

ネタバレ判定可能なスポーツとは？

白鳥 裕士[†] 牧 良樹[†] 阿部 和樹[†] 中村 聡史[‡]

[†] 明治大学先端数理科学研究科 〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1

[‡] 明治大学総合数理学部 〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1

E-mail: [†] {swany181, tekkanomaki01, ai3ekzk}@gmail.com, [‡] satoshi@snakamura.org

あらまし スポーツの録画視聴を楽しみにしている人にとって、SNS 上で意図せず遭遇してしまうネタバレ情報は問題であり、自動的にネタバレを検出・遮断できるようなシステムを構築することが重要である。我々はこれまで、システム構築の足がかりとして、試合の勝敗状況とネタバレ内容の関連性に注目したネタバレ判定手法 (SVM+試合状況手法) を提案し、Twitter 上でのサッカーのネタバレに対して判定実験を行うことで、有用性を検証してきた。本研究ではまず、一般的な投稿からネタバレの投稿を検出する実験を行い、SVM+試合状況手法が現実的な状況に対して有用であるかの検証を行った。その結果、0.9 を超える精度でネタバレ判定が可能であり、現実的な状況に対しても高精度にネタバレ判定が可能であることが示唆された。さらに本研究では、攻守がターンで切り替わる野球、セットごとにポイントがリセットされるバレーボールとスポーツの種類を拡張し、サッカーとは特性が異なるスポーツに対して SVM+試合状況手法の有用性の検証を行った。その結果、どのスポーツにおいてもネタバレ判定精度は高く、ネタバレはルールの違いによらずに判定が可能だということが示唆された。また、野球やサッカーよりもバレーボールの判定精度が高く、ネタバレ判定が簡単であることが示唆された。

キーワード ネットバレ防止, 情報曖昧化, スポーツ, Twitter, 機械学習

1. はじめに

スポーツは筋書きのないドラマであるため、どちらが勝つか分からないという緊張感や予想もしない試合展開に対する驚きを味わうことができる。そのため、リアルタイムで観戦したいと考えている視聴者は少なくない。しかし、仕事や学業などの時間の関係で、スポーツの試合をリアルタイムで視聴観戦することが困難な場合がある。そこで、あらかじめ録画予約をしておき、時間に余裕があるときに改めて視聴するということが珍しくない。ここで、録画視聴を楽しみにしている人が、視聴前にそのスポーツの試合結果を知ってしまうと、試合に対する緊張感や驚きが失われてしまう[1]。こうした緊張感や驚きを大事にしている視聴者にとって、試合のスコアや勝敗といった「ネタバレ情報」は避けたいものであるため、視聴するまでの間、情報遮断を積極的に行っている。しかし Twitter のような SNS や、Google のような検索サービスは気軽にアクセスすることが可能であるため、何気なく使用するユーザが多く、その際に「本田ごおおおる！」のようなネタバレ情報を目にしてしまうことも少なくない。

こうしたネタバレ問題について、我々はこれまで、スポーツに関する SNS 上のネタバレを防止するため、SNS 上のスポーツのネタバレを高精度に判定する手法 (SVM+試合状況手法) を提案してきた[2]。また、SVM+試合状況手法の妥当性を検証するため、サッカーの試合に関する Twitter 上の投稿のデータセットを構築し、ネタバレの特徴について分析を行った。さらに、構築したデータセットを用いて、サッカーの試合に関する

ツイートからネタバレの投稿のみを判定する実験を行うことで、SVM+試合状況手法の有用性について検証してきた。しかし、スポーツとは無関係のツイートが多く投稿されるような実際の状況では検証できていない。また、サッカー以外のスポーツでの判定精度を検証しておらず、SVM+試合状況手法がサッカー以外のスポーツにも有用であるのかについても検証できていなかった。

そこで本研究では、まずスポーツとは無関係のツイートとネタバレツイートをどれだけ高精度に分類可能なのかについての検証を行う。さらに、サッカーとは特性が異なるスポーツに対して、Twitter 上の投稿のデータセットを構築し、ネタバレの特徴分析や判定実験を行うことで、ネタバレ判定可能なスポーツについて検討する。

2. 関連研究

ネタバレを防止するための方法を検討している研究は多く存在する。ネタバレに類する情報を遮断する研究としては、Nakamura ら[3]がウェブコンテンツ全般を対象として、ユーザの興味に基づくネタバレ情報の動的なフィルタリングを可能とすることを目的に、遮断対象コンテンツが開始されてからそのコンテンツを視聴者が視聴し終えるまでの間、ネタバレ情報を視聴者から隠す手法を提案している。また、インターネット上のレビュー文に対する研究が広く行われており、Pang ら[4]は、レビュー文に対してどの文章があらすじを含まない感想について書かれているのかを SVM

(Support Vector Machine) などを用いて特定している。コンテンツの時間的な流れに注目した Maeda らの研究 [5] では、ストーリーコンテンツに対する短文形式のネタバレデータセットを構築し、ネタバレに関する単語がストーリーコンテンツ内にどのように分布しているかを調査しており、コンテンツ自体からレビュー文に含まれるあらすじを判定する方法について検討している。その他にも、映画のレビュー文のネタバレ防止に特化した研究として、Guo ら [6] は、LDA (Latent Dirichlet Allocation) に基づいたトピックモデルを開発し、映画のレビュー文を、重要なあらすじを明らかにしてしまうようなネタバレ情報を含むものとそれ以外に分類する手法を提案している。Boyd-Graber ら [7] は機械学習の技術を利用して、映画のレビュー文に対してあらすじを含むものと含まないものに分類する手法を提案し、各文の一部にあらすじが含まれている場合に視聴者に警告することを可能としている。これらのような、レビュー文における作品のあらすじのネタバレを防止している研究では、あらすじ (コンテンツの内容に触れているもの) はすべてネタバレとして防止しているが、本研究では SNS を対象としており、SNS ではコミュニケーションを遮断しないことが重要であるため、スポーツの試合内容に触れているものの中でも、ネタバレに相当するもののみを高精度に判定可能とすることを目指している。また、映画のようなストーリーコンテンツとスポーツではコンテンツの内容が異なるため、その投稿内容や傾向も異なると考えられる。

また、我々と同じくスポーツを対象とした研究として、Nakamura ら [8] はリアルタイムでスポーツの試合を視聴できないため、ネタバレを遮断したいと考える視聴者を対象に、スポーツの試合開始から視聴者の視聴開始までの間、ウェブページにおいてネタバレ情報を遮断する手法を提案している。同研究では、ネタバレ情報を遮断する手法として、テキスト情報の曖昧化処理による表現手法を 4 つ提案している。さらに、Twitter を対象として、時間的にバーストする単語を抽出し、クライアントの形でネタバレを防止するシステムの実装も行っている [9]。しかし、これらの研究ではネタバレの判定精度の検証は行われていない。

SNS 上でのネタバレを問題視した研究として、Golbeck [10] は放送時差により Twitter 上でドラマやスポーツに関するネタバレがされてしまうことを問題としており、視聴対象のコンテンツに関するワードリストを生成することにより、関連するツイートをミュート可能としている。また、Jeon ら [11] は Twitter 上でのコメントに対して、「固有表現」や「頻繁に使用される動詞」「時制」などに注目した機械学習を用いてネタバレ検出をする手法を提案している。同研究では、テ

レ番組に関するコメントを用いて実験を行うことで、これまでのキーワードマッチングや LDA (Latent Dirichlet Allocation) を用いた手法に比べて高い適合率でネタバレを検知することを可能とし、有用性を示している。また、彼らはスポーツのネタバレについても判定実験を行っている。しかし、スポーツについては 1 試合しか実験を行っていないうえ、ラベル付けを著者自身で行っているため、ネタバレの定義に疑問が残る。さらに、未来時制に注目した手法を用いているが、未来時制が存在しない日本語には対応できない。本研究は、スポーツの試合に対するツイートについて実際にラベル付けを行ってもらうことで、ネタバレデータセットを構築し、日本語のネタバレを高い精度で判定できるような手法についての検討を行うものである。

3. SVM+試合状況手法

我々はこれまで、スポーツに関する SNS 上の投稿内容が、試合の勝敗状況によって大きく異なるという性質に注目し、試合の勝敗状況に応じてネタバレとする投稿の判断基準を切り替えることで高精度にネタバレが判定可能になると考え、SVM のモデルの学習を試合の勝敗状況別に行う SVM+試合状況手法を提案してきた [2]。手法のイメージを図 1 に示す。

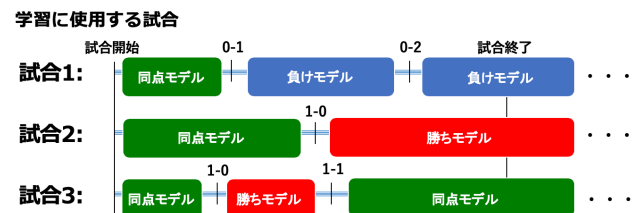


図 1 SVM+試合状況手法のイメージ

このように、通常の SVM ではモデルの学習に使う試合の全ての投稿を用いて 1 つのモデルを作成するが、SVM+試合状況手法ではモデルの学習に使う試合の投稿のうち、投稿者が応援しているチーム (個人) が勝っている時間帯の投稿を用いて勝ちモデル、負けている時間帯の投稿を用いて負けモデル、同点 (イーブン) の時間帯の投稿を用いて同点モデルと 3 つの学習モデルを作成する。作成したモデルを用いて実際にアプリケーションとして実装する際には、システムが試合速報のサイトなどで勝敗状況を監視しておき、ネタバレ防止対象とした試合の SNS 上での投稿をネタバレかどうか判定する際に、その投稿がされた時点で視聴者 (ネタバレ遮断希望者) が応援しているチーム (個人) が勝っていれば勝ちモデルを、負けていれば負けモデルを、同点 (イーブン) であれば同点モデルを適用し

て判定する。システムイメージを図 2 に示す。



図 2 システムイメージ

SVM+試合状況手法を適用したアプリケーションでは、投稿時点での試合の勝敗状況を判断する時間が必要であるため、試合中の投稿の表示に多少の遅延を持たせる必要があることや、国内リーグなど視聴者（ネタバレ遮断希望者）が応援しているチーム（個人）と投稿者が応援しているチーム（個人）が同一であると決定しにくい場合、勝ちモデルと負けモデルを同時に適用させる必要がある時間帯が存在することを前提としている。

また、我々はこれまで SVM+試合状況手法を用いてサッカーのネタバレ判定実験を行った[2]。なお、ネタバレツイートについては「試合の最終結果が高い確信度合いで予測できてしまう投稿」として判定を行った。これは、「このツイートはネタバレですか?」と、直接問うような分類方法でネタバレツイートを決定してしまうと、人による判断基準の差が大きく分析や判定が複雑になってしまうため、ネタバレの判断基準を固定し、その判断基準ごとにネタバレ問題を解いていく必要があると考えたためである（実際に、判断基準を固定しなかった時よりも固定した時の方が高い精度であった）。ネタバレ判定の結果、実験で比較した他の手法よりも SVM+試合状況手法の判定精度が高く、有用であることを示した。

しかし、これまではスポーツの試合に関するツイートの中からネタバレツイートの判定を行っており、スポーツとは無関係のツイートを含まれた場合の判定精度についても検証できていない。さらに、野球やカーリングなど、攻守がターンで切り替わるスポーツでは、ターンが切り替わるタイミングなど試合の進行状態から遅れたタイミングでのツイートが多い可能性がある。また、バレーボールやテニスなど、ある一定のポイントを取ることでセットを取得し、ポイントが一度リセットされ、最終的なセットの取得回数で勝敗が決定するようなスポーツでは、勝敗状況の判断基準がサッカーとは異なるため、ツイート内容の特徴も異なる可能性がある。そのため、こういったスポーツにおいても高精度にネタバレ判定が可能であるのかについては検証できていない。本研究では、スポーツとは無関係のツイートを含んだネタバレ判定や、サッカー以外のス

ポーツでのネタバレ判定を行い、これらについての判定精度の検証を行う。

4. 一般的なツイートを含む判定実験

これまで行ってきたネタバレ判定実験では、スポーツの試合に関するツイートの中からネタバレツイートを判定してきた。しかし、実際には試合中にスポーツとは無関係のツイートも多くされており、コミュニケーションをいかに遮断しないかを考える上で、そうしたスポーツとは無関係のツイートを遮断しないようにすることが重要である。そこで、実際にスポーツとは無関係のツイートとネタバレツイートを SVM+試合状況手法によってどれだけ高精度に分類可能であるのかを検証するための実験を行った。

4.1. 実験手順

実験に使用するデータセットについては、ネタバレツイート数を最も多く確保することが可能なサッカーに関するデータセット（以前の研究[2]で構築したもの）を用いて実験を行った。なお、サッカーに関するデータセットのネタバレツイート数は 806 件であった。

実験を行うにあたって、試合中のツイートの中で、スポーツとは無関係のツイート（以下日常ツイート）を収集する必要がある。そこで、Twitter 社の提供している The Search API を利用し、日本語で投稿された全ツイートからツイートを無作為に収集し、それらを日常ツイートとした。ここで、試合中のツイートの中から日常ツイートを収集する場合、選別における手間や精度の問題が生じるため、ここでは実際に試合が行われている時間以外のツイートから任意のツイートを収集した。具体的には、データにネタバレツイートが極力含まれないように収集する時間帯を考慮し、データセットの試合群より前で、サッカーの試合が行われていない時間を任意に抽出した結果、2015 年 1 月 9 日 16 時から 17 時までのツイートを収集した。また、試合が行われている時間以外のツイートを実験に使用する場合、そのツイートをされた時点での試合の勝敗状況が存在せず、そのまま SVM+試合状況手法を適用するのは難しいため、これまでのデータセットにおける非ネタバレツイートの内容を日常ツイートにそのまま置換することで、非ネタバレツイートの時間情報を日常ツイートに付与した。なお、ネタバレツイート数が 806 件であるため、日常ツイートも 806 件を抽出（アンダーサンプリング）し、合計 1612 件で実験を行った。

なお、評価指標については、3 つの手法を適合率、再現率、F 値で比較した。ただし、それぞれの手法において、適合率は「ネタバレと判定したツイートのうち正しくネタバレと判定できたツイートの割合」、再現

率は「実際にネタバレであるツイートのうち正しくネタバレと判定できたツイートの割合」を表し、F 値は式 (1) で表されるものとする。

$$F \text{ 値} = \frac{2 \cdot (\text{適合率}) \cdot (\text{再現率})}{(\text{適合率}) + (\text{再現率})} \quad (1)$$

4.2. 結果と考察

実験の結果を表 1 に示す。

表 1 日常ツイートでの判定結果 (サッカー)

	適合率	再現率	F 値
スポーツ関連ツイート	0.831	0.880	0.852
日常ツイート	0.983	0.898	0.938

表 1 に示したように、日常ツイートとの分類の方が、スポーツに関係した非ネタバレツイートとの分類よりも、F 値が高い結果となった。特に、適合率が大きく上昇し、実際にアプリケーションとして実装する場合には、コミュニケーションを遮断しないことが高い精度で実現可能だということが示唆された。これは、スポーツに関係した非ネタバレツイートと比較して、日常ツイートでは、ネタバレツイートに多く含まれている「勝つ」や「引き分け」、「ゴール」といった、勝敗や試合のイベントに関する単語が出現することがほとんどないためだと考えられる。

5. 様々なスポーツのデータセットの構築

SVM+試合状況手法の有用性を検証するために、我々はこれまで、サッカーのツイートに関するネタバレデータセットを構築し、ネタバレの特徴分析を行ってきた[2]。しかし、サッカー以外のスポーツではツイートの特徴も異なる可能性がある。そこで、本章では、ツイート数が多く収集できる試合を一定数確保することが可能であった、野球とバレーボール (ラグビー、テニス、卓球など他のスポーツは、実験に必要なツイート数を確保できる試合がなかったため、本研究ではこれらのスポーツの検証は割愛する) についてそれぞれデータセットを構築し、サッカーと同じく試合の勝敗状況による特徴は存在するののかについて分析を行った。

5.1. データの収集

まず、野球とバレーボールの試合に対するツイートを収集した。ここでは特にツイートが多く集まる日本代表の試合に注目した。収集方法については、野球の試合では「#プレミア 12」や「#侍ジャパン」、バレーボールの試合では「#龍神 NIPPON」や「#ワールドカッ

プバレー」のような一般的に用いられるハッシュタグ (検索・分類のために使用されるテキスト) を試合ごとに試合開始前に選定しておき、そのハッシュタグを含むツイートを Twitter 社の提供している The Search API を用いて収集した。収集した試合の情報を表 2, 3 に示す。

表 2 収集した試合 (野球)

試合名	スコア	開催日
世界野球 WBSC プレミア 12 「日本 vs ベネズエラ」	日本 - ベネズエラ 6 - 5	2015/11/15
世界野球 WBSC プレミア 12 「日本 vs 韓国」	日本 - 韓国 3 - 4	2015/11/19
世界野球 WBSC プレミア 12 「日本 vs メキシコ」	日本 - メキシコ 11 - 1	2015/11/21

表 3 収集した試合 (バレーボール)

試合名	スコア	開催日
2015FIVB ワールドカップ男子大会 「日本 vs エジプト」	日本 - エジプト 3 - 2	2015/09/08
2015FIVB ワールドカップ男子大会 「日本 vs ポーランド」	日本 - ポーランド 1 - 3	2015/09/22
2015FIVB ワールドカップ男子大会 「日本 vs ロシア」	日本 - ロシア 2 - 3	2015/09/23

収集したデータの中には分類および分析において適切でないツイートも多かった。そのため、下記の手順で不適切なツイートの除去およびツイートの整形を行った。

1. ワールドカップの試合などでは対戦相手国からのツイートも多数投稿されるため、収集されたツイートは多言語となる。ここではデータセット構築者が日本人であることを考慮し、日本語以外のツイートを除去した。なお、日本語以外のツイートの除去については、ツイート取得時にあらかじめ言語コードを取得し、言語コードが「ja」かそうでないかによって判断した。
2. 先頭に「RT」を含むツイートは、Twitter のリツイート機能と呼ばれる他の視聴者のツイートをそのままの形でツイートできる機能で、他の視聴者のツイートを自分のツイートを見ている人に対して発信できるものである。これは元々のツイートと内容が重複するものであるため、正規表現により除去した。

3. 中身の無いツイートを省くため、収集したツイートのうちハッシュタグのみのツイートを除去した。これについては、「#」という文字から連続した空白・改行以外の文字までを正規表現により判定し、それ以外の部分が空白および改行のみであった場合、そのツイートを除去した。
4. スポーツのハッシュタグに対して URL を投稿しているツイートに試合とは無関係のスパムツイートが多かったため、「http://」もしくは「https://」を含むツイートを正規表現により判定し除去した。

結果として、野球では合計 45548 件、バレーボールでは合計 3858 件のツイートを収集することができた。

5.2. データの分類

ツイートの収集後、図 3 に示すウェブシステムを用いて、ツイートをネタバレと非ネタバレに分類してもらった。ここでは、以前の我々の研究[2]に準拠し、ネタバレツイートを「試合の最終結果が高い確信度合いで予測できてしまう投稿」と定義し、試合の結果をどの程度の確信度合い（以下確信度）で予測できるかを答えてもらうものとした。

データセット構築者は図 3 に示した実験システムを用いて、試合の最終結果が「勝ち」「負け」「引き分け」のどれになるかをページ上に提示されているツイートから予測して対応するボタンを選択したあと、どの程度の確信度で予測できたかについてスライダー（0～100）を移動して値を選択することで、ツイートに対してラベル付けをすることが可能となっている。「勝ち」「負け」「引き分け」のどれにも予測ができない場合（確信度が 0 の場合）に対応するため、「勝ち」「負け」「引き分け」に加え、「わからない」というボタンも配置した。また、ユーザは試合開始からの経過時間との組み合わせで、ある程度のことを予測できてしまう。例えば、「守備を頑張ってもしょうがない、攻めていこう」というツイートが試合開始時点であれば、単なる意気込みと捉えるかもしれないが、試合後半であれば、試合に負けているという状況を考慮した上でのコメントと捉えることも多いと考えられる。そこで、ツイートの下にそのツイートが投稿された時点での試合開始からの経過時間を表示した。



図 3 開発したウェブシステム

また、収集したツイート全てに対して予測してもらおうとなると膨大な時間がかかってしまうため、提示するツイートは 1 試合につき任意の 1000 件とした。なお、実際に本システムにアクセスすると、野球、バレーボールそれぞれのスポーツにおいて、3 試合分のツイート（3000 件）からまだそのユーザによってラベル付けされていない任意の 200 件のツイートが提示され、提示されたツイートに対してラベル付けを行うことが可能となっている。提示可能なツイートが 200 件に満たない場合には、提示可能な件数分のツイートが提示されるようにした。

このウェブシステムを用いて、実際にツイートに対してラベル付けを行い、データセットを構築した。データセットの構築にあたり、対象となるスポーツの試合観戦に興味があり、Twitter を普段から用いている 19 歳から 22 歳の大学生 14 人（野球 8 人、バレーボール 6 人）に協力を依頼した。データセット構築の結果、1 ツイートあたり 5 人以上のラベルが付き、野球では合計 15140 件、バレーボールでは合計 15010 件のデータを収集することができた。

5.3. データの分析

ここでは、以前の我々の研究[2]に準拠し、構築したデータセットのうち、平均確信度が 50 以上のツイートをネタバレツイートとして分析や実験を行っていく。また、平均確信度が 50 以上のツイートには「勝ったー！ー！ー！きたー！ー！ー！」や「秋山のホームランでコールドゲーム」など、ネタバレ特有のパターン記述や単語が含まれているものが多かった。なお、ツイートに対して確信度が 50 以上とラベル付けした実験協力者の人数（一致人数）ごとのツイート数とその割合を表 4、5 に示す。

表4 ツイート評価の一致率（野球）

一致人数（人）	ツイート数（件）	一致率（%）	ネタバレ内一致率（%）
6	9	0.30	0.41
5	295	9.83	13.34
4	270	9.00	12.21
3	387	12.90	17.50
2	577	19.23	26.08
1	674	22.47	30.47
0	788	26.27	-

表5 ツイート評価の一致率（バレーボール）

一致人数（人）	ツイート数（件）	一致率（%）	ネタバレ内一致率（%）
6	1	0.03	0.05
5	175	5.83	8.81
4	83	2.77	4.18
3	166	5.53	8.36
2	418	13.93	21.05
1	1143	38.10	57.55
0	1014	33.80	-

また、特定のパターン記述や単語の内容は、SVM+試合状況手法の仮説の通り、勝っている時は「キター」「嬉しい」、負けている時は「悔しい」「最悪だ」など、試合展開によって異なっていた。

そこで、実際に試合展開ごとに内容が異なるのかを数値で検証するため、日本代表が勝っている時間帯、負けている時間帯、同点である時間帯別に、非ネタバレツイートと比較してネタバレツイートに出現する頻度(TF-IDF[12])が高かった単語上位10件を表6, 7に示す。なお、単語分割にはMcCabを用い、1文字の連続した名詞は連結（「剛」「也」を「剛也」, 「2」「点」「目」を「2点目」などとして処理するため）し、単語として意味を持たない助詞、助動詞や、名詞以外の基本形が辞書に定義されていない1文字の単語（「。」「▽」などは単語として意味を持たないため）、その他単一では意味を持たないと判断した「する」「てる」「の」「ん」「いる」「れる」「なる」「さん」は除去した。また、「押し込んだああああ」「キターー」といった繰り返し表現がノイズとなるため、「あ」「い」「う」「え」「お」「あ」「い」「う」「え」「お」「～」「一」「-」「一」「一」「!」「!」「w」が2回以上繰り返されていた場合、その部分を除去した。さらに、固有名詞などの試合ごとに特有の表現を画一的に扱うため、岩井ら[13]の固有名詞等の一般化手法を適用し、数字は[数字]、選手名は[選手]、チーム名は[チーム]、監督名は[監督]としてパターンマッチにより一般化した。

表6 時間帯別頻出単語（野球）

勝ち		負け		同点	
単語	TF-IDF	単語	TF-IDF	単語	TF-IDF
[チーム]	0.845	[チーム]	0.754	同点	0.693
[選手]	0.418	[選手]	0.442	[チーム]	0.534
コールド	0.143	負ける	0.215	キタ	0.289
サヨナラ	0.096	逆転	0.153	ワイルドピッチ	0.173
勝ち	0.082	[監督]	0.082	サヨナラ逆転	0.115
ホームラン	0.075	継投逆転負け試合	0.066	このまま決める	
おめでとう	0.068				
逆転	0.060	残念	0.058	取める好ゲーム多いetc.	0.058
[数字]ラン	0.056	野球	0.053		
全勝	0.049				

表7 時間帯別頻出単語（バレーボール）

勝ち		負け		同点	
単語	TF-IDF	単語	TF-IDF	単語	TF-IDF
[チーム]	0.499	[チーム]	0.564	[チーム]	0.693
勝利	0.403	お疲れ様	0.327	[選手]	0.534
勝つ	0.393	[選手]	0.242	セット	0.289
[選手]	0.340	試合	0.219	バレー男子	0.218
おめでとう	0.329	頑張る	0.179		
男子	0.174	惜しい	0.176	頑張る	0.191
フルセット	0.170	悔しい	0.164	絶好調	0.153
初戦	0.128	明日	0.157	チャレンジかっこいい後半etc.	0.115
明日バレー	0.121	負ける	0.148		
		セット	0.143		

表6, 7よりチーム名や選手名はどの時間帯でも多く出現しているが、他の単語はそれぞれの時間帯特有のものが多かった。例えば、その時点で試合状況を表す単語は、勝っている時間帯では「勝つ」「勝利」、負けている時間帯では「負ける」「逆転負け」、同点の時間帯では「同点」のように表現が異なっていた。また、勝っている時間帯では「おめでとう」のように賞賛を表す単語が多く、負けている時間帯では「残念」「悔しい」のように落胆を表す単語や「お疲れ様」のように労いを表す単語が多かった。このように、野球、バレーボールともに勝敗状況ごとにネタバレ内容が異なり、SVM+試合状況手法の妥当性が示唆された。

また、野球では「サヨナラ」や「ワイルドピッチ」、バレーボールでは「フルセット」や「チャレンジ」など、それぞれのスポーツ特有の用語がネタバレツイートに多く含まれていた。そのため、野球のデータセットで学習させた機械学習のモデルを、バレーボールの

ネタバレ判定にそのまま適用することは難しく、それぞれのスポーツごとにネタバレ判定を行っていく必要があることも示唆された。

6. ネタバレ判定実験

データセットを分析した結果、試合の勝敗状況で大きく単語内容が異なっており、野球やバレーボールにおいて SVM+試合状況手法の妥当性が示唆された。本章では、実際に前章で構築したデータセットを用いてネタバレ判定実験を行うことで、SVM+試合状況手法の有効性を検証する。

6.1. 実験手順

実験を行うアルゴリズムについては、SVM+試合状況手法に加え、中村らが Twitter クライアントの実装に用いていたパターンマッチ手法[9]と、Jeon らの実験で高精度であった SVM 手法[11]の 2 手法をベースラインとして用意した。それぞれの手法における処理手順を以下に示す。

- **パターンマッチ手法**：ネタバレとして出現頻度の高い単語をキーワードとし、キーワードにマッチする単語を含むツイートをネタバレと判定した。ここでは、TF-IDF 値の上位 120 単語をキーワードとした。
- **SVM 手法**：それぞれのツイートについて、BoW (Bag-of-Words) [14]を特徴量として、学習および判定を行う。また、人手で設定する必要がある機械学習のパラメータ（ハイパーパラメータ）については、パラメータを総当たりで検証し高精度なものを採用するグリッドサーチの手法を用い、最も精度が良かったパラメータを利用して学習を行った。なお、データ量の 8 割を訓練データ、2 割をテストデータとした。
- **SVM+試合状況手法**：第 3 章で述べた手法で学習および判定を行う。具体的には、それぞれの時間帯のツイートのみで、訓練データとテストデータの準備やハイパーパラメータの選択、テストデータでの判定を行い、最後にそれぞれの時間帯での結果を平均することで精度の算出を行った。SVM のハイパーパラメータ等については SVM 手法と同様に行った。

また、データセットに非ネタバレツイートが多く、機械学習を用いた手法において学習に偏りが出してしまう可能性があるため、アンダーサンプリングを行ってデータ量を調整した。その結果、実験に用いるツイートは野球では合計 1500 件、バレーボールでは合計 612

件になった。なお、評価指標については、3 つの手法を適合率、再現率、F 値で比較した。

6.2. 結果

野球、バレーボールそれぞれのネタバレ判定結果を表 8, 9 に示す。また、以前の我々の研究[2]で判定したサッカーのネタバレ判定結果を表 10 に示す。

表 8, 9 に示すように、野球、バレーボールともに F 値は SVM+試合状況手法が他の手法よりも高い結果となった。また、適合率は SVM+試合状況手法が最も高いが、再現率はパターンマッチ手法が最も高い結果となった。さらに、野球やサッカーよりもバレーボールの F 値が高かった。

表 8 手法ごとのネタバレ判定結果（野球）

	適合率	再現率	F 値
パターンマッチ	0.549	0.889	0.679
SVM	0.810	0.768	0.788
SVM+試合状況手法	0.899	0.798	0.825

表 9 手法ごとのネタバレ判定結果（バレーボール）

	適合率	再現率	F 値
パターンマッチ	0.538	0.961	0.690
SVM	0.865	0.738	0.796
SVM+試合状況手法	0.939	0.868	0.900

表 10 手法ごとのネタバレ判定結果（サッカー）

	適合率	再現率	F 値
パターンマッチ	0.570	0.935	0.708
SVM	0.809	0.883	0.843
SVM+試合状況手法	0.831	0.880	0.852

6.3. 考察

全体として、SVM+試合状況手法の F 値が最も高く、他の手法よりも優れているという結果となった。特に、適合率が他の手法よりも優れていた。パターンマッチ手法よりも SVM 手法や SVM+試合状況手法の適合率が優れていたのは、パターンマッチ手法では「8 回則本か。」のようなツイートで、「則本」（「[選手]」）という選手名のみでネタバレと判断されてしまうケースが多かったが、SVM 手法では選手名のみではネタバレと判断されず、「ホームラン」などといった単語が同時に存在するなど、単語の数や組み合わせも考慮してネタバレと判断されるためであると考えられる。SVM 手法よりも SVM+試合状況手法の適合率が優れていたのは、SVM 手法で間違って学習されてしまっていたツイー

参考文献

トが、時間帯別にすることによって学習されなくなったからだと考えられる。実際に、SVM手法では、負けている時間帯の落胆のツイートをネタバレであると学習してしまっているために、勝っている時間帯の選手交代や単純なミスなどに対する落胆を表すツイートも誤ってネタバレと判定してしまう場合が多かったが、SVM+試合状況手法では正しく判定できている場合が多かった。

また、再現率はパターンマッチ手法が最も優れていた。これは、TF-IDF値が上位の単語に、ネタバレとなる共通の単語が多く存在したためだと考えられる。しかし、その分だけ適合率が低い結果となっており、コミュニケーションを阻害してしまう確率も高い。

さらに、スポーツ別にみると、サッカーや野球と比較して、バレーボールのF値が高かった。これは、バレーボールでは、他のスポーツと比べて遠回しに勝敗を伝えている表現が少なく、単純なものが多かったためだと考えられる。実際に、野球では「野球の試合としては面白かったですね。でもこんな言い方は良くないかもしれないですが、こんな大会で、そんなに熱くなる必要はないですよ。がっかりしてるのはNPBとスポンサーだけ。」のように遠回しに負けたことを示唆しているものが多かったが、バレーボールではそのような表現をしているものは少なく、「勝ったー」「惜しかった」のような単純な表現のものが多かった。

7. おわりに

本論文では、SNS上のネタバレを高精度に判定可能なスポーツとはどのようなスポーツであるのかを明らかにするため、これまでの研究で我々が提案した手法を、サッカーとは競技の特性が異なる野球やバレーボールといったスポーツに適用し、ネタバレ判定精度に関する実験を行った。その結果、サッカーと同様に、野球やバレーボールにおいてもネタバレを高精度に判定できることを示した。また、野球やサッカーと比較して遠回しに結果を示唆する表現が少ないバレーボールでは特に高精度にネタバレが判定可能であることを示した。さらに、SVM+試合状況手法の実際の利用状況を想定し、スポーツの試合とは関係のない一般的なツイートとネタバレツイートの分類精度についても検証を行った。その結果、F値が0.9を超え、実際の状況でも高い精度でネタバレ判定が可能であることを示した。

謝辞

本研究の一部は、JST ACCEL (Grant 番号 JPMJAC1602) の支援を受けたものである。

- [1] 白鳥裕士, 中村聡史, 小松孝徳. サッカーのネタバレが観戦者の態度に及ぼす影響. 研究報告エンタテインメントコンピューティング (EC), vol. 2017-EC-43, no. 17, pp. 1-8, 2017.
- [2] 白鳥裕士, 牧良樹, 阿部和樹, 中村聡史. ネタバレ確信度を考慮した試合実況データセット構築と分析手法の検討. 第12回 ARG Web インテリジェンスとインタラクション研究会, 2018.
- [3] Nakamura, S. and Tanaka, K.. Temporal Filtering System for Reducing the Risk of Spoiling a User's Enjoyment. 2007 International Conference on Intelligent User Interfaces (IUI2007), 2007, p. 345-348.
- [4] Pang, B. and Lee, L.. A Sentimental Education: Sentiment Analysis Using Subjectivity Summarization Based on Minimum Cuts. Proc. of ACL'04, pp. 271-278, 2004.
- [5] K, Maeda., Y, Hijikata. and S, Nakamura.. A Basic Study on Spoiler Detection from Review Comments Using Story Documents. Web Intelligence (WI), pp. 572-277, 2016.
- [6] Guo, S. and Ramakrishnan, N.. Finding the storyteller: automatic spoiler tagging using linguistic cues. in Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics, 2010.
- [7] Boyd-Graber, J. Glasgow, K. and Zajac, J, S.. Spoiler Alert: Machine Learning Approaches to Detect Social Media Posts with Revelatory Information. in Proceedings of the 76th Annual Meeting of the American Society for Information Science and Technology (ASIST), no. 45, 2013.
- [8] Nakamura, S. and Komatsu, T.. Study of Information Clouding Methods to Prevent Spoilers of Sports Match. Advanced Visual Interfaces (AVI 2012), pp. 661-664, 2012.
- [9] 中村聡史, 川連一将. スポーツのネタバレを防止する Twitter クライアントの開発と諸検討. 第4回 ARG Web インテリジェンスとインタラクション研究会, 2014.
- [10] Golbeck, J.. The Twitter Mute Button: A web Filtering Challenge. Proc.2012 ACM Annual Conference on Human Factors in Computing Systems, 2012.
- [11] Jeon, S. Kim, S. and Yu, H.. Spoiler Detection in TV Program Tweets. Information Sciences, vol. 329, pp. 220-235, 2016.
- [12] R. A. Baeza-Yates and B. A. Ribeiro-Neto.. Modern information retrieval: the concepts and technology behind Search (2nd Edition). Addison-Wesley Professional, 2011.
- [13] 岩井秀成, 池田郁, 土方嘉徳, 西田正吾. レビュー一文を対象としたあらすじ分類手法の提案. 電子情報通信学会論文誌 D, vol. J96-D, no. 5, pp. 1222-1234, 2013.
- [14] Manning, C.D. and Schtze, H.. Foundations of Statistical Natural Language Processing. The MIT Press, 1999.