

スポーツチームの試合結果・パフォーマンスと SNS 世論構造の関連分析モデル A Model for Analyzing the Relationship Between Team Game Results, Performance and the Structure of Public Opinion on Social Media

李 芸海[†] 楊 添翔[†] 邵 騰飛[†] 後藤 正幸[†]
Li Yihai Yang Tianxiang Shao Tengfei Goto Masayuki

1. 研究背景と目的

現代のスポーツ競技においては、試合終了直後から SNS 上で活発な議論が展開され、選手のプレー内容や戦術判断、感情的な応援や批判など、多様な世論が形成される。これらの SNS 世論は、ファンやメディア、スポンサーによる評価に影響を及ぼすのみならず、チーム広報戦略や選手個人のメンタルサポートにも活用され得る重要な情報資源である。特に近年では、バレーボール競技の国際的な注目度が高まり、プロリーグの発展とともに競技としての市場価値も上昇している。中でも代表チームの試合は SNS 上で多くの反響を呼びやすく、データの収集と分析にも適している。さらに、バレーボールはチーム全体の連携やポジションごとの技術が重視される競技であるため、個人のパフォーマンスと世論の反応を対応づけて分析する題材としても適している。

しかし、既存研究の多くは試合結果と感情傾向（ポジティブ・ネガティブ）といった単純な関連性の分析にとどまっており、SNS 世論の内部構造（トピック構成や内容の傾向）と試合パフォーマンスの関係性を詳細に分析した研究は少ない。こうしたギャップを踏まえ、本研究では、スポーツ競技における「試合パフォーマンス」と「試合後 SNS 世論構造」の関係を明らかにすることを目的とする。具体的には、まず試合におけるチームや選手のパフォーマンスデータを収集・分析する。また、実際の SNS から関連する投稿データを取得し、試合のパフォーマンスと世論との関係性についての分析を行う。これにより、異なる試合状況における議題の構成や感情的傾向の差異を明らかにし、スポーツ分野における世論形成のプロセスに対する理解を深め、実務的な示唆を提供することを目指す。

2. 関連研究

近年、SNS における世論はスポーツパフォーマンスの分析において重要な情報源として注目を集めている。Ortu と Mola (2024) は、イングランド・プレミアリーグの選手 512 名に関連する約 16 万件の X (旧 Twitter) 投稿を収集・分析し、選手の試合前および試合後の SNS 感情とパフォーマンスとの関係を定量的に検討した。彼らは、TOBIAS (TOpic-based Index Assessment through Sentiment) という分析フレームワークをスポーツ分野に適用し、感情分析とトピックモデリングを組み合わせた構造モデル (PLS-PM) を構築した。その結果、試合前のネガティブな感情は試合パフォーマンスと弱いながらも有意な負の相関を示し、また感情の変化が SNS 上の議題構造にも影響を及ぼすことが示された。特に、感情よりも投稿に含まれるトピックの方がパフォーマンスとの関連が強く、お客様の関心や反応は、ポジティブ・ネガティブといった感情の強さそのものよりも、どのような話題が取り上げられているかによって左右される傾向があることが明らかとなった。

3. 準備

3.1 RoBERTa モデル

RoBERTa (Robustly Optimized BERT Pretraining Approach) は、BERT を改良した自然言語処理モデルであり、学習時のバッチサイズや学習ステップ数を増やすことで、より高精度な文脈理解を実現している。Transformer 構造に基づき、マスク言語モデルを用いた事前学習によって、文の意味を深く捉えることが可能である。特に中国語対応のモデルも多数存在し、感情分類や要約、文書分類など幅広いタスクに応用されている。

3.2 BERTopic モデル

BERTopic は、BERT などの事前学習済み言語モデルを用いて文書をベクトル化し、次にクラスタリングと c-TF-IDF (class-based TF-IDF) を通じて各クラスターの代表語を抽出することで、解釈しやすいトピックを生成するトピックモデルである。非構造テキストデータに対して意味的にまとまりのある話題を見つけることに優れており、トピックの階層構造や可視化機能、トピックの動的更新など多様な機能を備えている。

4. 提案手法

4.1 着想

スポーツに関する SNS 分析においては、これまで主に「試合の勝敗」や「プレー結果」と「ポジティブ・ネガティブ感情」との関係性に着目した感情分析が多く行われてきた。しかし、このような一つの角度での分析では、SNS 上で展開される世論の多様な内容や構造を十分に捉えることは難しく、感情的な反応が「何に基づいて形成されているのか」という背景や論点が曖昧なまま扱われることが多い。さらに、これまでの研究では試合内容と世論を直接的に対応づける際の基準が明確でないことが多く、試合のどのようなパフォーマンスが世論構造に影響を与えているのかを定量的に把握する手法が確立されていないという課題がある。

そこで本研究では、選手の技術統計データに基づいて構成したチームパフォーマンス指標を用いて試合をグルーピングし、その上で各グループに属する SNS 投稿について、感情分類およびトピック抽出を行うという分析手法を提案する。これにより、単なる感情傾向の集計にとどまらず、試合内容に応じた世論の主題的な構成や焦点の違いを明ら

[†] 早稲田大学 Waseda University

[‡] 慶應義塾大学 Keio University

かにし、SNS 世論の形成プロセスをより多面的に理解することを目指す。

4.2 提案手法の手順

提案手法の手順は以下の通りである。提案手法の流れを図 1 に示す。

Step 1：選手ごとの技術統計データに基づき、いくつかの指標（例えば、アタックなど）の技術効率を算出する。各指標は以下の式により Z スコア標準化を行う。

$$Z_i^{(m)} = \frac{x_i^{(m)} - \mu^{(m)}}{\sigma^{(m)}} \quad (1)$$

ただし、 $x_i^{(m)}$ は第 i 試合の第 m 指標の効率値、 $\mu^{(m)}$ は第 m 指標の全試合平均、 $\sigma^{(m)}$ は第 m 指標の標準偏差である。

その後、各指標の Z スコアを等重みで合算し、試合ごとのチームパフォーマンススコア (Team Performance Score, TPS) を以下の式(2)で算出する。

$$TPSi = \sum_{m=1}^M Z_i^{(m)} \quad (2)$$

得られた TPS と試合結果の情報に基づき、各試合を複数のグループに分類する。

Step 2：自然言語処理モデル RoBERTa を用いて、各グループに属する SNS 投稿に対して感情分類（ポジティブ・ネガティブ）を行い、投稿全体の感情的傾向を集計する。

Step 3：各グループの投稿テキストに対してトピックモデル BERTopic を適用し、意味的に一貫したトピックを抽出する。この際、文書埋め込み・クラスタリング・c-TF-IDF などの処理を通じて、各トピックの代表語と文書が得られる。

Step 4：抽出されたトピックに対して、代表語と代表文書をもとに意味内容を整理する。その上で、各グループにおけるトピック分布の違いや構成の特徴を比較・考察する。

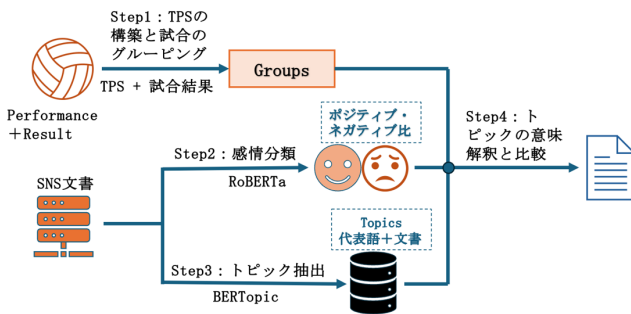


図 1 提案手法の流れ

5. 実験

5.1 実験条件

本研究では、中国女子バレーボール代表チームの国際大会における計 37 試合を分析対象とした。各試合に対し、以下の二種類のデータを用いて分析を行った：

パフォーマンスデータ：各試合における選手モジュール別の技術効率データ（攻撃、ブロック、サーブ、レセプション、ディグ、セッターの 6 指標）は公開されている試合統計情報 [4] に基づいて取得した。これらの効率指標をも

とに、各試合のチームパフォーマンススコア (TPS) を構築した。

SNS 投稿データ：各試合終了後 16 時間以内に投稿された Weibo 上の投稿を収集し、分析対象とした。

感情分析には、中国語に対応した事前学習済み RoBERTa モデルを使用し、各投稿をポジティブ・ネガティブに分類した。また、トピック抽出には BERTopic モデルを用い、各グループの投稿群から意味的に一貫した話題構造を導出した。

5.2 実験設定

分析グループの設定：提案手法で示した手順に従い、選手モジュール別の技術統計データを用いてチームパフォーマンススコア (TPS) を算出した。TPS の符号（正・負）と試合結果（勝・敗）を組み合わせ、各試合を「高パフォーマンス×勝利」「高パフォーマンス×敗北」「低パフォーマンス×勝利」「低パフォーマンス×敗北」の 4 グループに分類した。なお、本研究における「勝利」は中国代表チームが相手チームに勝った試合、「敗北」は中国代表チームが敗れた試合を指す。

感情分類の設定：各グループに属する SNS 投稿に対して、中国語 RoBERTa モデルを用いてポジティブまたはネガティブに分類し、ポジティブ率・ネガティブ率を集計した。

トピック抽出の設定：各グループの投稿テキストに対して BERTopic モデルを適用し、トピック（話題）を抽出した。トピック数は 60 に設定した。

分析対象の設定：各グループにおいて抽出されたトピックについて、代表キーワードおよび代表文書を参照しながら内容を把握し、グループ間でのトピック構成および感情傾向の違いを比較・考察した。なお、明らかに試合内容（パフォーマンスや結果）と無関係なノイズ的トピックは分析対象から除外し、試合パフォーマンスおよび結果と関連するトピックのみを対象とした。

6. 分析結果

本研究では、中国女子バレーボール代表チームの 37 試合を、パフォーマンススコア (TPS) と試合結果に基づいて 4 つのグループに分類し、各グループの試合後 16 時間以内の SNS 投稿に対して感情分析およびトピック抽出を行った。以下に、各グループにおける感情構成と主要なトピックの分析結果を示す。

6.1 全体的な感情傾向の分析

本研究ではまず、各試合のチームパフォーマンスおよび試合結果に基づいて、37 試合を 4 つのグループに分類した。分類結果は表 1 の通りである。続いて、各グループに属する SNS 投稿に対して感情分析を行い、ポジティブおよびネガティブな投稿の割合を定量的に算出した。分析結果を表 2 に示す。

表 1 より、中国女子バレーボール代表チームは、分析対象とした 37 試合のうち、勝利した試合が多数を占めていることが分かる。また、各試合におけるチームパフォーマンススコア (TPS) の値には大きなばらつきがあり、最高で 8.373、最低で -7.114 と、試合ごとのパフォーマンスに幅があることが示されている。TPS がプラスの値であっても敗北している試合や、マイナスであっても勝利している試合

も存在しており、パフォーマンスと勝敗が常に一致するわけではないことが表から分かる。

表 2 では、表 1 の TPS と試合結果の組み合わせに基づいて分類された 4 つのグループについて、それぞれの SNS 投稿におけるポジティブ・ネガティブの割合が示されている。Group 1 (高パフォーマンス・勝利) と Group 3 (低パフォーマンス・勝利) はいずれもポジティブ投稿の割合が 85% を超えており、試合に勝利したグループでは肯定的な反応が多く見られる。一方、敗北した Group 2 (高パフォーマンス・敗北) および Group 4 (低パフォーマンス・敗北) では、ポジティブ率がそれぞれ 63.60%、75.00%とやや低下し、ネガティブ投稿の割合が比較的高くなっている。

表 1. チームパフォーマンスおよび試合結果

試合番号	TPS	結果	試合番号	TPS	結果
1	-0.587	勝利	20	0.184	敗北
2	1.332	勝利	21	-5.485	敗北
3	0.750	勝利	22	0.289	勝利
4	0.523	勝利	23	3.160	勝利
5	-2.022	勝利	24	-0.725	勝利
6	4.171	勝利	25	-1.526	敗北
7	-2.458	敗北	26	-3.031	敗北
8	-0.549	敗北	27	1.118	勝利
9	-1.784	敗北	28	-7.114	敗北
10	-0.063	敗北	29	6.185	勝利
11	1.364	勝利	30	0.916	勝利
12	-2.671	勝利	31	-3.075	勝利
13	-2.427	勝利	32	0.854	勝利
14	1.578	勝利	33	-2.922	敗北
15	-6.234	敗北	34	0.581	勝利
16	1.380	勝利	35	5.905	勝利
17	8.373	勝利	36	1.851	勝利
18	0.357	勝利	37	-0.238	敗北
19	1.325	敗北			

表 2. 各グループポジティブ・ネガティブ投稿の割合

グループ	パフォーマンス-結果	Positive	Negative
Group 1	高パフォーマンス - 勝利	85.70%	14.30%
Group 2	高パフォーマンス - 敗北	63.60%	36.40%
Group 3	低パフォーマンス - 勝利	85.40%	14.60%
Group 4	低パフォーマンス - 敗北	75.00%	25.00%

6.2 各グループにおける世論トピックの比較分析

表 3-6 は、Group 1～4 におけるパフォーマンス関連トピックの一覧とそのキーワードを示したものである。

表 3 : Group1 の表現関連トピック一覧 (抜粋)

Topic	キーワード (中国語)
0	第一, 拿下, 小宇, 一传, 好样
1	厉害, 牛逼, 真棒, 太棒了
2	胜利, 连胜, 击败, 逆转
3	加油, 努力, 拼搏, 冲冲
5	奥林匹克, 奥运冠军, 拼搏, 辉煌
11	点赞, 鼓励, 好样, 共勉
42	精神, 体育精神, 精锐

表 4 : Group2 の表現関連トピック一覧 (抜粋)

Topic	キーワード (中国語)
0	换人, 二传, 一传, 替补
1	朱婷, 袁心玥, 李盈莹, 姚迪
2	下课, 蔡斌, 指挥, 固执
5	输得, 赛点, 输掉, 逆转
7	睡不着, 失眠, 不眠夜
9	气死, 窒息, 生气, 作死
18	郎导, 回来, 回归, 怀念
19	超常发挥, 瞎指挥, 自己作死
20	教练组, 执教, 道歉, 水平

表 5 : Group3 の表現関連トピック一覧 (抜粋)

Topic	キーワード (中国語)
0	袁心玥, 龚翔宇, 刁琳宇, 许晓婷
1	厉害, 牛逼, 真棒, 太棒
2	胜利, 连胜, 击败, 四强
3	加油, 加速, 猛冲, 再接再厉
6	恭喜, 祝贺, 喜报, 太高兴
11	梦洁, 加油, 洁洁子, 漂亮
12	果子, 小苹果, 袁心玥

表 6 : Group4 の表現関連トピック一覧 (抜粋)

Topic	キーワード (中国語)
1	加油, 努力, 冲冲, 不断前进
3	菜包, 菜子, 太菜
5	妹妹, 心疼, 宝贝, 涨球
6	顽强拼搏, 拼搏精神, 无畏
7	日本, 东京, 东奥, 输给
13	巴黎, 东京, 无法释怀
22	将帅无能, 累死三军, 伤病
24	外教, 请人, 教练组
32	气馁, 反弹, 关键
49	诸葛, 死板, 教条, 阵容
53	应变能力, 以不变应万变, 临场

本節では、37 試合を「チームパフォーマンスレベル」と「試合結果」に基づいて 4 つのグループに分類した上で、各グループの感情構成と主要な輿論トピックを比較分析した結果を示す。

これらの結果より、試合の最終的な勝敗が、試合後の世論全体の感情的基調を決定づける最も強力な要因であることがわかる。感情分析の結果、試合内容のパフォーマンスレベルの高低にかかわらず、勝利した 2 つのグループ (Group 1 および Group 3) では、ポジティブな感情を示すテキストの割合が共に 85% を超える圧倒的な数値である。この現象はトピック分析の結果によっても裏付けられており、両グループでは Topic 3・6 (キーワード: 恭喜 (おめでとう)、祝贺 (祝う) など) といった直接的な祝福のテーマや、Topic 1 (Group 3) (キーワード: 厉害 (すごい)、真棒 (素晴らしい)、太棒 (最高) など) といったストレートな称賛が主要な議題となっていた。このことから、勝利という結果そのものが、試合過程における技術・戦術的な瑕疵に対する議論を覆い隠し、SNS 上をポジティブで高揚感に満ちた雰囲気へと導く「アンカー」としての役割を果たしていることが示唆される。

次に、敗北した状況下における世論は、単純なネガティブ感情の表出に留まらず、パフォーマンスレベルと密接に関連した、異なる原因帰属モデルを持つ複雑な構造を呈することが判明した。本研究の重要な発見は、Group 2がGroup 4よりも低いポジティブ率を示した点にある。この背景をトピック分析で探ると、「高パフォーマンスでの惜敗」では、世論が具体的な戦術決定と重要な局面でのミスに対する鋭い責任追及に集中していたことがわかった。例えば、Topic 0 (キーワード: 換人 (交代), 二传 (セッター), 一传 (レセプション), 替补 (控え)) や Topic 20 (キーワード: 教练组 (コーチ陣), 执教 (采配), 道歉 (謝罪), 水平 (実力)) は監督の采配への直接的な批判を反映しており、Topic 5 (キーワード: 输得 (負け方), 赛点 (マッチポイント), 输掉 (敗北), 逆转 (逆転)) は「勝てたはずの試合」を落としたことへの強い「意難平 (やりきれなさ)」の感情を示している。

一方、「低パフォーマンスでの完敗」では、監督批判 (Topic 3: 菜包 (無能な監督に対する蔑称)) に加え、Topic 7 (キーワード: 日本, 东京 (東京), 东奥 (東京五輪), 输给 (負けた)) に見られる「東京五輪の後遺症」や、Topic 24 (キーワード: 外教 (外国人監督), 请人 (招聘), 教练组 (コーチ陣)) に見られる「外国人監督招聘」の提案など、議論がよりマクロで構造的な問題へと向かう傾向があった。同時に、Topic 12 (キーワード: 妹妹 (選手の愛称), 心疼 (かわいそう), 宝贝 (大切な存在)) のような選手への同情も多く見られ、これが Group 4 のポジティブ率を相対的に引き上げる一因と考えられる。

そして、試合の状況にかかわらず、全てのグループに共通して安定的に存在する世論の構成要素が確認された。第一に、普遍的な感情的支持を表すトピック (例: Topic 1・3 (Group 1・3・4): 加油 (頑張れ), 努力 (努力), 冲冲 (突き進め) など) は、勝敗やパフォーマンスレベルを超えて常に主要な議題の一つであった。第二に、ファン文化と個人化された感情移入を示すトピック (例: Topic 9・12・5: 心疼 (不憫), 妹妹・小宇・果子・迪奥 (いずれも選手の愛称)) も全てのグループで観測された。これは、試合内容そのものとは独立して、ファンコミュニティの強固な結束と選手個人への愛情が、SNS 世論の重要な基盤となっていることを示唆している。

最後に、本研究の分析結果を総括する。スポーツイベントにおける SNS 世論は、単純な「勝てば称賛、負ければ非難」という二元論的な構造ではなく、チームのパフォーマンスレベルと試合結果という二つの要因によって体系的に変化する、異なる原因帰属モデルと議題構造を持つダイナミックなシステムである。特に、敗北時において世論は単純にネガティブになるのではなく、「惜敗」は具体的な原因追及型の批判を、「完敗」はより構造的な問題への懸念と複雑な感情 (批判と激励の共存) を引き起こすことが明らかになった。これらの知見は、スポーツ分野におけるパブリック・リレーションズや選手のメンタルヘルスケアを考える上で、単に感情のポジ・ネガを測定するだけでなく、その背景にある具体的な議題構造と原因帰属のパターンを理解することの重要性を示している。

7. 考察

本研究では、試合後の SNS 投稿に対して感情分析とトピック抽出の両方を適用することで、従来の「勝敗のみ」に注目した分析とは異なる世論の構造的特徴を把握することが可能となった。特に、RoBERTaモデルによって投稿の感情傾向を高精度に分類し、さらに BERTopic により投稿群の主要な議題を抽出することで、各試合状況における感情と言説のパターンを体系的に捉えることができた。

このような分析を通じて明らかになったのは、単なる勝敗だけでなく、パフォーマンスの内容が世論の感情傾向や議題構成に大きな影響を与えているという点である。たとえば、「高パフォーマンスでの惜敗」が「低パフォーマンスでの完敗」よりも強い責任追及的な言説を誘発するという現象は、感情とトピックの共起パターンを分析することで初めて体系的に捉えられた結果である。これは、ネガティブ感情の強さが単なる結果への不満ではなく、「期待が裏切られた度合い」と関係している可能性を示唆している。

さらに、勝敗とパフォーマンスの組み合わせによって分類されたグループごとの投稿内容を比較することで、それぞれの状況に特有の主要トピック (例: 「監督への責任追及」「精神的な激励」「戦術的な評価」など) を把握し、それらがいかなる条件下で世論の中心となるのかを読み解くことができた。これにより、チームにとってはよりの確かなパブリック・リレーションズ戦略の構築が可能となり、報道機関にとっても、より焦点を絞った情報発信に活用できる実践的示唆が得られると考えられる。

8. まとめと今後の課題

本研究では、中国女子バレーボール代表チームの試合パフォーマンスと SNS 世論の関連性を分析対象とし、感情分析とトピックモデリングを組み合わせたフレームワークを構築した。具体的には、中国語 RoBERTa モデルを用いた投稿の感情分類と、BERTopic を用いた投稿内容の話題抽出を通じて、パフォーマンスと世論の関係性を定量的に比較した。その結果、試合結果が世論全体の感情的傾向に強く影響を及ぼすこと、さらに敗北時にはパフォーマンスの高低に応じて世論の焦点や議題構造が体系的に変化することが確認された。

今後の研究では、分析対象を「チーム単位」から「選手個人」へと予定である。具体的には、各選手の詳細なパフォーマンス指標 (例: 攻撃効率, タスク負担率など) と、その選手に対する SNS 上のトピック頻度や感情スコアとの関係を統計モデル (例: 回帰分析) により定量化することで、選手レベルでの評価構造を解明することを目指す。

参考文献

- [1] Ortu, M., & Mola, F. The game beyond the field: on football players' performance through social media, sentiment and topic analysis. *Computational Statistics*, 40, 2085–2108, (2024).
- [2] Xu, W., "UER: An Open-Source Toolkit for Pre-training Models", arXiv preprint, arXiv:1909.05658, (2019).
- [3] Grootendorst, M., "BERTopic: Neural topic modeling with class-based TF-IDF", arXiv preprint, arXiv:2203.05794, (2022).
- [4] <https://en.volleyballworld.com/> 閲覧時間: 2025年4月20日