

Twitterを用いたサッカー選手採点のための感情値辞書構築に向けて

若狭 孟^{†,a} 横山 昌平^{†,b}

† 首都大学東京大学院システムデザイン研究科

a) wakasa-takeshi@ed.tmu.ac.jp b) shohei@tmu.ac.jp

概要 スポーツ観戦と SNS のリアルタイム性は親和性が高く、試合を見ながら多くの人が同時に投稿する傾向がある。ツイートには観戦者の試合への感想が表れており、それらは出場選手のパフォーマンスの良し悪しを示唆すると考えられる。また、試合を振り返る指標として出場選手の採点というものがあり、出場選手がその試合でどれほど活躍したかがわかる。先行研究では、観戦者による特定の試合に関するツイートを感情分析にかけることによってその試合の出場選手の採点を行った。しかし、1 ツイート内に複数選手名が含まれている際、各選手に対する正確な感情分析のスコアを与えられていなかった。また、ツイートはくだけた表現であることが多い。そのため、ツイートによっては感情分析の結果が正しいとは言えなかった。本稿では、先行研究の手法の改善点と、既存の感情値辞書を応用してサッカーの試合に関するツイートに適した感情値辞書の構築に向けた考察を述べる。

キーワード サッカー, スポーツ, 選手評価, Twitter, 感情分析

1 はじめに

近年、Twitter¹などの SNS が普及したことにより、その時々起きたことや感じたことをほぼリアルタイムに SNS に投稿する人が多く存在している。Tech Crunch²によると、Twitter Japan は 2018 年 12 月 26 日に事業戦略説明会を開催した [1]。その場で Twitter は全世界での月間アクティブユーザー数の発表があり、その数は 2018 年 10 月現在で 3 億 2600 万人を超えている。

さらに事業戦略説明会ではアンケートサイト Macromill³が行ったアンケート結果が発表された。このアンケートは、2018 年 5 月に 15 歳から 64 歳のスマートフォン利用者を対象に行われていた。Twitter と名前は具体的には明記されていなかったが別の SNS 二つとメッセージングサービスを比較して、それぞれのサービスがどのような特色を持ったサービスであるかというアンケートになっていた。その結果によると Twitter は他 SNS と比べて災害、交通機関の遅延、旬なトピックの情報がすぐに入ると言われており、もっともリアルタイム性の高い SNS であると言える。

そして Sprinklr⁴による「2018 FIFA ワールドカップ ロシア」の開催期間中の調査では、SNS で交わされるワールドカップ関連の会話の約 86.3 % が Twitter で起きていたという結果が出ていることも発表された。このように、サッカーなどのスポーツ観戦と Twitter のリアルタイム性は親和性が高く、試合を見ながらたくさんの人が同時に投稿する傾向がある。

また、サッカーなどスポーツの試合を振り返る為の指標として選手の採点というものがある。試合を見ていない人がどの選手が活躍したか簡単に知るための指標としても使われることがあるので、採点に重要なのは客観性である。野球のようにプレーが断続的なスポーツは一つ一つのプレーのデータから選手の活躍がわかりやすいが、サッカーのようなプレーが連続的なスポーツはデータには現れない活躍があり、データだけでは採点がづらい。

また選手の採点はスポーツサイトやニュース記事でよく行われており、サイトの運営者やライターが試合を見て採点したものが載っているのが主だ。これらは、プロの意見とは言っても個人の意見であることが多いため、サイトや記事によって採点がばらけることがある。

しかし、Twitter には観戦者の試合に対する意見がたくさん投稿されており、出場選手のパフォーマンスを示唆していると考えられる。それらのツイートを利用することで多くの観戦者の意見を反映した客観性のある出場選手の採点ができると考え、採点システムの提案を行う。

サッカーの採点は国によって方式の違いがある。主流な採点方式としては 10 点を満点として、6 点を及第点として可もなく不可もなく平均的な活躍した選手に与える方式がある。日本でもこの方式が多く使われている。本研究でもこの方式を参考にしたシステムの提案をしている。他にも 1 点から 6 点で採点し、数字の小さい方が評価が高いという方式もある。

先行研究では、特定の試合に関する投稿を集め、そしてその試合の出場選手ごとにツイートを分類し、それらにスコアを与えるために感情分析にかけることによって出場選手の採点を行った。その結果を踏まえて、二つの

Copyright is held by the author(s).
The article has been published without reviewing.

¹<https://twitter.com/>

²<https://jp.techcrunch.com/>

³<https://www.macromill.com/>

⁴<https://www.sprinklr.com/>

問題点が挙げられた。

まず、感情分析の際に一つのツイートを丸ごと分析にかけていたため、ツイートの中に二つ以上の文が含まれていた場合、その選手に関係ない文も選手の採点に利用していた。そこで、選手名を含んでいる文だけを対象とした感情分析を行うことで選手に関係ない文章の影響を無くそうと考えた。

そして、ツイートはくだけた表現であることが多い。特にスポーツ観戦に関するツイートであるとその様子が顕著に表れている。また、既存の感情値辞書では評価できないサッカーやスポーツの専門的な単語が見られた。そのため、ツイートによっては感情分析の結果が正しいとは言えないものも見られた。そこで、ツイートやサッカー観戦という分野に適した感情値辞書の作成が必要であると考えた。

本稿では、これらの問題点を解決するために、採点手法の先行研究からの変更点とサッカーの試合に関するツイートに向けた感情値辞書の構築に向けた考察を述べる。2章では、関連研究について述べる。3章では、本研究の感情分析の手法について先行研究と比較しながら述べる。4章では、感情値辞書の構築に向けた考察を述べる。5章では、本稿のまとめと今後の課題を述べる。

2 関連研究

我々はこれまで、試合に関するツイートから出場選手の採点を行う研究をしてきた [2]。この研究では、Twitter の投稿内容を感情分析にかけることによって出場選手の採点を行った。

我々が行った先行研究のように、Twitter へのスポーツの試合やテレビ番組などの感想の書き込みを利用した研究は他にも行われている。小林ら [3] は Twitter に投稿された実況書き込みから視聴者が応援するチームに関する属性を判別し、同一チームを応援する視聴者の実況書き込みの状況から、視聴者の意見を反映した要約映像を生成した。

白鳥ら [4] は、今まで Twitter におけるサッカーのネタバレ情報のデータセットを構築し、特徴的な単語やその時間的特徴について明らかにしてきた。さらにスポーツの種類を拡張しデータセットを構築し直すことで、試合展開とネタバレの数や内容が大きく関係していることを明らかにした。

中澤ら [5] は対象番組の放送中に投稿された Tweet を収集し、一定時間単位の Tweet 数をカウントし、Tweet 数が急増した時間帯を重要シーンとして検出し、そのシーンにおける主要人物を推定し、その人物をもとにイベント内容を推定する手法を提案した。プロ野球番組を対象に提案手法を評価した結果、試合中の重要シーンを

高精度で検出できることが示されている。

また、テキストから評価や感情を判定する評価情報分析に関する研究も数多く行われている。評価情報分析には単語の感情値を利用する方法がいくつかあるが、いずれの方法でも単語の多義性については考慮されていない。そこで森田ら [6] は単語の多義性は分野を限定することで低減できると考え、評価極性分析の精度を上げるために、特定の分野に着目し、その分野での使われ方を考慮した単語感情極性辞書の作成とそれを用いて評価情報分析を行った。

3 提案手法

3.1 先行研究の手法

先行研究 [2] の選手採点の手法を説明する。まず Twitter Streaming API を用いて特定の試合に関するツイートをタグを指定することによって収集する。次に、試合時間でツイートを限定し、リツイートにより重複した内容のツイートを削除する。その後、ツイートの中に含まれる選手名を用いて選手ごとにツイートを割り振る。

そして、割り振られたツイートごとに感情分析を行う。先行研究では、ツイートにスコアを与えるために自然言語処理・テキストマイニング向けの Python ライブラリ NLTK (Natural Language Tool Kit)⁵ の機能の Sentiment Analysis を用いた。この機能を用いて得られた各ツイートごとの感情値を選手ごとに足し合わせたものを各選手のスコアとする。そのスコアを次の式で選手の採点結果を偏差値のように求める。

$$R_k = \frac{10(s_k - \mu)}{\sigma} + 6.0 \quad (1)$$

ただし、 T_k は各選手の採点、 s_k は各選手のスコア、 μ は全選手のスコアの算術平均、 σ は全選手のスコアの標準偏差とする。以上のように、6.0 を平均とした偏差値のように求めた。

また、この手法を用いて実際に特定のサッカーの試合に対して投稿されたツイートを感情分析にかけて選手の採点を行い、採点サイトやネット上のスポーツ記事の採点と比較した。

3.2 本研究の手法

図 1 に手法の流れを示す。まず、先行研究と同じ流れでツイートの収集、割り振りを行う。その後、ツイートを感情分析にかける。先行研究では、1 ツイートごとに分析にかけていた。ここに一つの問題点がある。1 ツ

⁵<http://www.nltk.org/>

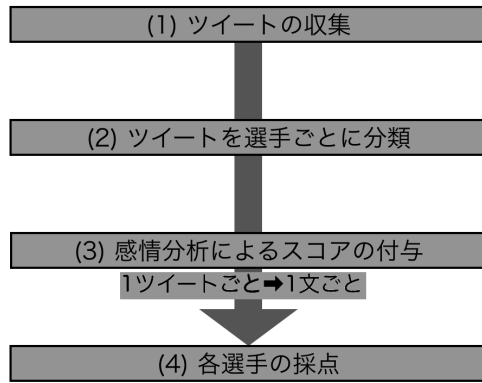


図1 手法の流れ

ツイート内に二つ以上の文章があり、それぞれ別の選手についての文章であった時でも、そのツイートの評価をどちらの選手にも割り振ってしまう。このようなツイートがあった場合、各選手に対する正確な感情分析のスコアを与えられない。つまり、選手の採点の際に、ひとつのツイートの中に他の選手の名前が含まれていた場合、他の選手に対する評価も影響してしまう。特に、感情分析によって真逆の評価をなされた選手に対する文章がひとつのツイートの中にそれぞれ含まれている時、選手の評価を打ち消しあってしまう。

他の選手に対する評価が影響するのを防ぐ必要があると考えた。そのためにツイート内の文章を1文ずつ分けて、選手の名前が含まれている方の文章を感情分析の対象とした。感情分析は先行研究と同様にNLTKを用いて行い、求めた各選手ごとのスコアから式(1)で選手の採点を行った。先行研究と本研究の採点結果の比較を図2に示す。また、今回の採点はイングランドの1部リーグであるプレミアリーグから18-19シーズンの第14節アセナル対トッテナム・ホットスパーの試合を対象に行なった。

図2を見ると、若干ずれは見られるが、大した差異は出てこなかったように見える。これは、今回懸念していたような二つ以上の文章を含み、それぞれ別の選手についての文章であるツイートが多くなかったことによると思われる。ただ、グラフ中で若干ではあるがもっとも差が大きいと思われる”Bellerin”という選手に対するツイートを見ると、

”Vertonghen” is actually one of the nice guys. I’d like to know what ”Bellerin” said to him after that red card #ARSTOT

”Bellerin”’s big mistake. However, ”Leno” saved. #ARSTOT

のように一つの中に二人の選手に関する文章がそれぞれ含まれているツイートが他の選手より多く見受けら

表1 ツイートごとと文ごとに感情分析をした結果

	ツイート全体	”Bellerin”を含む文のみ
ツイート A	0.6486	0.3612
ツイート B	0.1027	-0.34

れた。便宜上、選手名はダブルクォーテーションで囲ってある。これらのツイートを上からツイート A、ツイート B とする。表1にツイート A,B をツイートごとに感情分析にかけた結果と”Bellerin”という選手名が含まれた文だけを感情分析にかけた結果を示す。これらの結果は、-1 から+1 で表される。マイナスであればあるほどネガティブ、プラスであればあるほどポジティブであることを示す。表1を見ると、”Bellerin”という選手の評価をする際に、他の選手に対する文章の感情値が影響してしまっていることがわかる。よって1ツイートごとではなく1文ごとに感情分析をかけることで、同一ツイート内の他の選手への評価の影響を軽減することができたと考えられる。

4 感情値辞書の構築に向けた考察

第2章で述べたように我々はこれまで、試合に関するツイートから出場選手の採点を行う研究をしてきた。しかし、二つ目の問題点としてSNSの特有の表現と既存の感情値辞書の専門的な用語の不足がある。

まず、分析の対象としているツイートは、くだけた表現であることが多い。特に、スポーツ観戦に関するツイートであるとその様子が顕著に表れている。例えば、スーパーゴールに対するツイートで興奮して下品な言葉を用いたツイートであったり、応援しているチームがゴールを決められたら汚い言葉を使ったりして文法が崩れたりするだろう。このような言葉は、単純に相手を貶す意味で使われる他に、強調の意味で使われることもある。これにより、ポジティブな意味の文章でもネガティブな意味と誤判断されてしまう場合がある。例えば、

GET THE FUCK IN!!!! ARSTOT

というツイートがあったが、このツイートはゴールを喜んでいるのだが、感情分析にかけると’-0.7507’ とネガティブに捉えてしまう。

そして、既存の感情値辞書にはサッカーやスポーツの専門的な単語が少ない。今まで集めたきたたくさんのサッカーの試合に関するツイートの中によく出現するようなサッカーならではの単語が、感情分析の際に使用したNLTKのSentiment Analysisの感情値辞書の中に登録されていないということがあった。例えば、’goal’ や’score’ というような単語が登録されていなかった。他にも「AFINN-111」[7]という既存の感情値辞書も見てみたが、それらの単語は見受けられなかった。これらの

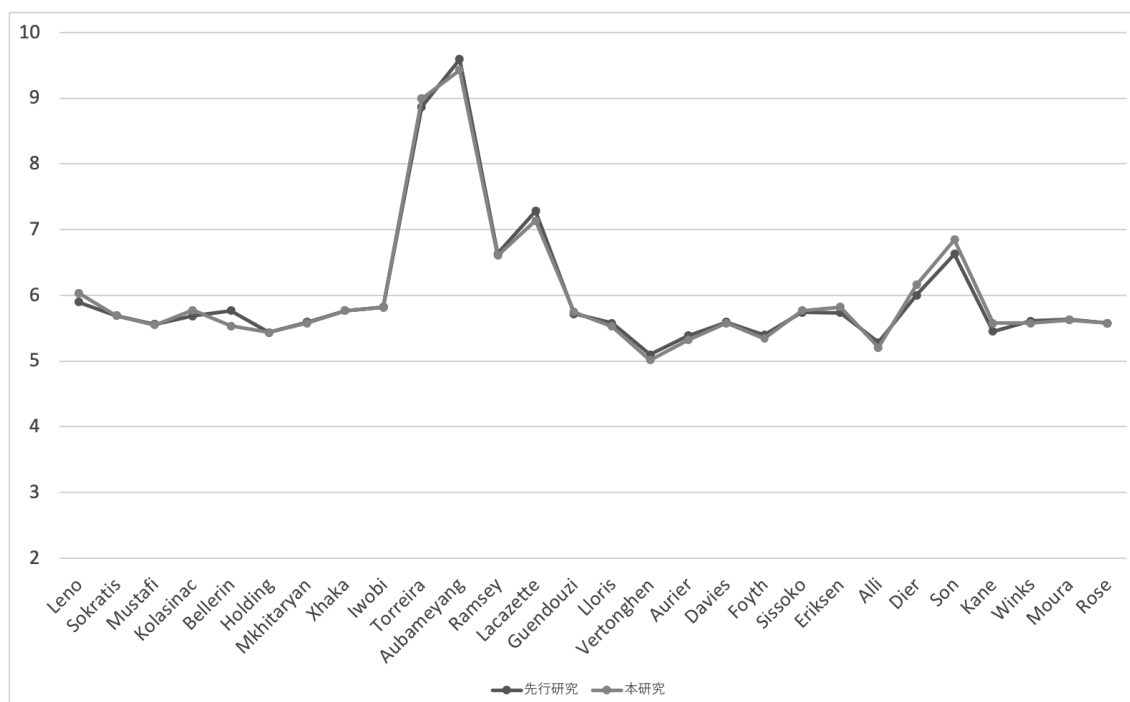


図2 先行研究と本研究の採点結果

専門的な単語が登録されていないとサッカーやスポーツでは評価されるべきプレーを評価してくれなくなってしまふと思われる。

これらの課題を解決することで、多くのサッカー観戦者が納得できる客観的な選手採点システムの構築ができると考えられる。

5 まとめと今後の課題

本稿では、先行研究の感情分析を用いた Twitter の投稿内容による選手採点システムのスコアリングの方法を見直した。先行研究では、選手名を含むツイートごとに感情分析を行っていた。しかし同一ツイートに複数の文があった場合、それぞれに異なる選手の名前が含まれていた時、スコアリングの際、他の選手に対する評価の影響を受けてしまっていた。それを解決するべく、1 ツイートごとに感情分析をするのではなく、選手名を含む 1 文ごとに感情分析を行った。

そして、今後多くのサッカー観戦者が納得できる結果を出せる客観的な選手採点システムを作成するために感情値辞書の構築のための考察を行った。課題としては、SNS 特有のくだけた文法の対策や、サッカーやスポーツの専門用語の登録が挙げられた。

今後の課題として、4 章で挙げた辞書作成の課題の他にも、感情分析によるスコアリングの際に一つの文章の中に異なる選手名が含まれている場合の感情分析が挙げられる。本稿が提案した 1 文ごとの感情分析をおこなっても、他の選手の評価の影響を受けてしまうことが予想

される。これを解決するには係り受け解析が必要になってくると思われる。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP19K11982 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Twitter の月間アクティブユーザー数は日本で 4500 万超. <https://jp.techcrunch.com/2018/12/26/twitter-2/>. accessed: 2018-12-26.
- [2] 若狭孟, 横山昌平. 感情分析を用いた twitter の投稿内容による選手採点システム. *DEIM Forum*, pp. F1-4, 2019.
- [3] 小林尊志, 野田雅文, 出口大輔, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬洋. Twitter の実況書き込みを利用したスポーツ映像の要約. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 100, No. 457, pp. 165-169, 2011.
- [4] 白鳥裕士, 中村聡史. スポーツジャンルに応ずるネタバレ特性分析と判定手法の提案. *DEIM Forum*, pp. B6-1, 2016.
- [5] 中澤昌美, 帆足啓一郎, 小野智弘. Twitter によるテレビ. 番組重要シーン検出及びラベル付与手法. *DEIM Forum*, pp. F5-6, 2011.
- [6] 森田晋也, 白井靖人ほか. 分野別単語感情極性辞書の作成及び評価. 第 80 回全国大会講演論文集, Vol. 2018, No. 1, pp. 317-318, 2018.
- [7] Lars Kai Hansen, Adam Arvidsson, Finn Årup Nielsen, Elanor Colleoni, and Michael Etter. Good friends, bad news-affect and virality in twitter. In *Future information technology*, pp. 34-43. Springer, 2011.