお、Fig. 1 の凡例に示されている「FA Actual Data」は、元データによる固有値のスクリープロットを指す。「FA Resampled Data」は、乱数データによる固有値（標本誤差）のスクリープロットを指す。第4因子まで

は乱数データよりも元データの因子が持つ情報量のほうが大きい。したがって、4 因子構造を仮定した因子分析を行うこととした。

2. 因子分析

4 因子構造を仮定した積率相関係数による因子分析（最尤法）を適用し、biquartimin 解を得た。適合度指標は RMSEA = 0.05（95% confidence interval = 0.04 – 0.06）、TLI = .958 であり、データと 4 因子構造の適合は良好であった。

Table 2 は 4 因子構造の因子負荷量行列と因子間相関行列をあわせたものである。因子負荷量と com を確認していくと、第 1 因子（以下「F1」と略す。第 2 因子以降も同様とする。）のマーカ一変数は、因子負荷量の大きなものから 100m, 400m, Long Jump, 110m Hurdle, Pole Vault の順番で特徴づけに貢献していることがわかる。続いて F2 は Shot Put, Discus Throw, Javelin Throw, Pole Vault, F3 は 400m, 1500m, 最後に F4 は High Jump, Long Jump, 110m Hurdles, Pole Vault の

Table 2 Factor loadings and factor correlations matrices using ML method and biquartimin solution
(SS loadings: sums of squared loadings)

Variables	No.	F1	F2	F3	F4	h2	com
100m	1	<u>0.99</u>	0.13	-0.09	-0.01	1.00	1.1
Long Jump	2	<u>-0.48</u>	0.00	0.03	<u>0.47</u>	0.45	2.0
Shot Put	3	-0.22	<u>0.83</u>	0.01	0.01	0.75	1.1
High Jump	4	-0.11	-0.02	0.00	<u>0.62</u>	0.39	1.1
400m	5	<u>0.64</u>	0.01	<u>0.77</u>	0.01	1.00	1.9
110m Hurdles	6	<u>0.47</u>	-0.08	0.13	<u>-0.29</u>	0.33	1.9
Discus Throw	7	-0.21	<u>0.81</u>	-0.01	-0.02	0.69	1.1
Pole Vault	8	<u>-0.18</u>	<u>0.17</u>	0.00	<u>0.27</u>	0.16	2.5
Javelin Throw	9	-0.08	<u>0.50</u>	0.00	0.04	0.27	1.1
1500m	10	-0.04	-0.02	<u>0.55</u>	-0.03	0.30	1.0
SS loadings		1.97	1.67	0.91	0.78		
Proportion Variance		0.20	0.17	0.09	0.08		
Cumulative Variance		0.20	0.36	0.46	0.53		
Proportion Explained		0.37	0.31	0.17	0.15		
Cumulative Proportion		0.37	0.68	0.85	1.00		
Factor correlations	F1	1.00	0.00	0.00	0.00		
	F2	0.00	1.00	0.19	0.27		
	F3	0.00	0.19	1.00	0.00		
	F4	0.00	0.27	0.00	1.00		

順番になっていた。Linden (1977) を参考に、F1 を running speed (走スピード), F2 を explosive arm strength or object projection (投擲力もしくは爆発的腕力), F3 を running endurance (走持久力), F4 を body projection (踏切において跳び出し方向等を調整する能力。以下「踏切調整力」と略す。) と命名した。

因子間相関を確認すると、F1: running speed と F3: running endurance はそれぞれ他の因子からほぼ独立していた ($r = .00-.19$)。F2: explosive arm strength or object projection は F4: body projection とわずかに関連していた ($r = .27$)。

3. 潜在プロフィール分析

1 個から 10 個まで class 数を増やした結果、BLRT の p 値 (BLRT_ p) は 10 個の時に有意になった ($p = .604$, Table 3)。これは、9 個までは class 数として許容できることを示している。次に、情報量規準の AIC と BIC を確認した。AIC は class 数が 7 個の時に一旦最小になり、9 個以降に再度値が低下している。10 個の class 数を最良とみなしているため、今回の class 数の評価ではあまり参考にならない。一方、BIC は class 数

Table 3 Model comparing using AIC, BIC, BLRT_ p

Classes	AIC	BIC	BLRT_ p
2	28416.6	28493.4	0.010
3	28153.0	28259.3	0.010
4	28013.4	28149.3	0.010
5	27973.7	28139.1	0.010
6	27918.2	28113.1	0.010
7	27907.2	28131.6	0.020
8	27914.3	28168.3	0.010
9	27902.0	28185.5	0.020
10	27858.0	28171.1	0.604

が 6 個の時に最小になり、その後値が上昇し続けている。したがって、BIC は今回の class 数の評価に役立つ指標といえる。以上より、6class を採用することとした。パフォーマンスタイプの判定は、所属確率の最大値を示す class に決定した。

次に、6class のプロフィールプロットを Fig. 2 に示した。エラーバーは標準偏差を表しており、これを活用して各 class にラベリングする。具体的には、エラーバーが y 軸 (因子得点) 上で 0 のラインをまたがない因子を class 毎のマーカー因子とみなした。class1 は、F2: explosive arm strength or object projection, F4: body projec-

Fig. 2 Profile plots for each latent classes considering competition performance structure (points: mean, error bar: standard deviation)

tion がマーカー因子であった。class2 は F3: running endurance, class3 は F1: running speed, F2: explosive arm strength or object projection がマーカー因子であった。class4 には、マーカー因子が認められなかった。class5 は F2: explosive arm strength or object projection と F3: running endurance が、class6 は F1: running speed, F2: explosive arm strength or object projection, F4: body projection がマーカー因子であった。

マーカー因子を参照し、class1 は「走スピードと走持久力に優れるが、投擲力と踏切調整力に課題があるタイプ (トラックタイプ)」(track type: T type, $N = 318$), class2 は「概ね平均的な力を備えているが、走持久力には課題があるタイプ (スピード・フィールド優位タイプ)」(speed and field dominant type: SFD type, $N = 535$) と解釈された。class3 は「投擲力が高く、走持久力と踏切調整力は中間的だが、走スピードに課題があるタイプ (投擲タイプ)」(thrower type: Th type, $N = 491$), class4 は「全体的にバランスがとれているタイプ (バランスタイプ)」(balance type: B type, $N = 798$) と解釈された。class5 は「投擲力と踏切調整力に優れ、走スピードは中間的で、走持久力に課題があるタイプ (フィールドタイプ)」(field type: F type, $N = 109$), class6 は「走スピードと投擲力、踏切調整力に優れ、走持久力は中間的なタイプ (スピード・フィールドタイプ)」(speed and field type: SF type, $N = 466$) と解釈された。導出した6つのパフォーマンスタイプ毎の Total Points を Fig. 3 に示した。

4. 判別分析

潜在プロファイル分析によって3class以上に類型化されたため、正準判別分析を実行した。従属変数は、潜在プロファイル分析で導出したパフォーマンスタイプ (所属確率が最高値となったタイプ) であった。独立変数は、10種類の (得点換算していない) 競技記録であった。分析の結果、DF (discrimination function) 1—5の5つの判別関数を構成する判別係数と定数項が推定された (Table 4)。正準判別分析では、各判別関数で判別

Fig. 3 Violin plot describing the total points of each performance types
(black points: mean, error bar: standard deviation, enclosing line: kernel density estimate)

Table 4 Coefficients of the discriminants functions

Variables	DF1	DF2	DF3	DF4	DF5
100m	-1.468	-3.198	5.418	-0.104	0.063
Long Jump	-1.205	0.328	0.943	-1.506	-0.114
Shot Put	-0.593	0.128	0.033	0.213	-0.390
High Jump	-4.887	1.225	3.679	-5.996	0.341
400m	-0.548	-0.336	-0.931	-0.209	0.010
110m Hurdles	0.492	-0.055	-0.228	0.345	-0.471
Discus Throw	-0.146	0.015	-0.015	0.092	-0.052
Pole Vault	-0.623	0.377	0.301	-0.219	-0.693
Javelin Throw	-0.040	0.021	0.000	0.028	0.177
1500m	0.001	-0.009	-0.006	-0.015	0.006
Constant	-72.822	-46.764	23.078	-25.794	-5.062

得点を求め、パフォーマンスタイプ毎の重心を多次元空間上に付置する。同様に、decathlete 毎にも空間上の座標を求める。各 decathlete はどのパフォーマンスタイプの重心との距離が近いことによって class 分類される。判別分析では、各 decathlete に対し、どのパフォーマンスタイプに配属されるかが等確率であるとする事前所属確率が設定されている。この事前所属確率が実際の重心との距離に基づいて更新され、事後所属確率を得ることができる。各判別関数によって推定された事後所属確率の最大値によって、(予測) パフォー

Table 5 Discrimination accuracy of the discriminant functions

		Predict						colsums	prop. (%)	correct (%)
		1	2	3	4	5	6			
Class	1	288	5	0	25	0	0	318	0.117	90.6
	2	0	510	3	15	1	6	535	0.197	95.3
	3	0	1	459	19	1	11	491	0.181	93.5
	4	1	7	0	781	0	9	798	0.294	97.9
	5	0	6	2	0	101	0	109	0.040	92.7
	6	0	6	6	4	2	448	466	0.172	96.1
rowsums		289	535	470	844	105	474	2717		95.2
prop. (%)		0.106	0.197	0.173	0.311	0.039	0.174	(overall)		(overall)

ンスタイプを判定した。判別分析の精度を検証するために、判別の中率（percentage of correct classifications）を求めた。その結果、全てのパフォーマンスタイプにおいて、90%以上の判別の中率（全体で95.2%）となった。以上のように、判別精度は十分に高いことが確認された（Table 5）。

IV 考 察

1. 平行分析と因子分析

平行分析の結果を参照し、4 因子構造を仮定した因子分析を施した結果、その適合度は良好であった。しかし、各因子に含まれる種目の詳細はLinden（1977）のものとは若干異なっていた。その理由として、Linden（1977）の研究と本研究では、推定法と因子軸の回転方法の組み合わせが異なることが挙げられる。具体的には、Linden（1977）は主成分法と direct quartimine rotation（Jennrich and Sampson, 1966）、主成分法と varimax rotation、最尤法と Harris and Kaiser（1964）の independent cluster rotation、最尤法と varimax rotation を用いている。この中で、主成分法と direct quartimine rotation の組み合わせが最もシンプルな因子構造となったことを報告している。

それに対し、本研究では最尤法と biquartimin rotation で解を求めている。近年の因子分析の動向として、主成分法はあまり推奨されない。それは、共通性の反復推定が行われないためである（狩野, 2002）。そこで、因子分析を行っている後者 2 択との比較を行っていく。independent cluster ro-

tation では、因子間相関が求められるものの、直交解に近い単純構造が得られる特徴がある。そのため、independent cluster rotation は、心理尺度を構成する際に非常に有用であるといえる。尺度を構成する上では、各因子の一次元性が重要になるからである。例えば、質問紙の中に「主体性」と「抑うつ」の構成概念を含めたとする。その場合、因子分析によって各構成概念を想定する項目が一次元性を有する（単純構造である）ことを確認する必要がある。しかし、decathlete において、競技パフォーマンス構造の各因子が単純構造であるとは想定しにくい。この指摘は、もちろん varimax rotation にもあてはまる。現実には、種目別競技記録が複雑に関連し合って、Total Points に結びついていると考えられるからである。実際に、著者が independent cluster rotation を試した結果、因子負荷量が 1 を超える不適解（Heywood case）が生じた（Table 6、不適解には下線を付した）。このことは、競技パフォーマンス構造の各因子に単純構造を仮定することが難しいことを意味している。

そこで本研究では、因子分析の biquartimin 解を採用した。この方法では、直交解と斜交解の中間的な因子構造を求めることができる。Linden（1977）も biquartimin 解に類似した direct quartimin 解を求めているが、主成分法であった。また、ソフトウェア状況から、direct quartimine rotation よりも、biquartimin rotation の方が簡単に実行する環境が整っている（Revelle, 2018）。そのため、実行可能性の観点からも、biquartimin rotation を推

Table 6 The example of independent cluster solution with detecting a Heywood case

Variables	No.	F1	F2	F3	F4	h2	com
100m	1	0.05	<u>1.04</u>	-0.09	0.02	1.00	1.0
Long Jump	2	-0.01	-0.40	0.02	0.47	0.43	2.0
Shot Put	3	0.84	-0.05	0.03	0.02	0.74	1.0
High Jump	4	-0.08	-0.03	0.02	0.65	0.39	1.0
400m	5	0.00	0.30	0.84	0.05	1.00	1.3
110m Hurdles	6	-0.07	0.37	0.10	-0.30	0.33	2.2
Discus Throw	7	0.83	-0.02	0.00	0.00	0.69	1.0
Pole Vault	8	0.16	-0.11	-0.01	0.28	0.16	1.9
Javelin Throw	9	0.51	0.04	-0.02	0.04	0.27	1.0
1500m	10	0.01	-0.29	0.60	-0.01	0.30	1.5
SS loadings		1.73	1.63	1.09	0.88		
Proportion Variance		0.17	0.16	0.11	0.09		
Cumulative Variance		0.17	0.34	0.44	0.53		
Proportion Explained		0.32	0.31	0.20	0.16		
Cumulative Proportion		0.32	0.63	0.84	1.00		
Factor correlations	F1	1.00	-0.15	0.04	0.37		
	F2	-0.15	1.00	0.42	-0.16		
	F3	0.04	0.42	1.00	-0.11		
	F4	0.37	-0.16	-0.11	1.00		

奨できる。

本研究で因子分析の bi-quartimin 解を求めた結果、因子間で適度に種目の因子負荷量がまたがっていた。このことは、十種競技の種目間で影響を及ぼし合っているという仮説とも整合性がある。さらに、因子間相関は Linden (1977) の direct quartimin 解では 0.3 を超えるものが 2 組あったが、本研究では 1 つもなかった。このことは、それぞれの因子が曖昧に混ざることなく、弁別性を有していることを意味する。したがって、本研究では Linden (1977) より現実的かつ弁別性を有する因子構造を導出できたと考えられる。

因子間で因子負荷量がまたがった種目を確認すると (Table 2)、内容的に解釈可能なものであった (下線を引いた種目を参照)。具体的には、Long Jump は F1: running speed と F4: body projection に負荷しており、助走における走スピードと踏切調整力が求められると解釈できる。400m は F1: running speed と F3: running endurance に負荷しており、走スピードとそれを維持する走持久力が求められると解釈できる。110m Hurdles は F1:

running speed と F4: body projection が負荷しており、走スピードと踏切調整力が求められると解釈できる。しかし、Long Jump や High Jump と比較して F4: body projection の因子負荷量は小さい。ここには、跳躍種目程には踏切を強調する必要がないことが関連している。Pole Vault は F1: running speed, F2: explosive arm strength or object projection, F4: body projection が負荷していた。Pole Vault では助走における走スピードに加えて、ポール操作の安定性や正確性のために爆発的腕力が必要になると解釈できる。それに加えて、跳び出し方向等の調整のために、踏切調整力が求められると解釈できる。一方で Pole Vault は、因子負荷量が全体的に他の種目と比べて低く、独自性の強い種目といえる。Pole Vault は、種目毎の因子負荷量の複雑性を示す com の値が 2.5 となっており、本研究の定義より、3 つ程度の因子から影響を受けていると判断される。因子負荷量より、その 3 つの因子は F1: running speed, F2: explosive arm strength or object projection, F4: body projection であった。共通性が 0.16 であることから、助走速度、

爆発的腕力、踏切調整力によって Pole Vault のパフォーマンスを 16% 程度説明していると考えられる。Angulo-Kinzler et al. (1994) を参考にする、以上の 3 因子によって説明できない要素は、主にポール支持局面 (pole support phase) や空中局面 (free flight phase) の技術的要素であると考えられる。このように因子分析の結果は、種目毎の特異的な技術的要素までは捉えていない点に注意が必要である。以上のように、内容的に解釈可能な結果であることから、妥当な因子負荷量が推定されていると判断できる。

また、Linden (1977) では F1 と F4 の因子間相関が $r = .35$ であったのに対し、本研究では $r = .00$ であり、大きく傾向が異なる。本研究の因子負荷量行列をみると、F1 を running speed と解釈するのは妥当であろう。F4 については、どの種目においても踏切調整力が求められることから、body projection は妥当な命名といえる。しかし、F4 は Linden (1977) の結果と異なり、F1: running speed との関連性が認められない。このことから、F4 を explosive leg strength と命名するのは妥当ではないと考えられる。一方、F2 と F4 の間には、Linden (1977) と同様に 0.3 程度の関連性が認められる。F4 を body projection と命名した場合、F2 との関連性については、object projection, explosive arm strength のどちらの側面でも解釈可能である。F2 と F4: body projection は主にフィールド種目に関連する因子、F1: running speed, F3: running endurance は主にトラック種目に関連する因子である。フィールド種目はトラック種目に比較して、習熟に時間を要する技術的要素の占める割合が大きいと考えられる。したがって、フィールド種目のトレーニング量や得意・不得意等が潜在的要因となり、object projection の側面からみた F2 と F4: body projection の因子間相関となって表出したと解釈できる。それに加えて、explosive arm strength の側面からみた F2 と F4: body projection の因子間相関には、Pole Vault が関連していると解釈できる。上述のように、Pole Vault では踏切調整力に加えて、ポール操作の安定性や正確性のために explosive arm strength が求められる

からである。このことから、F2 を explosive arm strength or object projection と命名したことは妥当であったと考えられる。

以上のように、因子負荷量および因子間相関の推定結果は内容的に妥当といえる。したがって、現実的かつ弁別的・内容的妥当性を有する 4 因子構造を明らかにすることができた。

2. 潜在プロフィール分析と正準判別分析

F1—4 (Table 2) の因子得点を変数とした潜在プロフィール分析の結果、統計的に妥当な 6 つの class を明らかにすることができた。また、種目別競技記録を独立変数とした正準判別分析の結果、潜在プロフィール分析の class 分類を高い精度で再現することができた。

したがって、本研究で推定した判別関数を用いることで、実践現場においても decathlete 個々人のパフォーマンスタイプを判定することができ、事後所属確率が推定されるため、「T type と SF type の中間的なパフォーマンスタイプ」といった柔軟な解釈も可能である。パフォーマンスタイプを判定することで、どのような decathlete を目標像とし、トレーニングプランを生成するかの判断材料になると考えられる。

なぜ、このような個別の目標像を設定することが有用といえるのだろうか。Fig. 3 を確認すると、全てのタイプで Total Points の平均値が 7000 点 (7090.6—8008.7) を超えている。class1「トラックタイプ」(T type) の 7090.6 点は、2018 年の日本選手権 9 位相当 (日本陸上競技連盟, 2018)、同年の日本学生陸上競技対抗選手権大会 4 位相当の記録である (日本学生陸上競技連合, 2018)。class6 の「スピード・フィールドタイプ」(SF type) は、同年の日本選手権優勝レベルであり (日本陸上競技連盟, 2018)、他よりも一段上の競技レベルにあるといえる。このように、いずれのパフォーマンスタイプの平均値も、日本トップレベルに相当する。その中で、平均値やカーネル密度分布 (Fig. 3) を参照すると、class1「トラックタイプ」(T type) の競技レベルは少し低い。しかし、class2—5 (スピード・フィールド優位タイプ:

SFD type, 投擲タイプ: Th type, バランスタイプ: B type, フィールドタイプ: F type) は, パフォーマンスタイプが異なるものの, 同程度の競技レベルにあるといえる. このことは, 高いレベルの decathlete であっても, 千差万別なパフォーマンスタイプを有していることを意味する. つまり, あるアスリートが「日本 (世界) トップレベルの decathlete を目指したい」と考えた時に, その方略は個々人の特性によって千差万別にならざるを得ないことを意味している. 例えば, 短所を満遍なく強化して class4「バランスタイプ」(B type) を目指すこともできるだろう. もしくは, 足は速くないが腕力が強い長所を強化して, class3「投擲タイプ」(Th type) を目指すこともできるだろう. このように, 個々人の現在位置との距離に近い目標像を設定することが, 合理的な戦略と考えられる. 本研究で導出した各パフォーマンスタイプの特徴を簡便に捉えるため, Total Points が 6800 点以上の集団におけるプロフィール・チャートを示す.

V 本研究の限界

本研究で用いたデータは, 1985—2006 年までの競技記録に限られていた. そのため, 導出した判別関数には, 最近の decathlete の成績は考慮されていない. しかし, 本研究の分析結果には現在世界歴代 3 位までの競技記録が含まれている. その後もこれまでと比較して劇的な記録更新があったわけではない. この点を踏まえると, 国内外の decathlete にとって意味のある研究結果であると考えられる. しかし, データセットに新たな競技記録を追加していくことにも大きな意義がある. 今後, 継続的にデータセットを更新し, 研究成果の蓄積ならびに更新したデータセットをオープンデータとして公開することが課題である. オープンデータの充実は, 研究対象者の不必要な負担の軽減と, 研究の発展を加速する上で有用といえるからである. なお, 本研究で用いた Decathlon データセットは, Decathlon 2000 (online) という

Table 7 Profile chart of the performance types for decathletes scored over 6800 points

Performance Type	Statistics	Total Points (points)	100m (sec)	Long Jump (m)	Shot Put (m)	High Jump (m)	400m (sec)	110m Hurdles (sec)	Discus Throw (m)	Pole Vault (m)	Javelin Throw (m)	1500m (sec)
Class 1 T type	Mean	7090.58	11.02	6.86	11.71	1.88	49.33	15.35	35.10	4.19	49.94	279.32
	- SD	6844.34	10.83	6.56	10.81	1.80	48.37	14.77	31.82	3.80	44.93	266.29
	+ SD	7336.82	11.21	7.16	12.61	1.96	50.29	15.93	38.38	4.58	54.95	292.35
Class 2 SFD type	Mean	7233.29	11.08	6.94	13.01	1.91	51.02	15.32	39.36	4.34	52.94	290.62
	- SD	6963.69	10.89	6.66	12.10	1.83	50.02	14.77	36.02	3.97	47.67	275.28
	+ SD	7502.89	11.27	7.22	13.92	1.99	52.02	15.87	42.70	4.71	58.21	305.96
Class 3 Th type	Mean	7186.00	11.59	6.82	13.36	1.94	51.86	15.50	40.62	4.35	55.05	284.01
	- SD	6934.45	11.40	6.55	12.47	1.87	50.89	15.00	37.58	4.02	49.72	271.54
	+ SD	7437.55	11.78	7.09	14.25	2.01	52.83	16.00	43.66	4.68	60.38	296.48
Class 4 B type	Mean	7184.68	11.33	6.92	12.30	1.94	50.20	15.34	36.90	4.31	51.24	278.48
	- SD	6921.23	11.14	6.64	11.47	1.86	49.26	14.84	33.83	3.95	45.92	266.40
	+ SD	7448.13	11.52	7.20	13.13	2.02	51.14	15.84	39.97	4.67	56.56	290.56
Class 5 F type	Mean	7233.86	11.30	6.99	13.91	1.95	53.56	15.37	42.22	4.42	56.91	305.45
	- SD	6932.61	11.08	6.69	12.86	1.87	52.50	14.84	38.62	4.01	50.30	286.48
	+ SD	7535.11	11.52	7.29	14.96	2.03	54.62	15.90	45.82	4.83	63.52	324.42
Class 6 SF type	Mean	8008.72	11.02	7.31	14.50	2.01	49.49	14.73	44.14	4.69	58.51	279.62
	- SD	7711.98	10.80	7.03	13.59	1.94	48.42	14.27	40.91	4.38	53.14	265.34
	+ SD	8305.46	11.24	7.59	15.41	2.08	50.56	15.19	47.37	5.00	63.88	293.90

web 上のデータベースから作成されている。Decathlon 2000 (online) は複数の研究で使用された実績があり (e.g. Pavlović, 2017; Wang and Lu, 2007; Woolf et al., 2007), 信頼できるデータベースである。

本研究では decathlete の競技記録のみに着目しているため、各種目に含まれる技術的要素の詳細や、decathlete 毎の技能水準を十分に検討できない点は、本研究の限界である。また、パフォーマンスタイプは、個々人にとって極端に低い種目別競技記録を含む場合、判定結果も極端に変化する可能性がある。そのため、全種目で十分な力を発揮できた競技記録を用いた方が望ましいといえる。もしくは、一定期間における競技記録の平均値を用いる方法や、経時的に複数回判定して（モニタリングして）総合的に判断する方法を用いることが推奨される。このように、個々人の競技パフォーマンスの不安定さは、判別分析によるパフォーマンスタイプの判定結果に影響を与える。この点も、本研究の限界である。

一方で、2000 名以上の十分なサンプルサイズであることから、個々人にとって極端に低い種目別競技記録を有する decathlete が存在していたとしても、因子分析の結果に及ぼす影響はほとんどない。実際に、以下の手続きで検証を行った。個々人にとって極端に低い種目別競技記録を有する decathlete は、全体からみれば外れ値に相当する可能性がある。そこで、因子分析で仮定する多変量正規分布に基づく外れ値（多変量外れ値）の影響を豊田（2012）の方法で分析した。その結果、多変量外れ値を除外しても因子構造にはほとんど変化がなかった (Table 8)。また、各パフォーマンスタイプの所属人数は全て 100 名を超えており、極端に低い競技記録を有する decathlete による少人数の class はみられない。したがって、パフォーマンスタイプ推定における影響もほとんどなかったといえる。以上より、本研究の因子分析と潜在プロファイル分析の結果において、個々人にとって極端に低い種目別競技記録を有する decathlete が存在することの影響は無視できる。

Table 8 Factor loadings and factor correlations matrices using ML method and biquartimin solution after excluding the most influential outlier

Variables	No.	F1	F2	F3	F4	h2	com
100m	1	<u>0.99</u>	0.13	-0.09	-0.01	1.00	1.1
Long Jump	2	<u>-0.48</u>	0.00	0.03	<u>0.47</u>	0.45	2.0
Shot Put	3	-0.22	<u>0.83</u>	0.01	0.01	0.75	1.1
High Jump	4	-0.11	-0.02	0.00	<u>0.62</u>	0.39	1.1
400m	5	<u>0.64</u>	0.01	<u>0.76</u>	0.01	1.00	1.9
110m Hurdles	6	<u>0.47</u>	-0.09	0.13	<u>-0.29</u>	0.33	1.9
Discus Throw	7	-0.20	<u>0.82</u>	-0.01	-0.02	0.69	1.1
Pole Vault	8	<u>-0.18</u>	<u>0.17</u>	0.00	<u>0.27</u>	0.16	2.5
Javelin Throw	9	-0.08	<u>0.50</u>	0.00	0.04	0.27	1.1
1500m	10	-0.05	-0.02	<u>0.55</u>	-0.03	0.30	1.0
SS loadings		1.97	1.68	0.91	0.78		
Proportion Variance		0.20	0.17	0.09	0.08		
Cumulative Variance		0.20	0.36	0.46	0.53		
Proportion Explained		0.37	0.31	0.17	0.15		
Cumulative Proportion		0.37	0.68	0.85	1.00		
Factor correlations	F1	1.00	0.00	0.00	0.00		
	F2	0.00	1.00	0.18	0.28		
	F3	0.00	0.18	1.00	0.00		
	F4	0.00	0.28	0.00	1.00		

VI まとめ

本研究では第1に、十種競技の競技パフォーマンス構造を因子分析によって推定すること、第2に、競技パフォーマンス構造に基づいてパフォーマンスタイプを明らかにすること、そして第3に、個々人のタイプ判定を可能にすることを目的とした。その結果、以下の点が明らかとなった。

- 1) 平行分析と因子分析の結果、競技レベルの高い decathlete の競技パフォーマンス構造は、4つの因子で説明できることがわかった。具体的には、Linden (1977) を概ね支持する running speed, explosive arm strength or object projection, running endurance, body projection の因子であった。しかし、本研究では Linden (1977) よりも現実的かつ弁別的・内容的妥当性の高い因子構造を明らかにできた。
- 2) 4 因子の競技パフォーマンス構造を考慮し、潜在プロファイル分析を行った。その結果、統計的に妥当な 6 つのパフォーマンスタイプの存在を明らかにすることができた。具体的には、class1 は「トラックタイプ」(track type: T type), class2 は「スピード・フィールド優位タイプ」(speed and field dominant type: SFD type) と解釈された。class3 は「投擲タイプ」(thrower type: Th type), class4 は「バランスタイプ」(balance type: B type) と解釈された。class5 は「フィールドタイプ」(field type: F type), class6 は「スピード・フィールドタイプ」(speed and field type: SF type) と解釈された。
- 3) 正準判別分析を用いて、因子得点を計算せずとも、種目別競技記録から 6 つのパフォーマンスタイプを高い精度で判別できる関数(判別関数)を導出した。また、判別関数を RDS ファイルに保存して共有できるようにした。これにより、統計解析ソフト R を用いて本研究で示したパフォーマンスタイプの判定が可能になった。

本研究の成果は、個々人の現在位置との距離が

近い個別の目標像の設定や、合理的なトレーニングプログラムの生成に役立つと考えられる。なお、パフォーマンスタイプは、個々人にとって極端に低い種目別競技記録を含む場合、判定結果も極端に変化することがある。そのため、全種目で十分な力を発揮できた競技記録を用いた方がよい。もしくは、一定期間における競技記録の平均値を用いることや、経時的に複数回判定して総合的に判断することが有効であろう。

文 献

- Angulo-Kinzler, R. M., Kinzler, S. B., Balias, X., Turro, C., Caubet, J. M., Escoda, J., and Prat, J. A. (1994) Biomechanical analysis of the pole vault event. *Journal of Applied Biomechanics*, 10(2): 147-165.
- Decathlon 2000. (online) <https://www.decathlon2000.com/>, (accessed 2019-07-19).
- Dempster, A. P., Laird, N. M., and Rubin, D. B. (1977) Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 39(1): 1-22.
- Dziadek, B., Iskra, J., and Przednowek, K. (2018) Principal component analysis in the study of structure of the best polish decathlon competitors from the period between 1985-2015. *Central European Journal of Sport Sciences and Medicine*, 23(3): 77-87.
- Gibson, W. A. (1959) Three multivariate models: Factor analysis, latent structure analysis, and latent profile analysis. *Psychometrika*, 24(3): 229-252.
- Harris, C. W. and Kaiser, H. F. (1964) Oblique factor analytic solutions by orthogonal transformations. *Psychometrika*, 29(4): 347-362.
- 堀啓造 (2005) 因子分析における因子数決定法. 香川大学経済論叢, 77(4): 35-70.
- Jennrich, R. I. and Sampson, P. F. (1966) Rotation for simple loadings. *Psychometrika*, 31(3): 313-323.
- 狩野裕 (2002) 主成分分析は因子分析ではない! 行動計量学, 30(2): 240.
- Linden, M. (1977) Factor analytical study of Olympic decathlon data. *Research Quarterly. American Alliance for Health, Physical Education and Recreation*, 48(3): 562-568.
- 宮川雅巳 (1987) EM アルゴリズムとその周辺. 応用統計学, 16(1): 1-21.
- 三輪哲 (2009) 潜在クラスモデル入門. 理論と方法, 24(2): 345-356.
- 日本学生陸上競技連合 (2018) 天皇賜盃第 87 回日本学

- 生陸上競技対校選手権大会十種競技. <http://www.iauau.jp/ev2018/87ic/rel067.html>, (参照日 2019 年 4 月 18 日).
- 日本陸上競技連盟 (2018) 第 102 回日本陸上競技選手権大会混成競技記録集. https://www.jaaf.or.jp/files/upload/201806/18_123304.pdf, (参照日 2019 年 4 月 18 日).
- Pavlović, R. (2017) Discipline homogeneity based on the most successful decathlon scoring placement. *Turkish Journal of Kinesiology*, 3(1): 6-11.
- Pettersson, E. and Turkheimer, E. (2010) Item selection, evaluation, and simple structure in personality data. *Journal of research in personality*, 44(4): 407-420.
- R Core Team (2019) R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>, (accessed 2019-04-18).
- Revelle, W. (2018) psych: Procedures for Personality and Psychological Research. <https://CRAN.R-project.org/package=psych>, (accessed 2019-04-18).
- Rosenberg, J. M., Beymer, P. N., Anderson, D. J., and Schmidt, J. A. (2018) tidyLPA: An R Package to Easily Carry Out Latent Profile Analysis (LPA) Using Open-Source or Commercial Software. *Journal of Open Source Software*, 3(30): 978. <https://doi.org/10.21105/joss.00978>, (accessed 2019-04-18).
- RStudio Team (2016) RStudio: Integrated Development for R. RStudio, Inc. <http://www.rstudio.com/>, (accessed 2019-04-18).
- Scrucca, L., Fop, M., Murphy, T. B., and Raftery, A. E. (2016) mclust 5: clustering, classification and density estimation using Gaussian finite mixture models. *The R journal*, 8(1): 289-317. <https://journal.r-project.org/archive/2016-1/scrucca-fop-murphy-et-al.pdf>, (accessed 2019-04-18).
- 豊田秀樹 (2012) 因子分析入門—R で学ぶ最新データ解析—. 東京図書, pp.193-195.
- Unwin, A. (2015) GData: Datasets for the Book Graphical Data Analysis with R. R package version 0.93. <https://CRAN.R-project.org/package=GData>, (accessed 2019-04-18).
- Venables, W. N. and Ripley, B. D. (2002) Modern Applied Statistics with S. Fourth Edition. Springer. <http://www.stats.ox.ac.uk/pub/MASS4>, (accessed 2019-04-18).
- Wang, Z. and Lu, G. (2007) The czech phenomenon of men's decathlon development. *International Journal of Sports Science and Engineering*, 1(3): 209-214.
- Wimmer, V., Fenske, N., Pyrka, P., and Fahrmeir, L. (2011) Exploring competition performance in decathlon using semi-parametric latent variable models. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 7(4).
- Wolf, A., Ansley, L., and Bidgood, P. (2007) Grouping of decathlon disciplines. *Journal of Quantitative Analysis in*

sports, 3(4).

Appendix

ここでは、統計解析ソフト R を用いた十種競技におけるパフォーマンスタイプの判定法を示す。これまで述べてきたように、パフォーマンスタイプを判定することで、十種競技のトレーニングプランを合理化することに役立つと考えられる。そのためには、本研究と同様な設定でパフォーマンスタイプを判定できる環境整備が必要である。本研究で使った統計解析ソフトの R では、計算結果や導出した関数等をオブジェクトに代入することができる。さらに、オブジェクトは RDS ファイルという形式で保存することができる。RDS ファイルは他人と共有することができるため、R に読み込んで判別分析に利用することで、本研究と同様のパフォーマンスタイプを判定できる。分析は、対象者 1 名から可能である。複数名を一度に判定することもできる。その場合には、csv ファイル等に 10 種目の競技記録を整理して R で読み込めば判定することができる。

ここではまず、1 名ずつパフォーマンスタイプを判定する方法を簡単に紹介する。RDS ファイルは著者の ResearchGate (https://www.researchgate.net/profile/Ryosuke_Kondo2) からダウンロードできる。複数名を一度に判定する方法についても記載しているので参照して貰いたい。なお、RDS ファイルは R の作業ディレクトリに保存すると便利である。R はそのままでも使用できるが、RStudio (RStudio Team, 2016) から R を操作するとより簡便である。

まずは、判別分析に必要なパッケージをインストールし、以下のように RDS ファイルを R に読み込む必要がある。ここでは、RDS ファイルが作業ディレクトリに保存されているとする。R のコンソールには以下のように打ち込むか、コピー & ペーストする。なお、「#」の後のメモは実行されないため、そのまま使用しても問題ない。

```
install.packages("MASS") # パッケージのインストール (最初の 1 回のみ)
library(MASS) # インストールしたパッケージの読み込み
getwd() # RDS ファイルの置き場所 (作業ディレクトリ) を確認
DecathleteType <- readRDS("getwd() の結果 / DecathleteType.RDS") # 論文中の判別関数 (RDS ファイル) を読み込み
test <- matrix(nrow = 1, ncol = 10) # 1 名分の記録入力場所を確保
```

以下の <- の右に記録を入力する (入力例はサンブ

```

ル) ####
test[1,1] <- 11.33 #100m(s)
test[1,2] <- 6.65 #Long Jump(m)
test[1,3] <- 13.35 #Shot Put(m)
test[1,4] <- 2.03 #High Jump(m)
test[1,5] <- 50.67 #400m(s)
test[1,6] <- 15.08 #110m Hurdles(s)
test[1,7] <- 37.52 #Discus Throw(m)
test[1,8] <- 4.75 #Pole Vault(m)
test[1,9] <- 47.21 #Javelin Throw(m)
test[1,10] <- 291.57 #1500m(s)
#### 入力箇所はここまで ####

test2 <- data.frame(test) # ファイルのコピー
colnames(test2) <- c("m100", "Longjump", "Shotput",
"Highjump", "m400", "m110hurdles", "Discus", "Polevault",
"Javelin", "m1500") # 変数名の設定 (RDS ファイルに合
わせているので, ここは変更しない)
test2 # 正しく入力できているかの確認
pred_res <- predict(DecathleteType, test2) # 論文中の判別関
数を使った判別分析の実行
options(scipen=100) # 指数表示の回避
print(pred_res$posterior) # 事後所属確率 (どのタイプの
確率が高いかの確認)
pred_res$class # 最も確率が高いのは class1-6 のどのタイ
プか
## グラフによって視覚化 ##
par(family="Times") # フォントの設定 (Times 以外のフォ
ントも可能)
barplot(pred_res$posterior, ylab = "posterior probabilities
of class membership", xlab = "Decathlete Type (number of
class)") # 事後所属確率のグラフ表示
## 分析終了 ##

```

参考までに, サンプルとして示した競技記録に上記の script を実行して得られた結果の概要を以下に示す.

```

print(pred_res$posterior) # 事後所属確率 (どのタイプの確
率が高いかの確認)
1      2      3      4      5      6

```

```

[1,] 0.000594287 0.09501928 0.1964394 0.6938476
0.00003815045 0.01406123
pred_res$class# 最も確率が高いのはどのタイプか
(class1-6 の中で)
[1] 4
Levels: 1 2 3 4 5 6
# 視覚化
par(family="Times") # フォントの設定 (Times)
barplot(pred_res$posterior, ylab = "posterior probabilities of
class membership", xlab = "Performance Type (number of
class)") # 事後所属確率のグラフ表示 (Fig. 4)

```

Fig. 4 Posterior probability plot of class membership regarding decathlete type discrimination

サンプルとして示した競技記録の場合, class4「バランスタイプ」(balance type: B type) に判定されることがわかる. さらに Fig. 4 のように事後所属確率をグラフ化することで, より具体的に「どのパフォーマンスタイプに近い」をイメージすることに役立つと考えられる.

(2019 年 5 月 10 日受付)
(2019 年 8 月 29 日受理)