

二大スポーツ祭典の世論調査

- 社会的反響の価値と可能性 -

小野田 哲弥*1

Email: ONODA_Tetsuya@mi.sanno.ac.jp

*1: 産業能率大学 情報マネジメント学部 (兼 産業能率大学スポーツマネジメント研究所)

◎Key Words インターネット社会調査, オリンピック, FIFA ワールドカップ

1. はじめに

価値観が多様化した現代において、オリンピックとFIFA ワールドカップは、大多数の国民が共通の話題として盛り上がることのできる数少ないイベントの双璧だ。

筆者は、オリンピック(五輪)については、北京(2008)以降、ロンドン(2012)、リオ(2016)の夏季3大会、そしてバンクーバー(2010)、ソチ(2012)、平昌(2014)の冬季3大会において、それぞれ開幕直前の事前調査と、閉幕直後の事後調査を実施してきた。また、サッカーW杯に関しても、同様の調査をブラジル大会(2014)で実施した。本年のロシア大会(2018)においても事前調査は実施済である。

本調査の特長は、高度な専門知識を必要とせず、一般の人々でもその結果を広く享受できるところにある。無論、高度な数式や社会的相互作用の理論を援用して学術レベルに昇華できる可能性も有するが、本発表では一般的な学生を教育対象に、学生が統計の面白さや、世相とリンクした社会調査の醍醐味を知ることのできる価値を中心に、両調査のコンピュータ利用教育上の意義について述べたい。

2. 調査の概要

調査は両大会の開幕直前と閉幕直後に行っている。即時性の観点からインターネット調査を利用するが、世論調査に準拠し、総務省統計局が発表した最新の人口統計比に基づくサンプリングを行い実施している。

調査対象は、日本国内に住む20歳から69歳である。事前調査では10,000人を性別・世代・都道府県の470割付区分から層化抽出して実施し、追跡調査に位置づけられる事後調査では、事前調査の10,000サンプルの中から1,000人を性別・世代・地方の80割付区分によって層化抽出して実施している。

調査内容は主に分析対象である日本代表選手に関する質問である。本研究の独自性として、日本代表の全選手を対象に調査を実施している点が挙げられる(ただし開幕後の追加招集や出場辞退等の例外あり)。

調査フレームは「4Aモデル」(Funk & James 2006)を参考に、事前調査ではAwareness(認知)とAttention(注目)を測る質問を実施し、事後調査ではAudience(視聴)とAdmiration(称賛)を測る質問を実施している。また、消費者の選好と未来予測は独立するという先行研究(水野2010)を参考に、Awareness(認知)から分岐して、Attention(注目)とは別に、Award(競技予想)についても尋ねている。

3. オリンピック調査

最初にオリンピック調査の意義について述べる。教育対象となる学生を、学部初年次、学部高学年、大学院生に分け、それぞれに該当する内容を節ごとに記述する。

3.1 ランキングと事前・事後比較

学部初年次の学生を対象にした教育事例としては、「単純集計」が挙げられる。調査対象全体を100%として該当率を算出し、表1のようにランキング形式で表示するのが最も一般的な方法だ。単純集計をやや発展させたものとしては「基本属性クロス集計」がある。この場合の基本属性とは、性別・世代・地域を指し、統計的な前提知識を必要とする有意検定等ではなく、性別・世代別・都道府県別のランキングとその考察を意味している。

そして、時系列変化の捕捉を期待して行うのが、事前・事後比較である。分析対象となる日本代表選手の事前・事後調査でマージし、双方の差分を取ることで、こちらもランキング形式で表示できる。手法自体は極めてシンプルだが、表2のように整理することによって、世論は刻々と変化すること、またそれを定量的に捉えることの意義を学習することができる。

表1. リオ五輪(2016)日本代表の事前認知率トップ10

順位	名前(敬称略)	%
1	内村航平(体操)	69.4
2	吉田沙保里(レスリング)	64.5
3	福原愛(卓球)	58.84
4	錦織圭(テニス)	58.83
5	入江陵介(競泳)	57.47
6	木村沙織(バレーボール)	57.45
7	伊調馨(レスリング)	56.1
8	福士加代子(陸上)	56.0
9	白井健三(体操)	55.7
10	石川佳純(卓球)	54.7

表2. 平昌五輪(2018)日本代表の認知率向上トップ5

順位	選手名(競技名) ※敬称略	%
1	藤沢 五月(カーリング)	+57.2
2	高木 菜那(スピードスケート)	+54.5
3	吉田 知那美(カーリング)	+43.7
4	佐藤 綾乃(スピードスケート)	+43.3
5	吉田 夕梨花(カーリング)	+40.1

3.2 正規化と相関分析・回帰分析

学部高学年の学生を対象にした教育事例としては、「正規化」「相関分析」「回帰分析」の3つが挙げられる。

上述の通り、本研究では社会的関心の評価フェーズを Awareness (認知)→Attention (注目)→Audience (視聴)→Admiration (称賛)の4つに区分している。これらを比較しようとする学生たちが第一に直面する問題は、尺度の違いである。なぜなら、認知フェーズと視聴フェーズは百分率なのに対し、「どの程度注目しているか」「どの程度感動したか」を尋ねている注目フェーズと称賛フェーズでは、リッカート尺度を用いているからである。したがって、当該問題を解決する手段として「正規化」を修得しなければならない。

正規化の必要性と方法が理解されたら、いよいよ分析へと進む。第一の相関分析は、相関係数の算出方法は知らなくとも「相関」という言葉自体は身近であることから、相関係数が高いほど両者が強く関連しているという概念は容易に理解される。日本代表選手を対象とした場合には、負の相関が見られないどころか、表3のようにすべて極めて高い正の相関係数を示す(Pearsonの相関係数はすべて0.00%で有意)という課題を抱えるが、相対的に「認知×称賛」「注目×称賛」の値がやや低い原因は、競技結果は必ずしも期待通りとはいかず、予想外の選手が好成績を残す場合もあるといった解釈を行うことができる。

回帰分析についても、義務教育時点で $Y=aX+b$ 型の方程式を学んでいることから、目的変数(従属変数)をYとし、それを説明する変数が説明変数(独立変数)Xであるという概念自体は理解されやすい。説明変数が複数ある場合にはその方程式が長くなり、 $X_1, X_2, X_3 \dots$ ごとに係数が変わることになるが、難しい計算式を抜きにしても、その係数の大小が目的変数に与える影響度合いだという概念は理解される。

表4は、国民の感動の量を表す変数 Admiration (称賛)を目的変数とし、競技結果を説明変数として回帰分析を行った結果である。各目的変数の係数を読み取ることに

よって、基本的には3位以上(メダル獲得)が「称賛」に与える正の影響は4位以下とは別格に大きいといった定量的な解釈が可能になる。また、例外的な大会については、その要因を探ると興味深い。例えばソチ大会で6位の係数が大きい背景を探ると、女子フィギュアスケートのショートプログラムで15位と不調だった浅田真央選手が、フリープログラムの演技で自己最高得点を叩き出し、国民的な感動を呼んだ事実を突き止めることができる。

3.3 メダル獲得の事前予測

大学院生を対象にした教育事例としては、「予言する消費者」(水野 2005)に通底する研究が挙げられる。この研究は、図1の集合論をベースとしており、「相関ルール」として知られる Association-Rules (Agrawal et al. 1993)の手法を援用する。

相関ルールでは、全体に占めるアイテム支持率を Support (支持度)と呼び、前提条件に占めるアイテム支持率を Confidence (確信度)と呼ぶ。図1の関係性をこれらの用語を用いて説明するならば、認知率とはすなわち「支持度」であり、前提条件を認知とした場合に、各選手のメダル予想は「メダル確信度」と言い換えることができる。

メダル確信度にとって重要なポイントは、支持度の閾値の設定にある。Aを支持度、Gをメダル支持度とした場合に、メダル確信度は G/A によって求めることができる。図2の3パターンは、メダル確信度は一緒だが、そもそもの支持度が異なるケースを表したイメージ図だ。図2の左のケースでは、確かに確信度は大きいものの、支持度自体が低いため、信頼性に乏しい(例えば1万人中3人が認知し、そのうち2人がメダル獲得を予想したような場合が該当)。逆に右のケースでは、支持度が大きすぎ、誰もが事前に予想できる自明の結果であって発見に乏しい点が問題である。予想的中したと驚きをもって評価されるのは、図2の中央にあるような、適度な支持度(知る人ぞ知る)の場合のみである。

表3. 「認知」「注目」「視聴」「称賛」間の相関係数

季節	年	開催都市	N	認知			注目		視聴
				×注目	×視聴	×称賛	×視聴	×称賛	×称賛
夏季	2008	北京	339	.971	.768	.446	.746	.416	.820
	2012	ロンドン	293	.982	.836	.736	.860	.753	.963
	2016	リオ	333	.961	.833	.750	.844	.796	.973
冬季	2010	バンクーバー	94	.994	.901	.838	.915	.864	.966
	2014	ソチ	113	.998	.883	.812	.881	.813	.980
	2016	平昌	124	.940	.876	.598	.813	.603	.797

表4. 社会的称賛の競技成績による回帰分析

季節	年	開催都市	定数項	金メダル係数	銀メダル係数	銅メダル係数	4位入賞係数	5位入賞係数	6位入賞係数	7位入賞係数	8位入賞係数
夏季	2008	北京	-409	2.173	1.431	1.940	.591	.269	-.190	.044	.039
	2012	ロンドン	-488	2.548	1.571	1.174	.612	.158	-.018	-.018	.049
	2016	リオ	-360	2.472	2.122	.931	.279	.251	-.033	.065	.089
冬季	2010	バンクーバー	-338		1.921	3.248	2.018	.327	-.237	.110	.604
	2014	ソチ	-450	4.473	1.822	1.807	.770	.583	1.770	.298	.068
	2016	平昌	-341	1.469	1.806	1.789	.500	-.117	.059	.332	.356

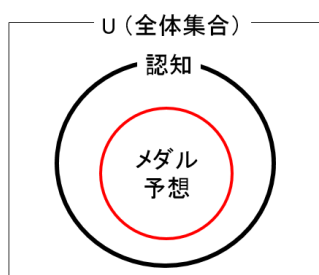


図1. 集合論における
「選手認知」と「メダル予想」

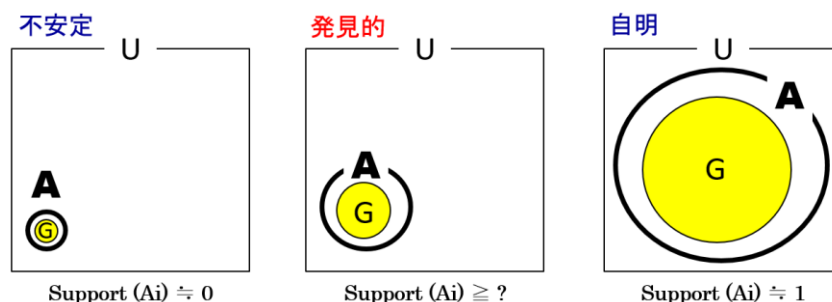


図2. 支持度の違いによる信頼性と発見度の比較概念図

第一の問題点を回避するためには、支持度の下限を適切に設定しなければならない。第二の問題点を解決するための工夫も欠かせない。後者において参考になるのは妹尾(2008)らの開発した補正指標「信頼度差」である。

信頼度差を使用することによって、高い予測精度を示す結果も導出されている。2016年のリオ五輪に関しては、選手支持度5.0%以上が最適値であった(表5)。このときの信頼度差の上位10件は、結果的に9選手がメダリスト、うち6選手は金メダルに輝いている。最適な閾値の設定については研究途上だが、この手法を一般化できれば、オリンピック以外のスポーツ競技、さらにはヒット商品の予見などにも応用分野が広がることが期待できる。

表5. リオ五輪(2016)の金メダル信頼度差トップ10
(選手支持度 $\geq 5.0\%$, メダル予想は金メダル限定)

順位	選手名	a	b	b-a	実際の競技結果の最高位
		認知率	認知者内金メダル予想率	補正值	
1	松友美佐紀	6.8	92.6	65.7	金メダル
2	高橋礼華	7.0	89.8	63.7	金メダル
3	海老沼匡	12.8	92.1	56.3	銅メダル
4	登坂絵莉	10.8	88.1	53.2	金メダル
5	奥原希望	9.0	86.9	50.6	銅メダル
6	中村美里	14.8	87.6	48.7	銅メダル
7	ペイカー茉秋	6.0	81.6	48.5	金メダル
8	田知本遥	8.2	90.0	47.5	金メダル
9	山室光史	13.0	80.8	44.7	金メダル
10	松本薫	34.3	91.9	37.3	銅メダル

4. FIFA ワールドカップ調査

つづいてFIFAワールドカップ(W杯)調査についてである。W杯調査も大会に際しては事前・事後で調査を実施していることから、五輪調査と重なる点も多い。

両者の差異としては、W杯は、サッカー1競技が分析対象であることから、応援しているJリーグクラブとの関連性、スタジアム観戦経験、サッカー用語の認知、コアファン・ライトファン・一般層にユーザを分類した上でのクロス集計など、専門特化した分析が行える利点がある。また、大会が開催される「ワールドカップ・イヤー」以外でも「誰を日本代表に選びたいか」という調査を例年実施しており、そのデータも活用することが可能である。

本章では、五輪調査とは異なる角度から、W杯調査の意義について述べる。なお、最後の事例は「調査」という括りからは逸脱するが、コンピュータ利用教育の観点から示唆に富む事例として取り上げたい。

4.1 要素別ランキング

オリンピック日本代表選手の場合、競技が多岐に渡ることから、応援する理由を系統立ててチェックボックス式で質問することは難しい。しかし1競技限定のW杯調査に関してはそれが可能になる。本年(2018年)のロシアW杯の最終メンバー発表前に実施した、全国1万人対象の調査においても、次の方法で理由を尋ねた。

あらかじめ用意した208選手の中から、まず「日本代表に必要な選手」を10人以内で選んでもらう。次に、自身が選んだ各選手について、必要な理由として当てはまるものを「スター性」「将来性」「突破力」「決定力」「正確性」「守備力」「スタミナ」「メンタル」の8項目の中からすべて選んでチェックしてもらった。

ランキングは、絶対数を基準に作成することもできるが、一定の支持度以上の選手に絞った上で、各理由の確信度を求める方法もある。表6に示すように、前者は安定的だが意外性は薄く、後者はサッカーのコアなファンしか知らない選手名も含まれるが思わぬ発見が得られやすい。

この手法も他のスポーツ競技は元より、まったく異なるジャンルの調査に対しても適用可能である。実際に筆者は2018年前学期の担当科目『Webマーケティング』において「プロ野球選手」「海外観光地」「カップ麺」等についても、同様にアイテム選択→理由選択という質問を実施し、その結果から特定アイテムのプロモーション戦略を練るというグループワーク課題を出題している。

表6. 日本代表に必要な選手の理由別1位

理由	支持度		確信度	
	選手名	%	選手名	%
スター性	香川真司	4.55	三浦知良	83.1
将来性	柴崎岳	1.56	久保建英	75.2
突破力	長友佑都	3.70	乾貴士	64.5
決定力	岡崎慎司	3.80	武藤嘉紀	58.8
正確性	香川真司	2.69	中村憲剛	61.5
守備力	川島永嗣	6.20	昌子源	80.7
スタミナ	長友佑都	5.22	長友佑都	52.8
メンタル	長谷部誠	3.92	長谷部誠	62.1

4.2 テキストマイニング

実は、昨年(2017年)の調査では、2問目を選択肢ではなく、FA(フリーアンサー)として自由記述してもらった形式で実施した。フリーのWebアプリ『ユーザーローカル』(<https://textmining.userlocal.jp/>)を用いたテキスト

マイニング結果の抜粋が図 3 になる。テキストマイニングはある程度の書き込み件数がないと実行する意味がないが(全文に目を通せばよい)、形態素の違いや、テキストマイニングの基本的アルゴリズムを学ぶ機会としては非常に有意義な実習となった。

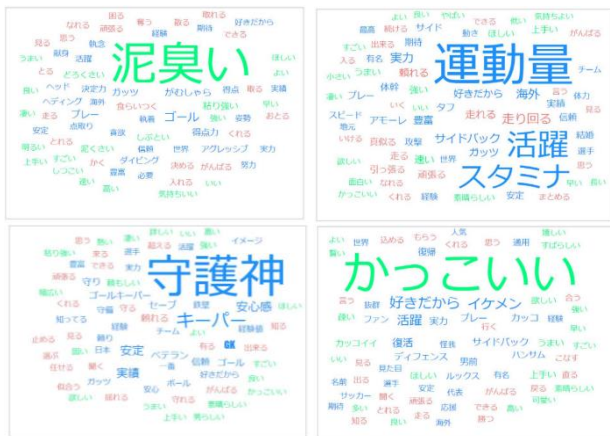


図 3. 日本代表に選びたい理由のテキストマイニング結果
(左上:岡崎慎司選手, 右上:長友佑都選手,
左下:川島永嗣選手, 右下:内田篤人選手)

4.3 テレビゲームを用いたシミュレーション

W 杯の最後の事例として紹介するのは、テレビゲーム『ウイニングイレブン』(コナミデジタルエンタテインメント)を用い、W 杯で日本代表が勝ち上がるためのシミュレーションを行った事例である。これは実際に 2012 年 3 月に卒業した、筆者のゼミの学生グループが卒業研究として取り組んだものである。

具体的には、まず日本代表が世界一になる可能性のある戦術として以下の 3 つを仮定した。

- ① 強みであるパス回しと運動量を活かす戦術
- ② 弱みであるフィジカルや決定力を補う戦術
- ③ 圧倒的なスター選手を軸に据える戦術

その上で、PlayStation3 版の『ワールドサッカー ウイニングイレブン 2012』を使用し、各試合は「監督モード」(選手交代などは指示できるが、選手の動きはコンピュータによる自動)とし、実際の W 杯に倣って 32 チームが 4 チームごとの 8 グループに分かれてグループリーグを戦い、各グループ上位 2 チームの計 16 チームが決勝トーナメントに進出することを想定して、3 つの戦術ごとに 10 回の出場(グループリーグで 30 試合対戦)を共通させて、戦果の確率を計算して比較した。

なお、3 つの戦術ごとの設定変更は以下のように行った。

①については想定される日本代表のスタメン選手の「パススピード」「パス精度」「スタミナ」の各パラメータを MAX に編集、②については「ボディバランス」「シュート力」「シュートテクニック」を同様に MAX に編集した。③については、バルドール(FIFA 最優秀選手賞)の常連である、クリスティアーノ・ロナウド選手(ポルトガル代表)もしくは、リオネル・メッシ選手(アルゼンチン代表)のどちらか一人をチームに加えてシミュレーションを行った。

戦績の分布をまとめたもの表 7 であり、唯一優勝した時のプロセスをまとめた表が表 8 になる。

表 7. 全シミュレーションの戦績

戦術	設定	G リー グ 敗 退	ベ ス ト 1 6	ベ ス ト 8	ベ ス ト 4	3 位	準 優 勝	優 勝
なし	未編集	8	2					
①	長所強化	6	2			1		1
②	短所補充	7	2		1			
③	ロナウド加入	10						
	メッシ加入	8	1	1				

表 8. ゲーム上で日本代表が W 杯優勝を果たした過程

ステージ	対戦国	得点	得点者
グループ リーグ	フランス	0-0	
	コートジボワール	3-0	OG, H・マイク, 宇佐美貴史
	メキシコ	2-0	H・マイク, 宇佐美貴史
決勝 T	1回戦 イングランド	0-0 (0-0)	PK5-3
	準々決勝 ドイツ	1-1 (1-0)	H・マイク H・マイク
	準優勝 ポルトガル	1-0	遠藤保仁
	決勝 アルゼンチン	1-0	宇佐美貴史

※0は延長。略称:OG(オウンゴール), H・マイク(ハーフナー・マイク)

この研究は『ウイニングイレブン』の設定を信頼することが大前提となるが、学生たちが普段は娯楽のツールとしてしか使用していないテレビゲームを、研究用途に活用した画期的な事例として評価できるのではないかと。また、実在する日本人サッカー選手の中から、各ポジションを高身長で固めたイレブンを編成したり、カウンター攻撃に重きを置くなど、上記の 3 戦術以外にも様々な戦術の検証が可能であり、他のビジネスにも通じる「シミュレーション」の意義を修得できる可能性を秘めている。

5. おわりに

本稿では「オリンピック」と「FIFA ワールドカップ」を題材にしたコンピュータ教育としての意義を、調査とその分析を中心に報告した。一点補足しなければならないのは、これらの調査結果の多くはプレスリリースされ、多くのメディアで取り上げられているという点である。

身近で興味を惹かれる事象での経験を通して、他分野に通じるスキルを修得できるだけでなく、自身の計画した調査や分析結果が社会に反響をもたらすという快感は、失敗が許されない責任感と表裏一体ではあるものの、二大スポーツ祭典ならではの比類なき価値である。

参考文献

- Agrawal, R., T. Imielinski, and A. N. Swami (1993), "Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases," Proceedings of the ACM SIGMOD Conference on Management of Data, pp.207-216.
- Funk, Daniel C. and Jeffery D. James (2006), "Consumer Loyalty: The Meaning of Attachment in the Development of Sport Team Allegiance", Journal of Sport Management, 20, 189-217.
- 水野誠(2010), 「消費者は市場の未来を「予知」できるか? 一新車売上予測のフィールド実験」, 『行動経済学』, 3, pp.103-105.
- 妹尾紗恵(2008), 「食材相関図からみた料理構造解析—安定性と可変性にみる日本の家庭料理—」, 『日本家政学会誌』, 59(4), pp.211-219.