

2018年度 修士学位請求論文

スポーツにおける
SNS上のネタバレ判定とその応用

明治大学大学院先端数理科学研究科

先端メディアサイエンス専攻

白鳥 裕士

概要

スポーツは筋書きのないドラマであり、勝つか負けるかわからないというハラハラ感や予想もしない展開に対する驚きを味わうために、リアルタイムでの視聴を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、その他の用事などでリアルタイムでの視聴ができないため、仕方なく録画予約をして時間の許すときに視聴しようとすることもある。こうした状況において、録画視聴を楽しみにしている視聴者が、視聴前にそのスポーツの試合結果を知ってしまうと、ハラハラ感や驚きが失われてしまう。こうしたハラハラ感や驚きを大事にしている視聴者にとって、試合結果はネタバレ情報と呼ばれており、多くの視聴者はこれを避けるため情報遮断を積極的に行っている。ここで、ウェブ上で視聴者がネタバレ情報に出会うのはニュースサイトやウェブログ、検索サイトなど様々であるが、特にネタバレとの遭遇機会が多いのが Twitter に代表される SNS である。Twitter では、アクセスするだけで友人の現在の状況を知り、気軽にコミュニケーションをとることができる。そのため、何気なくアクセスする視聴者が多く、その際にネタバレ情報も受け取ってしまう。SNS 上にあるネタバレは、SNS サイトや SNS のアプリケーションを使用しないことで完全に断つことが可能である。しかし、SNS はコミュニケーションに利用されているものであり、完全に遮断することはコミュニケーションを遮断してしまうことにつながってしまう。ここで、例えばサッカーのある試合のネタバレツイートを遮断したい場合、トピックモデル (PLSI : Probabilistic Latent Semantic Indexing や LDA : Latent Dirichlet Allocation などがある) を利用して、サッカーに関するツイートすべて (トピック全体) を遮断するような方法も考えられるが、そのトピックの範囲内でユーザ間のコミュニケーションが発生する可能性があるため、トピック全体の遮断は控えるべきである。そこで、自動的にネタバレのみを検出・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。

ネタバレを防止するための研究としては、Nakamura らがテキスト情報の曖昧化処理によるネタバレ防止手法を 4 つ考案し、それらの手法を用いてウェブページのネタバレ情報を遮断する手法を提案している。しかし SNS 上のネタバレを対象とした場合には、テキスト情報の曖昧化処理では、情報の錯乱を引き起こしてしまう危険があるため、ユーザ間のコミュニケーションを阻害してしまう可能性がある。また、ネタバレのみを高精度に判定するにはどうしたらよいのかといった点については取り組まれていないため、ユーザ間のコミュニケーションを遮断してしまう可能性がある。また、Jeon らは Twitter 上の投稿に対して、ネタバレの投稿には「固有表現」「頻繁に使用される動詞」「時制」などに特徴があることに注目し、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、テレビ番組に関する投稿を用いて実験を行うことで、キーワードマッチングや LDA を用いた手法に比べて高い精度でネタバレを検知している。さらに、スポーツの試合に関する投稿に対しても実験を行っており、提案手法の有用性を示している。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。実際、同じテレビ番組ではあっても、アニメ放送やバラエティ番組、スポーツ中継ではコンテンツの内容が異なり、Twitter上の投稿内容やネタバレの特徴も異なると考えられる。そのため、スポーツについては、改めてネタバレの特徴を分析したうえで、高精度に判定できる手法を検証していく必要がある。

そこで本論文では、スポーツにおける SNS 上のネタバレを防止することを目指し、スポーツのネタバレを高精度に判定する手法を提案した。また、提案手法の妥当性を検証するため、スポーツの試合に関する Twitter 上の投稿のデータセットを構築し、スポーツのネタバレの特徴について分析を行った。分析の結果、試合中の勝敗状態とネタバレ内容の関連性を確認することができ、提案手法の妥当性が示唆された。さらに、構築したデータセットを用いて、スポーツに関する投稿からネタバレに関する投稿のみを判定する実験を行うことで、提案手法の有用性を検証した。その結果、提案手法において、判定精度の評価指標である F 値が上昇し、提案手法がスポーツにおける SNS 上のネタバレ判定に有用であることを示した。また、実験の結果、F 値の値はそれほど高くはなかったため、データセット構築の段階でネタバレの判断基準を明確にし、その判断基準ごとにネタバレ判定を行っていく必要があることが示唆された。そこで、ネタバレの投稿を「試合の最終結果が高い確信度で予測できてしまう投稿」と定義したうえで改めてデータセットを構築し、再度ネタバレ判定実験を行った。その結果、提案手法によって 0.85 を超える F 値でネタバレを判定することが可能であることを示した。加えて本論文では、ネタバレの投稿の判定をネタバレシーンの判定にも応用可能であると考え、ネタバレしないダイジェストを生成し、映像コンテンツへの応用可能性も検討した。アンケート調査の結果、提案手法を応用したダイジェストは、コンテンツの面白さをあまり落とさずにネタバレを防ぐことができ、試合を視聴するかどうかの指標としての有用性が高いことが示唆された。

目次

第1章	はじめに	1
1.1.	スポーツ観戦の人気の高まり.....	1
1.2.	ネタバレ問題.....	1
1.3.	本論文の目的.....	2
1.4.	論文構成.....	3
第2章	関連研究	4
2.1.	ネタバレの影響に関する研究.....	4
2.2.	ネタバレの防止に関する研究.....	6
2.3.	スポーツのダイジェスト生成に関する研究.....	7
第3章	提案手法	9
3.1.	提案するネタバレ判定手法.....	9
3.2.	手法の適用が困難な例.....	11
第4章	ネタバレデータセットの構築	12
4.1.	データセットの構築.....	12
4.1.1.	データの収集.....	12
4.1.2.	データの分類.....	14
4.2.	データセットの分析.....	16
第5章	ネタバレ判定実験	19
5.1.	実験手順.....	19
5.2.	結果.....	20
5.3.	考察.....	20
第6章	ネタバレの基準を固定したデータセットの構築	22
6.1.	データセットの構築.....	22
6.2.	データセットの分析.....	23
第7章	ネタバレの基準を固定した判定実験	28
7.1.	実験手順.....	28
7.2.	結果.....	28
7.3.	考察.....	28
第8章	様々なツイートへの適用	31
8.1.	サッカー以外へのスポーツへの適用.....	31
8.1.1.	データセットの構築と分析.....	31
8.1.2.	判定実験.....	34
8.1.3.	考察.....	35

8.2.	一般的なツイートへの適用.....	35
第9章	ネタバレしないダイジェストへの応用.....	38
9.1.	ダイジェスト生成手法.....	38
9.2.	評価実験.....	39
9.3.	考察.....	39
第10章	全体の考察と展望.....	41
第11章	おわりに	42

第1章 はじめに

1.1. スポーツ観戦の人気の高まり

いよいよ2020年には56年ぶりに東京で夏季オリンピック（パラリンピック）が開催される。大会組織委員会は合計で1,010万枚のチケットの販売を見込んでおり、実際に競技場に足を運ぶ観戦者のみを考えても莫大な人数の観戦者になることが予測され、スポーツ観戦の人気の高さがうかがえる。また、オリンピック・パラリンピックなどの大きな大会に限らず、世界的に人気のあるスポーツであるサッカー[1]では、普段からスタジアムに足を運ぶ観戦者が多く存在する。実際に、スペインのサッカークラブであるバルセロナのスタジアムでは、1試合の観客動員数の平均が75,000人を超えている[2]。また、スポーツ観戦者の中には、実際に競技場に足を運ばずにテレビなどの中継で競技を観戦する人も多い。例えば、2018年の平昌オリンピックでは、フィギュアスケートでの羽生結弦の金メダル獲得を生放送したNHK総合の平均視聴率が33.9%と高視聴率を記録している[3]。このように、競技場観戦、テレビ観戦ともに非常に多くの人々がスポーツ観戦に関心があることがわかる。

1.2. ネタバレ問題

スポーツ観戦の人気の要因の一つには、勝つか負けるかわからないというハラハラ感や予想もしない展開に対する驚きを味わうことができるという点があげられる。そのため、競技場観戦に限らずテレビ観戦においても、リアルタイムでの視聴をしたいと考えている視聴者は少なくない。ここで、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。そういった場合には、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視聴するという手段をとることが一般的である。しかし、録画視聴を楽しみにしている視聴者が、視聴前にそのスポーツの試合結果を知ってしまい、ハラハラ感や驚きが失われてしまうといった問題が起こっている。こうしたハラハラ感や驚きを大事にしている視聴者にとって、試合のスコアや結果を思いもよらずに知ってしまうことは「ネタバレ」と呼ばれており、このネタバレによって視聴者のスポーツの試合に対する緊張感や一喜一憂度合いが減少してしまうことを我々は過去の研究[4][5]において明らかにしてきた。多くの視聴者はネタバレを避けるため、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できるため、ネタバレされてしまう可能性があることを意識せずに使用してしまう視聴者が多く、その際に不意にネタバレ情報を受け取っ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、Nakamuraら[6][7]は、ウェブ上のスポーツの試合結果

に類する情報に対して、結果変換辞書を利用して勝敗を反転させた結果に変更する手法や、反転した結果に加えて類似した結果などもページ中に挿入していく手法など、テキスト情報の曖昧化処理によってネタバレ情報を遮断する手法をいくつか提案している。これは、ネタバレ情報の判定精度ではなく、ひとがネタバレをどう認知するのかというアプローチでネタバレ防止を試みているものであり、こうしたアプローチはネタバレの防止に有効であると考えられる。しかし、対象の判定は単純なパターンマッチングでしか行っていないため、ウェブ上の情報のうち、単純でわかりやすい表現でまとめられている情報や、文章の体裁が整っているような情報に対しては有効だと考えられるが、多様な表現がなされる SNS ではネタバレを防ぎきれない可能性が高い。また、SNS においては、テキストに曖昧化処理を施した場合、ユーザ間のコミュニケーションに悪影響を及ぼしてしまう可能性がある。そのため、SNS のネタバレを防止する場合には、そうしたコミュニケーションをいかに遮断せずに、ネタバレのみを遮断することができるのかという点が重要な課題となる。

また、Jeon ら [8][9] は Twitter 上での投稿に対して、ネタバレの投稿には「固有表現」「頻繁に使用される動詞」「時制」などに特徴があることに注目し、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、スポーツの試合を含めたテレビ番組に関する投稿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) [10] を用いた手法に比べて高い精度でネタバレを検知している。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。そのため、スポーツについては改めてネタバレを高精度に判定する手法を検証していく必要がある。

1.3. 本論文の目的

本論文では、スポーツにおける SNS 上のネタバレを防止することを目指し、スポーツのネタバレを高精度に判定する手法を提案する。また、提案手法の妥当性を検証するため、スポーツの試合に関する Twitter 上の投稿のデータセットを構築し、スポーツのネタバレの特徴について分析を行う。さらに、構築したデータセットを用いて、スポーツに関する投稿からネタバレに関する投稿のみを判定する実験を行うことで、提案手法の有用性について検証する。ここで、ネタバレを遮断したい場合、スポーツに関するツイートからネタバレツイートのみを判定するのではなく、遮断したい対象のトピック全体を判定する（例えば、サッカーのある試合のネタバレツイートを遮断したい場合、LDA [10] や PLSI [11] のようなトピックモデルを利用して、サッカーに関するツイートすべてを遮断する）方法も考えられるが、そのトピックの範囲内でユーザ間のコミュニケーションが発生する可能性があるため、トピック全体の遮断は控えるべきである。また、ネタバレツイートのみを高精度に検出できることで、以下のような応用が可能となると考えられる。

- ネタバレ部分以外の盛り上がりの自動通知
- ネタバレ部分のみの自動通知（通常の盛り上がり通知よりもさらに試合の核心部分のみの通知）
- ネタバレシーンのない試合ダイジェストの自動生成（ネタバレツイートの判定をネタバレシーンの判定に活用）
- ネタバレシーンのみの試合ダイジェストの自動生成（通常のダイジェストよりも決定的なシーンのみのダイジェスト）

上記をふまえ、本論文では、実際にネタバレツイートの判定をネタバレシーンの判定に応用した例として、ネタバレシーンのない試合ダイジェストを生成し、映像コンテンツへの応用可能性も検討する。

1.4. 論文構成

本論文は本章を含む全 11 章から構成される。まず本章でスポーツにおける SNS 上のネタバレの問題提起を行った。これ以降、まず第 2 章でネタバレおよびダイジェスト生成の観点から関連する研究をあげ、本論文の位置付けについて議論する。次に、第 3 章ではスポーツ特有の勝敗状態を考慮した、スポーツのネタバレ判定に関する提案手法を説明し、第 4 章で実際のサッカー日本代表の試合に対するツイートをを用いて、ネタバレツイートに関するデータセットの構築とネタバレの特徴についての分析を行う。また、第 5 章では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、提案手法の有用性の検証を行う。次に、第 6 章では試合の最終結果への予測の確信度合いでツイートを分類したデータセットを構築し、第 7 章で試合の結果が高い確信度合いで伝わってしまうような核心的なネタバレのみに注目した場合のネタバレ判定精度について検証を行う。また、第 8 章でサッカー以外のスポーツでもデータセットの構築およびネタバレ判定実験を行うことで、他のジャンルのスポーツへの適用可能性についても検討する。さらに、第 9 章ではネタバレしないダイジェストの自動生成への応用可能性を検討する。その後、第 10 章で本論文全体についての考察を行い、最後に第 11 章で本論文をまとめる。

第2章 関連研究

本章では、ネタバレとダイジェスト生成に関する研究の紹介と本論文の位置付けについて述べる。これまで取り組まれてきた研究と本論文との関係性について言及することで、本論文の貢献範囲を明確にする。

2.1. ネタバレの影響に関する研究

ネタバレの影響調査については、Leavitt ら[12]が小説に対しネタバレ情報の提示の有無によって、ユーザのコンテンツの楽しみ方にどのような差があるのかを実験により調査している。実験の結果、小説においてネタバレ情報はコンテンツの面白さを落とさないと主張している。しかし、小説を読むという行為とスポーツを視聴するという行為は本質的に異なるものであり、またこの研究は、あらすじ提示により内容や人物関係の理解を支援し、結果的に読みやすくなるということを示唆するものである。これについては、Leavitt ら[13]が小説の読みやすさとネタバレの影響を調査した結果、読みやすい小説ではネタバレの影響がなかったが、読みづらい小説ではネタバレにより面白さが増加したことを明らかにしていることから示唆されている。また、Rosenbaum らの研究[14]において、読者のレベルによってネタバレの影響が異なるのかについても調査されており、小説を読み慣れていない人はネタバレをされた方がストーリーを面白いと感じ、読み慣れている人はネタバレをされない方がストーリーを面白いと感じることが実験により明らかにされている。また、Levine ら[15]は、読書前よりも小説の読書中にネタバレをすることで、物語への理解が促進され小説が面白くなると仮定し、ネタバレタイミングの小説の面白さへの影響について調査している。その結果、ネタバレしない場合と比較して、読書前にネタバレした場合は面白さが減少し、読書中にネタバレした場合は面白さが変化せず、ネタバレによるプラスの影響は見られない結果となった。さらに、Daniel ら[16]は、テレビ番組と小説に対するネタバレの影響の違いを調査し、小説ではネタバレの影響がないが、テレビ番組ではネタバレにより面白さが減少することを明らかにしている。

一方、小説以外のコンテンツに対するネタバレの影響を調査した研究として、Topolinski[17]は、大喜利の回答を直前にネタバレした場合には面白さが減少するが、1分以上前にネタバレした場合には理解が難しい回答への理解が深まり、面白さが増加することを明らかにしている。Maki ら[18]は漫画に対してネタバレの影響を調査しており、ネタバレすることで読書の視点が広がり面白くなる作品と、ネタバレにより楽しめる部分がなくなりつまらなくなる作品が存在することを明らかにしている。また、Maki ら[19]はネタバレをされるタイミングによる影響の違いについても調査している。その結果、ネタバレをされるタイミングは漫画を最後まで読んだときの面白さには影響はなかったが、続きへの

興味度合いには影響があり、読者がすでに読んだ部分から大きく離れた部分よりも、読者がすでに読んだ部分の直後の部分のネタバレをすることで興味度合いが減少することを明らかにしている。同じく漫画のネタバレの影響を調査した研究として、Hassoun[20]は、漫画のコマ割りの特性によって、先の部分のコマが見えてしまうことのネタバレの影響を調査している。調査の結果、漫画において、読んでいる部分よりも先の部分のコマが見えてしまったとしても面白さは減少せず、むしろ促進されることを明らかにしている。

他にも、映像コンテンツに対するネタバレの影響を調査した研究として、Tsang ら[21]は、映画の鑑賞意欲とネタバレとの関係性を調査し、視聴者はネタバレによって映画視聴後の満足度と驚きの2つが失われてしまうと視聴前に考えてしまい、それが視聴者の鑑賞意欲の低下につながるということを明らかにしている。さらに Yan ら[22]は、映画を対象コンテンツとして、コンテンツに対する視聴前の面白さの予測と実際の面白さにはギャップがあることを指摘し、コンテンツに関する興味や知識がない人であるほど、そのギャップは小さくなることを明らかにしている。また、同研究ではネタバレをしないときやストーリーの結果をネタバレしたときには予測しているよりも実際は面白かったと感じ、ストーリーの過程をネタバレしたときには予測しているよりも実際は面白くなかったと感じることを実験により明らかにしている。Johnson ら[23]は、研究ごとにネタバレの影響が異なる理由を視聴者の人物特性によってネタバレの影響が異なるためであると仮定し、映画やテレビ番組を対象に認知科学的視点からどのような視聴者にネタバレの影響があるのかを調査している。その結果、認知科学的に NFA（感情の変動に対する欲求）が高い人は、ネタバレによって視聴意欲が低下することを明らかにしている。Perks ら[24][25]は、インターネット上のアンケートでテレビ番組のネタバレに対する意識調査を行い、約半数の人はネタバレ情報を見るようにしており、ネタバレによりコンテンツへの誘導が可能であることを示唆している。テレビ番組に対するネタバレの行為者の行動要因を調査した Meimaridis らの研究[26]では、あまり対象の番組の情報が入手できないような地域では、ネタバレが知識交換などコミュニケーションの促進につながっており、ネタバレの行為者が善意を持ってネタバレをしていることを確認している。また、Benton らの研究[27]では、テレビ番組に対する SNS 上の投稿が視聴者間のコミュニケーションを促進するが、放送時差がある他の地域では反応が異なり、ネタバレの影響を考慮する必要があることを示唆している。さらに、Goode ら[28]は、視聴覚コンテンツに限らず、熱気球体験やラフティング体験などの体験消費も口コミのネタバレによって減少することを明らかにしている。

このように、ネタバレの影響はコンテンツの種類や実験状況の違いで様々な研究結果が報告されており、現在も議論が尽きない。ここで、スポーツへのネタバレの影響については、すでに我々の研究[4][5]において、ネタバレが視聴者の試合に対する緊張感や一喜一憂度合いを減少させてしまうことを明らかにしている。そのため、スポーツにおいてネタバレを防止することは重要であるといえる。

2.2. ネタバレの防止に関する研究

ネタバレに類する情報を遮断する研究としては、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いる。岩井ら[29]は機械学習の手法を用いてレビュー文のあらすじを分類・発見し、非表示にして提示することで、ストーリーに関する記述を読みたくない視聴者でもレビューを閲覧できる手法を提案している。また Ikeda ら[30]も、ストーリーコンテンツに対するレビュー文にあらすじが含まれてしまうことを問題としており、機械学習の手法を用いてあらすじを除去している。さらに Pang ら[31]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であるのかを機械学習の手法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[32][33]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[34]は、LDA[10]に基づいた新たな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[35]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、コンテンツの内容に触れているものはすべてネタバレであるとしているが、本論文では、コミュニケーションを遮断しないことを重視しており、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。

ウェブコンテンツ全般を対象としたものとして、Nakamura ら[36]は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として、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、動画コンテンツに対するネタバレ防止の研究として、田中ら[37]はニコニコ動画などのコメント機能付動画共有サービスにおいてネタバレとなるコメントを検知する手法を提案している。同研究では、ニコニコ動画においてネタバレとなるコメントが動画視聴中に流れてきてしまうことを問題としており、単語バースト（特定の単語の数の短期的な増加）をネタバレの判断に利用することでネタバレコメントを検知している。Twitter のような SNS でのネタバレを問題視した研究として、田島ら[38]はテレビアニメのようなストーリーコンテンツにおいて、放送時間差によって SNS 上でネタバレをされてしまうことを問題としており、致命的なネタバレとなる「生死」「勝敗」などのトピックに対し、機械学習と独自の手法を組み合わせることでネタバレを判定する可能性について明らかにしている。同じく SNS 上でのネタバレを問題視した研究として、

Golbeck[39]はテレビ番組に対して、放送時間差による Twitter 上のネタバレの投稿を判定する手法を提案している。Golbeck は対象コンテンツに対するあらゆる投稿を遮断することによって、ネタバレの遮断率を 100%にすることを目指している。さらに、Jeon ら[8][9]は Twitter 上での投稿に対して、ネタバレの投稿には「固有表現」「頻繁に使用される動詞」「時制」などに特徴があることに注目し、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。Jeon らはこの手法を用いて、「ダンシング・ウィズ・ザ・スターズ」というテレビ番組に関する投稿に対して実験を行うことで、キーワードマッチングや LDA[10]を用いた手法に比べて高い適合率でネタバレを検知可能とし、有用性を示している。また同研究では、スポーツ中継においても 1 試合のみに対して実験を行い、適用可能性を示している。しかし、ここでは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ことや、スポーツにおけるネタバレの定義が曖昧であること、スポーツの試合に対しては 1 試合しか実験を行っていないことなど、スポーツのネタバレ判定については不十分な点がいくつかある。本論文ではスポーツに特化したネタバレ判定手法を提案し、スポーツにおいて、SNS 上のネタバレを高精度に判定可能とすることを旨とする。

本論文と同じくスポーツのネタバレを問題視した研究として、Nakamura ら[6][7]はテキスト情報の曖昧化処理によるネタバレ防止手法を 4 つ考案し、それらの手法を用いてウェブページのネタバレ情報を遮断する手法を提案している。しかし SNS においては、ユーザ間のコミュニケーションをいかに遮断せずに、ネタバレのみを遮断することができるのかという点が重要な要素であるため、本論文では、テキスト情報の曖昧化によって情報の錯乱を引き起こすのではなく、ネタバレのみを高精度に判定可能とすることで防止していく。また、中村ら[40]は 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を実装している。しかし、クライアントでの実装を行ったのみで、ネタバレの判定精度については議論されていない。本論文では、高精度にネタバレを判定することを目指しているため、提案手法の精度評価を行い、その有用性について検討している。

2.3. スポーツのダイジェスト生成に関する研究

インターネットの普及により、コンテンツが多様化してきている中で、コンテンツの内容を要約して短時間で把握できるダイジェストは有用であり、自動的にコンテンツの内容を抽出しダイジェストを生成することができれば、より多くのコンテンツを消費することができる。そのため、スポーツのダイジェスト生成についても様々な研究が行われている。

例えば、ダイジェストとして抽出する部分の決定に関して、岡本ら[41]は、教師付き学習プログラム C4.5 を利用して、その試合のもつストーリーをダイジェストで表現する手法を提案し、野球を対象としてシステムを実装している。さらに、そのシステムによって生成されたダイジェストが、人手によって作成されているテレビのダイジェスト放送と同等のも

のになっていたことを、実験により明らかにしている。また、黒田ら[42]は、一般に放送される野球映像において、試合の展開をわかりやすく伝えるための手段としてテロップが用いられていることを利用して、野球映像に表示されているテロップからシーンの識別を行っている。さらに、テロップに表示されている情報を解析し、適切に再配置することで、余分なシーンを排除し、時間を短縮したダイジェストを生成している。同様に田中ら[43]も、テロップ情報を用いて野球中継番組のダイジェストを自動生成している。同研究では、イベントの発生確率からシーンの重要度を算出し、重要なシーンのみをダイジェストに含む手法を提案している。野球に限らず様々なスポーツに適用できるような手法として、Tjondronegoroら[44]は、ホイッスルの音、観客の盛り上がり、テキスト情報の有無から重要なシーンを検出できる要約手法を提案している。また、Zhaoら[45]は、大抵のスポーツではリプレイシーンの前後にロゴショットが挿まれることを利用して、リプレイシーンを検出する手法を提案している。

一方、個人の趣味や嗜好を重視したダイジェスト生成に関して、橋本ら[46]は、テレビ受信端末で視聴者にあらかじめ好きな選手やチームを選択させておいて、映像から視聴者ごとの重要なシーンを動的に検索できるダイジェストを作成している。さらに橋本ら[47]は、ギリギリで入らなかったシュートのような不成功プレーの重要度を判定し、ダイジェストに反映できるような、ターニングポイント解析という概念を提案している。他にも、視聴者視点を反映したものとして、Miyamoriら[48]は、番組実況チャットに書き込まれる投稿を利用して、番組の盛り上がり場面や視聴者が注目した場面を抽出することで、シーンのランキング表示やダイジェスト生成などに視聴者の趣味や嗜好を適用できることを報告している。

これらのダイジェストに関連した観戦支援研究は、いずれも重要なシーンをどのように抽出するかを検討したものである。しかし、どの試合を視聴するかを検討材料として用いる場合、これらの研究で抽出されるようなシーンは、試合結果まで伝わってしまうような試合の決定的なシーンを含むため、視聴者はネタバレと感じてしまう可能性がある。本論文では、ネタバレしないダイジェストを生成することで、どの試合を視聴するかを検討材料として用いる場合にも使用可能なダイジェストを実現する。

第3章 提案手法

本論文では、スポーツにおける SNS 上のネタバレを防止するシステムを構築するための足がかりとして、ネタバレを高精度に判定する手法を提案し、有用性を検証していく。本章では、本論文で提案するネタバレ判定手法について詳細に述べる。また、実際にコンテンツに適用する場合のアプリケーションイメージや提案手法の適用が困難な例についても説明する。

3.1. 提案するネタバレ判定手法

スポーツとは、一定のルールのもとに個人やチームが競い合うコンテンツであり、競い合う以上、その結果として勝敗が存在する。サッカーやバスケットボールなど、特に世界的に人気のスポーツ[1]には、競技中も勝敗状態が動きながら進行するスポーツが多く、常に変化する勝敗に一喜一憂することが視聴者の楽しみの一つにもなっている。SNS 上の投稿においても、試合に一喜一憂しているような投稿を見かけることは珍しくなく、注目度の高いスポーツの試合では、味方が優勢になったら「キターーーーーー」や「よおおおおおおおおおし」、味方が劣勢になったら「マジか、、」や「あああああああああああああ」といった投稿が Twitter 上で散見される。ここで、スポーツでは、テレビ番組や小説、映画とは異なり、勝敗状態が存在していることが多いため、SNS 上での投稿内容も勝敗状態に左右されることが多い。例えば、味方が勝っていれば喜びや期待を表す投稿が飛び交い、負けていれば悔しさや絶望を表す投稿が飛び交っている。本論文では、こうしたスポーツの試合に関する投稿の性質が、ネタバレに関する投稿にも同様に表れるのではないかと考えた。このことより、勝敗状態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いう仮説を立てた。

ここで、これまでに SNS 上のスポーツの試合に関する投稿を高精度に判定する手法を検討している Jeon らの研究[8][9]において、機械学習の手法である SVM (Support Vector Machine) [49]によって高精度にネタバレ判定が可能であるということが明らかにされている。そこで、本論文では SVM のモデルの学習を勝敗状態別に行う手法を提案する。提案手法のイメージを図1に示す。

学習に使用する試合

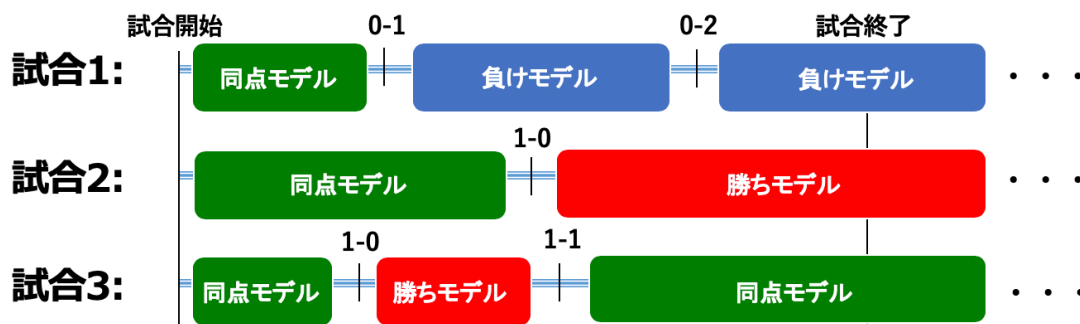


図1 提案手法のイメージ

通常の SVM では、モデルの学習に使う試合のすべての投稿を用いて1つのモデルを作成するが、提案手法では、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態を監視しておき、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。

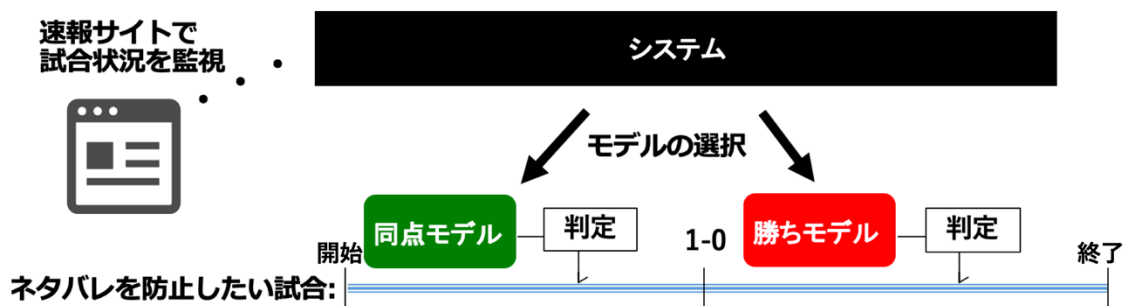


図2 システムイメージ

また、提案手法を適用したアプリケーションでは、投稿時点での勝敗状態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、同じ時間帯であっても、勝っている方のチーム（個人）の視点での投稿と負けている方のチーム（個人）の視点での

投稿が両方存在することが考えられるため、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場合が存在することを前提としている。

3.2. 手法の適用が困難な例

提案手法は試合中の勝敗状態に依存する手法であるため、得点情報などの明確な勝敗状態がない相撲や剣道、将棋などのスポーツには適用できない。また、勝敗ではなく順位変動によって試合が進行していくフィギュアスケートや体操、ゴルフなどのスポーツは勝敗の定義が決定しにくい（視聴者の期待度などに依存する）ため、適用が難しい。

また、ネタバレを防止したい試合以前の試合で、対象とするスポーツに関する投稿が少なく、十分な学習量が得られない場合、ネタバレ判定精度が大きく減少する可能性がある。さらに、試合の速報を参照できるような情報源が存在しない場合、勝ちモデル、負けモデル、同点モデルの3つのモデルを同時に適用させる必要がある。

第4章 ネットバレデータセットの構築

提案手法の妥当性の分析や、ネタバレ判定精度の評価を行うには、SNS 上のネタバレ投稿に関するデータが必要である。しかし、スポーツの試合に対する SNS 上の投稿に関しては、どういったツイートがネタバレになるのかといった確立された定義は存在しない。そこで本章では、スポーツの試合への Twitter 上の投稿（以下ツイート）に関するネタバレデータセットを構築し、試合中の勝敗状態に応じたネタバレツイートの特徴の有無など、実際にネタバレの特性を分析する。なお、ここでは特にツイートが多く集まるサッカー日本代表の試合を対象とする。

4.1. データセットの構築

スポーツの試合に対するツイートについて、どういったツイートがネタバレとなるのかを分析するため、ネタバレツイートに関するデータセットを構築する。ここでは、サッカーの試合についてのツイートを収集し、それぞれのツイートをネタバレか非ネタバレかに分類することで、ネタバレデータセットを構築した。

4.1.1. データの収集

サッカー日本代表の試合に対するツイートを収集した。収集した試合の情報を表 1 に示す。ここで、リアルタイムなコンテンツに対してツイートをする場合、ハッシュタグと呼ばれる検索・分類のためのテキストが付与される事がある。例えば、サッカーの日本代表の試合においては、「#daihyo」や「#JPN」などのハッシュタグが用いられている。ネタバレ対象のスポーツの試合に関するツイートに、対象スポーツに関するハッシュタグが付与されている場合は、そのハッシュタグを含むツイートをすべて遮断するだけでよいが、実際にその試合に関連しているのにハッシュタグなしでツイートされているものは多く、それらを遮断するためにはツイートの内容を分析する必要がある。

しかし、あるスポーツの試合に対するツイートをすべて集める場合、その時間にツイートされているすべてのツイートを集め、そこからスポーツの試合に関するものを選別する必要がある。しかし、選別における手間や精度の問題が生じるうえ、ツイートの内容を限定公開にしている視聴者のツイートは集めることができない。

そこで、本論文では同一の試合に対するハッシュタグ付きのツイートとハッシュタグなしのツイートは、ハッシュタグの有無に違いはあるものの、そのツイート内容に大きな差は存在しないと考え、収集効率を優先し、ハッシュタグ付きのツイートを収集することとした。ここでは、サッカーの日本代表の試合で一般的に用いられる、「#daihyo」や「#JPN」、

「#nadeshiko」のようなハッシュタグ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 Twitter Search API[50]を用いて収集した。なお、収集においては、試合開始から試合開始4時間後（試合終了後約2時間）までの間ツイートを収集した。

表1 収集した試合

試合名	スコア	開催日	ツイート数
FIFA 女子ワールドカップカナダ 2015 「日本代表 vs イングランド代表」	日本 - イングランド 2-1	2015/07/01	43,005
FIFA 女子ワールドカップカナダ 2015 「日本代表 vs アメリカ代表」	日本 - アメリカ 2-5	2015/07/05	231,245
EAFF 東アジアカップ 2015 「日本代表 vs 韓国代表」	日本 - 韓国 1-1	2015/08/05	14,315
EAFF 女子東アジアカップ 2015 「日本代表 vs 中国代表」	日本 - 中国 2-0	2015/08/08	5,121
EAFF 東アジアカップ 2015 「日本代表 vs 中国代表」	日本 - 中国 1-1	2015/08/09	17,484
FIFA ワールドカップロシア 2018 「日本代表 vs カンボジア代表」	日本 - カンボジア 3-0	2015/09/03	24,237
FIFA ワールドカップロシア 2018 「日本代表 vs アフガニスタン代表」	日本 - アフガニスタン 6-0	2015/09/08	25,060
国際親善試合 「日本代表 vs イラン代表」	日本 - イラン 1-1	2015/10/13	20,078
FIFA ワールドカップロシア 2018 「日本代表 vs シンガポール代表」	日本 - シンガポール 3-0	2015/11/12	31,623

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（リツイート機能を利用した場合、ツイ

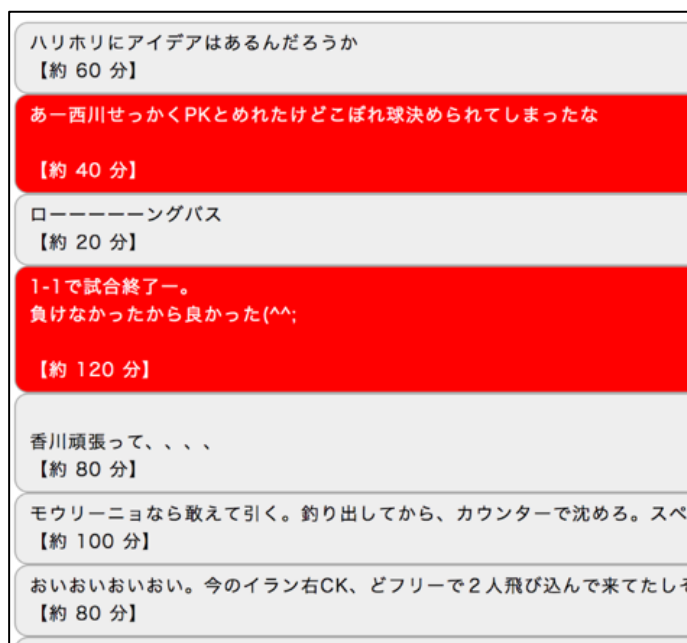
- ートのテキストデータの先頭に自動的に「RT」の文字が付与される)。これは元々のツイートと内容が重複するものであるため、正規表現により除去した。
3. 中身のないツイートを省くため、収集したツイートのうちハッシュタグのみのツイートを除去した。これについては、「#」という文字から連続した空白・改行以外の文字までを正規表現により判定し、それ以外の部分が空白および改行のみであった場合、そのツイートを除去した。
 4. スポーツのハッシュタグに対して URL を投稿しているツイートに試合とは無関係のスパムツイートが多かったため、「http://」もしくは「https://」を含むツイートを正規表現により判定し除去した。

4.1.2. データの分類

ツイートの収集後、ツイートをネタバレと非ネタバレに分類してもらうために、図 3 に示すウェブシステムを開発した。このシステムは、ページ上に提示されているツイートがネタバレだと感じたらそれをクリックすることでネタバレに分類され、クリックされていないままであれば非ネタバレに分類される。また、ツイートからネタバレを感じるタイミングとして、独立したツイート（連続投稿によるツイートの組み合わせではない、単発のツイート）の内容にネタバレを感じたとき以外にも、「香川打て！」と「ナイス!!!」が連続して投稿されていたときや、「ゴ」「ー」「ル」が連続して投稿されていたとき、急にその試合に対するツイート数が増えていたときなども考えられるが、分類時の提示方法や判断基準が複雑かつ困難になることを考慮し、本論文では独立したツイートをネタバレ判断基準とし、これ以降の分析や実験も独立したツイートに対するものとする。なお、ツイートすべてを分類する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 1,000 件とした。ここで、1 試合ずつ提示してしまうと、試合の詳細情報を知っている人が分類をする場合に、1 つのツイートから試合の前後関係や内容が鮮明に伝わってしまう恐れがある。例えば、香川選手が得点を決めた試合を分類してもらおうと仮定して、「2018W 杯予選日本 vs シンガポール戦開始!」のような、対象としている試合が把握できてしまうツイートをその試合の結果を知っている人が見てしまうと、「かがわー」といった、試合の詳細を知らない人はネタバレとは言い難いツイートまでネタバレと判断してしまう可能性がある。これは、実際に録画視聴を楽しみにしている視聴者を想定した場合、視聴者は試合の事前情報を知ることであっても、試合内容までは知ることにはないはずであるので好ましくない。そこで、9 試合を 3 試合ずつまとめて、ランダムに提示することとした。したがって、合計 3,000 件のツイートが 3 グループできることになる。



(a) 全体



(b) 拡大

図3 開発したウェブシステム

また、視聴者は試合開始からのある程度の経過時間については、視聴していなくとも把握することができる。このことから、試合の経過時間次第では、同一のツイートであっても、それがネタバレになる場合とならない場合があると考えられる。その例として、「守備固め

てもしょうがない、攻めていこう」というツイートがあったとすると、これが試合開始時点であれば、単なる意気込みと捉える視聴者が多いと推測されるが、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うえでの投稿と捉える視聴者が多いと推測され、ネタバレの判断に影響を及ぼすと考えた。そこで、ツイートは時間順ではなくランダムに提示され、各ツイートの下には、そのツイートがされた試合開始からのおおよそ（10分刻み）の経過時間を表示した。例えば、ツイートの下に「【約 60 分】」と表示されていたら試合開始後56分から65分までのツイートとなっている。また、おおよその時間にした理由は、実際に録画視聴を楽しみにしている視聴者を想定した場合に、視聴者は細かな時間までは知り得ないという点を考慮したためである。このようにして、データセット構築者はツイートの内容と試合の経過時間の2つの要素を考慮して、そのツイートがネタバレになるかを判断していく。

ウェブシステムにアクセスすると、1ページごとに50件ずつツイートが表示される。また、1グループあたり60ページの分量となっている。さらに、図3(b)のようにクリックすると背景色が赤に変わり、選択済みであることを示す。なお、データセット構築者は、1グループにつき5人で、サッカー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歳の大学生とした。

4.2. データセットの分析

データセット構築結果の一部を表2に、ツイートをネタバレと判断した実験協力者の人数（ネタバレ一致人数）ごとのツイート数とその割合（一致率）を表3にそれぞれ示す。5人全員がネタバレと判断したツイートは、「完勝だな！これで首位」「試合終了。イラン 1-1 日本」といった、最終的な試合結果を述べているものが多かった。これは、試合の最終的な結果は誰もがネタバレと感じているためだと考えられる。3人および4人がネタバレと判断したツイートは、「西川よく止めた！先制点取られたのは悔しいけど、めっちゃかっこよかった！」「原口の仕掛けから香川の先制ゴール！1vs0」といった、ゴールなどの試合が動いたことを述べているものが多かった。これは、試合の最終的な結果のみを重要と考え、それ以外の重要な場面をネタバレと考えない視聴者も一定数存在することを表している。また、1人および2人のみネタバレと判断したツイートは、「吉田、あまりに不用意な反則。しかも選手は決められるもんと決めつけてこぼれ球に反応できない失態。ひどすぎる。」といった、間接的に得点が決められたことを述べているものや、「あのウサミンのシュートはセンスを感じる。」といった、重要度がそこまで高くはない場面について述べたものが多かった。これは、ツイートを熟読する度合いや対象スポーツへの精通度合い、また、ネタバレへの敏感度合いが視聴者によって異なるためだと考えられる。なお、0人がネタバレと判断したツイート（誰もネタバレと判断しなかったツイート）は、「ハ ril ホジッチ笑顔」といった試合内容とは関係のないものや、「岡崎頑張れー！」といった単純な応援メッセージ、

「本田からだはってる w けがしないだね。」といった重要度が低い場面について述べたものなど様々なツイートが存在した。

表2 データセット構築結果の一部

ツイート	経過時間	分類
おおお！香川がゴール！！	20	ネタバレ
既に2失点(´Д`)	0	ネタバレ
さあキックオフ	0	非ネタバレ
ぬーんやはりパスミスは駄目だわ	20	非ネタバレ

表3 ネットバレツイート一致率

ネタバレ一致人数 (人)	ツイート数 (件)	一致率 (%)	ネタバレ内一致率 (%)
5	351	3.90	14.03
4	680	7.56	27.18
3	620	6.89	24.78
2	217	2.41	8.67
1	634	7.04	25.34
0	6,498	72.20	-

また、これ以降、過半数がネタバレとしたツイートがネタバレとして正解のツイートだと考え、3人以上がネタバレと判定したものをネタバレツイートとして分析を行っていく。ここでは、分類したツイート9,000件のうち、ネタバレツイートは1,651件ということになった。

ネタバレツイートはどの試合も共通して、「○-○」「勝つ」「○点」など、特定のパターン記述や単語が含まれているものが多かった。また、特定のパターン記述や単語の内容は、前章で立てた仮説の通り、勝っているときは「キター」「嬉しい」、負けているときは「悔しい」「最悪だ」など、試合中の勝敗状態によって異なっていた。

そこで、実際に試合中の勝敗状態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 値[51])が高かった単語上位10件を表4に示す。なお、単語分割にはMeCab[52]を用い、1文字の連続した名詞は連結(「憲」「剛」を「憲剛」, 「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」「-」「ー」「ー」「!」「!」「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[29]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4 勝敗状態別ネタバレ頻出単語

勝ち		負け		同点	
単語	TF-IDF	単語	TF-IDF	単語	TF-IDF
[選手]	0.742	[選手]	0.531	[選手]	0.627
[チーム]	0.422	[チーム]	0.475	[チーム]	0.552
ゴール	0.261	先制	0.238	ゴール	0.226
[数字]点目	0.173	失点	0.238	同点	0.201
[数字]点	0.131	止める	0.224	試合	0.151
[数字]	0.117	後半	0.112	[数字]-[数字]	0.136
勝つ	0.106	取る	0.112	終了	0.125
試合	0.099	すぎる	0.112	代表	0.110
点	0.095	られる	0.112	前半	0.105
先制	0.083	最後	0.098	引き分け	0.100

表4より試合中の勝敗状態別で見ると、負けている時間帯の頻出単語は「[選手]」「[チーム]」「先制」という単語以外、勝っている時間帯や同点である時間帯と異なっていた。また、勝っている時間帯と同点の時間帯についても、「[選手]」「[チーム]」「ゴール」「試合」という単語以外は異なっていた。勝っている時間帯では「勝つ」、同点の時間帯では「同点」のような、試合中の勝敗状態を直接表すような単語が頻出していた。さらに、勝っている時間帯では「[数字]点目」「[数字]点」「点」のような得点に関する単語、同点である時間帯では「[数字]-[数字]」のようなスコア情報に関する単語、負けている時間帯では「失点」のような失点に関する単語が頻出しており、勝敗状態によってネタバレ内容が異なっていることが示唆された。

第5章 ネットバレ判定実験

ネタバレデータセットを分析した結果、試合中の勝敗状態で大きく単語内容が異なり、提案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、提案手法の有効性を検証する。

5.1. 実験手順

実験を行うアルゴリズムについては、提案手法に加え、中村ら[40]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と、Jeon ら[8][9]の実験で高精度であった SVM 手法の 2 手法をベースラインとして用意した。また、データセットの 9,000 件のデータのうちネタバレ件数が 1,651 件とネタバレツイートの数が少なく、機械学習を用いた手法において学習に偏りが出てしまう可能性があるため、アンダーサンプリング (非ネタバレツイートからネタバレツイートと同じ 1,651 件のツイートのみを任意に抽出) を行って合計 3,302 件になるようにデータ量を調整した。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する。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) [53]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う。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。

- 提案手法：

SVM のモデルの作成において試合状況を考慮し、日本代表が勝っている時間帯のツイート、負けている時間帯のツイート、同点の時間帯のツイートの学習および判定を分離して行う。具体的には、3,302 件のツイートを、1,706 件の勝っている時間帯のツイート、870 件の負けている時間帯のツイート、726 件の同点の時間帯のツイートに分離し、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。

評価指標については、3つの手法を適合率、再現率、F値で比較する。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。

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

5.2. 結果

パターンマッチ手法、SVM手法、提案手法それぞれの適合率、再現率、F値を表5に示す。

表5に示すように、F値は提案手法が他の手法よりも高い結果となった。また、適合率は提案手法が最も高いが、再現率はパターンマッチ手法が最も高い結果となった。

表5 手法ごとのネタバレ判定結果

	適合率	再現率	F 値
パターンマッチ	0.270	0.668	0.372
SVM	0.617	0.601	0.598
提案手法	0.698	0.565	0.611

5.3. 考察

提案手法のF値が最も高く、特に適合率が他の手法よりも優れているという結果となった。パターンマッチ手法よりもSVM手法や提案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「芝が走らないから香川のパスミスが怖い」のようなツイートで、「香川（[[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、「ゴール」などといった単語が同時に存在するなど、単語の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手法よりも提案手法の適合率が優れていたのは、SVM手法で間違っして学習されてしまっていたツイートが、勝敗状態別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、勝っている時間帯の「久しぶりにスッキリした」「久しぶりの快勝劇を見た。」といったツイートが正しく判定可能となっていたが、これはSVM手法では、試合開始時点の同点である時間帯における「トップ下香川久しぶりかな?」「ものすごい久しぶりに代表戦観てる~!!」といったツイートによって、「久しぶり」という単語が非ネタバレ

として学習されてしまうが、提案手法では学習されなかったためだと考えられる。

それに対して、再現率はSVM手法の方が提案手法よりも優れていた。これは、提案手法では勝敗状態によって学習するデータも3つに分割するため、単純にSVM手法よりも学習データが少なくなったことが原因だと考えられる。実際に、SVM手法では正しくネタバレと判断できていた、勝っている時間帯での「森重押し込んだっ」や「押し込んだあああああ」といったツイートが、提案手法では非ネタバレと判断されてしまっていたが、これは「押し込む」という単語が学習データでは同点の時間帯のツイートでしか存在しなかったため、提案手法の勝ちモデルではネタバレとして学習されなかったことが原因だと考えられる。そのため、提案手法については、SVM手法と比較した際には、学習データが必ず少なくなることが精度低下の原因になっていると考えられるが、学習データの試合数を増やすことで再現率が改善され、さらにF値が向上する可能性がある。また、再現率についてはパターンマッチ手法が最も優れていたが、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。

結果として3つの手法いずれもF値がそこまで高くならなかった。これは、構築したデータセットにおいて、人によってネタバレの判断基準が異なっていたことや、同じ人の中でもシーンやそのときの感情によって判断基準が変化したことにより、ネタバレ判定が複雑になりすぎていたためだと考えられる。実際、1ツイートあたり5人に分類してもらったため、同じ判断基準の中でどれだけ内容が伝わってしまうか（最終結果がわかってしまうものに対してネタバレを感じるとして、そのツイートは最終結果が伝わってしまうようなツイートなのか）は、過半数の判断を正解としたときに、明確に分類することができたが、ネタバレの判断基準自体（最終結果がわかってしまうもののみに対してネタバレを感じるのか、試合内容について少しでもわかってしまうものに対してもネタバレを感じるのか）は、過半数の判断を正解としたときに、分類が複雑になってしまっていた。例えば、得点をしたことが伝わってしまうようなツイートでも、「気持ちを切り替えるきっかけにはなるゴールだ」は過半数が非ネタバレとしていたが、「はいったあああああああああああああああああああああ」は過半数がネタバレとしていた。また、選手の容姿やピッチコンディションなど、あまり重要でない試合の情報に対しては非ネタバレとする人が多かったが、「長友足つってるw」など、過半数がネタバレとしたツイートもいくつか存在していた。そのため、スポーツのネタバレについてデータセットを構築する場合には、ネタバレの判断基準ごとに問題を分解して考える必要がある。したがって、あらかじめネタバレ判断基準を固定しておき、その判断基準ごとにデータセットを構築し、分析やネタバレ判定を行っていく必要があると考えられる。

第6章 ネタバレの基準を固定したデータセットの構築

これまでの章では、データセットの構築についてツイートのネタバレの基準を明確にしていなかったため、ネタバレ判定精度があまり高くはなく、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ことが示唆された。そこで本章では、「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」がより危険なネタバレだと考え、ネタバレの判断基準を「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」に固定したデータセットを構築し、改めてネタバレツイートの特性の分析を行う。

6.1. データセットの構築

第4章で構築したデータセットはツイートがネタバレであるのか否かを決定する際、「このツイートはネタバレですか?」と、直接問うようなシステムを開発していた。しかし、試合についてほんの些細な情報でもネタバレであると感じてしまう人や、得点などの重要なイベントが伝わってしまうような情報でも全くネタバレであると感じない人など、人による差が大きく分析が複雑になりすぎてしまった。そこで、本章では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4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、これまでと同様に、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。なお、視聴者は細かな時間までは知り得ないという点を考慮し、以前は10分間隔で時間を提示していたが、試合開始の時間がわかれば1分間隔でも認識可能であるというフィードバックをデータセット構築者から得たため、ここでは試合開始からの経過時間を1分間隔で表示した。



図4 開発したウェブシステム

提示するツイートは、第4章と同様の試合（表1）のツイートを用いて、1試合につき任意の1,000件とし、9試合分のツイートをランダムに提示した。また、以前はデータセット構築者の1人あたりの評価件数を固定して評価をしてもらったが、ここでは、より多様な人に評価をってもらうため、また、構築者1人あたりの負担を減らすため、1人あたりの評価件数を固定せずに評価をもらい、1ツイートあたりの評価件数が5人以上になるまで行ってもらう形式を採った。システムは、1回のアクセスで9,000件のツイート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100件のツイートを提示し、ラベル付けを行ってもらうものとした。提示可能なツイートが100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ってもらい、データセットを構築した。データセットの構築にあたり、サッカーの試合観戦に興味があり、Twitterを普段から利用している19歳から22歳の大学生17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、合計45,174件のデータを収集することができた。

6.2. データセットの分析

構築したデータセットの内容について分析する。まず、構築したデータセットについて、試合開始からの時間経過に伴う平均確信度の推移を図5、平均確信度別のツイート例を表6

にそれぞれ示す。

図5に示したように、時間経過とともに平均確信度が高くなっていった。これは、その時点での試合状況を述べるツイートが多く、試合がそれから動く可能性が時間経過とともに低くなるためだと考えられる。一方、表6を見ると、経過時間以外にも「前半終了 シンガポール0-2日本」「アメリカ3点目」といったツイートのように、対戦国が明確に示されていたり、点差が大きいことがわかったりするものは確信度が高くなっていった。これは、見る人の性格やサッカーへの精通度合いによっては、試合結果を推測できてしまうためだと考えられる。平均確信度が50を超えると「よかった。ほんとよかった。香川とか岡崎とか原口とか酒井とか。」といったツイートのように、途中経過ではなく、試合結果が汲み取れてしまうものも見られた。また、平均確信度が70を超えると、直接試合結果を述べているツイートも多く見られ、さらに、平均確信度が80を超えるとスコア情報に関するツイートが多く見られた。試合結果について言及しているにも関わらず確信度がそこまで高くないツイートも多かったが、これは、経過時間が試合終了したのかどちらともいえない時間であり、まだ試合が動く可能性があると考えていたためだと推測される。また、人によってはツイート内容を鵜呑みにしない人がいるためだと考えられる。

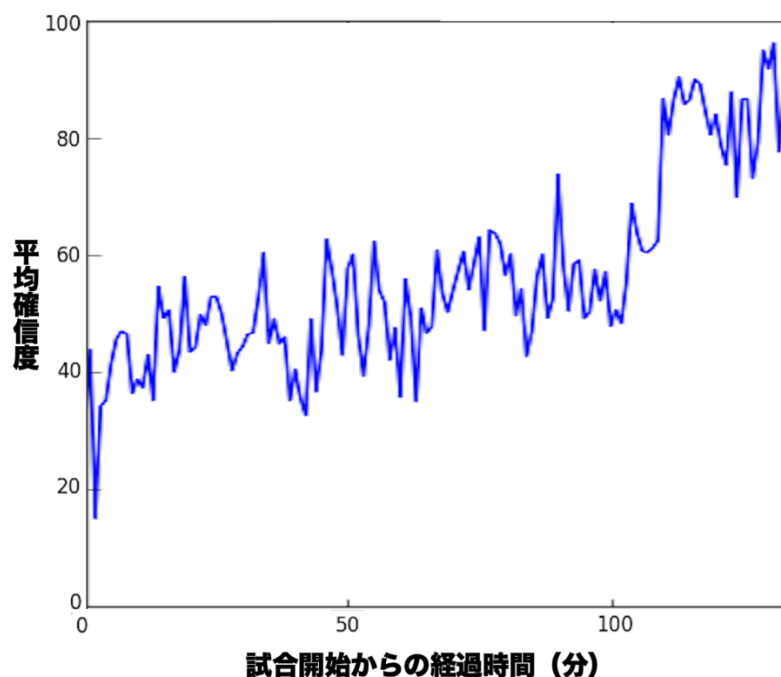


図5 時間経過に伴う平均確信度の推移 (9試合平均)

表6 平均確信度別ツイート例

平均確信度	ツイート	経過時間
0~9	おいしいー	41
	柏木うめえ	31
10~19	長かった。ここから。	29
	あと3分	112
20~29	香川先制点!	9
	森重ごーる	34
30~39	1-0で前半終了。	48
	あと2点ぐらい入ったなあ	51
40~49	アメリカ3点目	14
	ロスタイムに得点されて負けるパターンだろコレ(ー__ー;)	112
50~59	前半終了 シンガポール0-2日本	46
	よかった。ほんとよかった。香川とか岡崎とか原口とか酒井とか。	116
60~69	もうゴールしても喜ばなくなった。	78
	【後半35分経過】日本 1 × 1 イラン	98
70~79	勝った勝った	112
	引き分けか…。	114
80~89	5点目きたあああああ	77
	イラン1-1日本	113
90~100	試合終了 1-1 引き分け	113
	3-0か～。あと2点くらい欲しかったな。	120

ここで、人による確信度の違いを確認するため、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ごとのツイート数とその割合(一致率)を表7に示す。表7を見ると、確信度50以上の人数が1人や2人のツイートが多く、同じツイートでも人によって確信度の判断が異なっていることがわかる。これは、「このまま押し込んで20本ぐらいシュート打ってれば点入るだろ(棒)や「2点目!!」のように、試合展開の優劣や試合の途中経過がわかるものに対する試合結果への影響の判断や、「まあ70点。」のように、ツイートの意図が読み取りにくいものに対する反応の敏感さが人によって異なるためだと考えられる。

平均確信度別の分析から、平均確信度が50以上のツイートは、その時点での試合状況だけでなく、試合結果も汲み取れてしまうものが多く、致命的なネタバレになり得ると考えた。実際、平均確信度が50以上のツイートには「ゴール」「勝つ」「試合終了」など、単語自体に重要なイベントや試合結果が特定できるようなものが多かった。以上の分析結果か

ら、これ以降、平均確信度が50以上のツイートがネタバレとして正解のツイートだと考え、ネタバレツイートとして分析していく。ここでは、分類したツイート9,000件のうち、ネタバレツイートは806件であった。

表7 確信度50以上のツイート一致率

確信度50以上の人数(人)	ツイート数(件)	一致率(%)
6	3	0.03
5	257	2.86
4	354	3.93
3	433	4.81
2	734	8.16
1	1,750	19.44
0	5,469	60.77

また、以前のデータセットと同様に、日本代表が勝っているとき（最終的に勝ったとき含む）は「キター」「嬉しい」、負けているとき（最終的に負けたとき含む）は「悔しい」「最悪だ」など、勝敗状態によって内容が異なっていた。そこで、本章でも実際に勝敗状態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、TF-IDF値が高かった単語上位10件を表8に示す。なお、単語分割や固有名詞等の正規化、品詞の選定は以前のデータセットのときと同様に行った。

表8 勝敗状態別ネタバレ頻出単語（基準固定データセット）

勝ち		負け		同点	
単語	TF-IDF	単語	TF-IDF	単語	TF-IDF
[チーム]	0.706	[チーム]	0.805	[チーム]	0.831
[選手]	0.596	[選手]	0.302	[選手]	0.234
勝つ	0.129	準優勝	0.206	引き分け	0.192
勝利	0.126	する	0.159	試合終了	0.192
する	0.124	おめでとう	0.159	最下位	0.146
前半	0.086	お疲れ様	0.124	勝てる	0.123
後半	0.082	決勝	0.113	draw	0.100
ゴール	0.078	失点	0.096	お疲れ様	0.100
代表	0.071	w杯	0.080	後半	0.091
試合	0.069	ある	0.075	試合	0.091

表 8 より、チーム名と選手名以外はすべての時間帯に共通する単語は存在しなかった。時間帯ごとに見ると、勝っている時間帯では「勝つ」「勝利」のような試合結果を直接表す単語、「前半」「後半」のような試合の経過を表す単語、「ゴール」のような試合状況の変化を表す単語が頻出していた。負けている時間帯では、「おめでとう」「お疲れ様」のような選手への労いを表す単語や「失点」のような試合状況の変化を表す単語が頻出していた。同点の時間帯では「引き分け」のような試合結果を直接表す単語、「後半」「試合終了」のような試合の経過を表す単語、「お疲れ様」のような選手への労いを表す単語が頻出していた。分析の結果、以前のデータセットと同様に勝敗状態によって特徴的な単語が異なることが示唆された。

第7章 ネタバレの基準を固定した判定実験

本章では、前章で構築したデータセットを用いて改めてネタバレ判定実験を行い、ネタバレの基準を「試合の最終結果が高い確信度で予測できてしまう投稿」に固定した場合の判定精度を検証する。改めてネタバレ判定実験を行うことで、より危険なネタバレをどの程度の精度で判定可能であるのか、ネタバレ基準を固定した意義はあったのかについて議論する。

7.1. 実験手順

実験を行うアルゴリズムについては、第5章と同様の手法を用いた。また、アンダーサンプリングを行ってデータ量を調整した結果、データ量は1,612件となった。なお、評価指標についても、第5章と同様の指標を用いた。

7.2. 結果

パターンマッチ手法、SVM手法、提案手法それぞれの適合率、再現率、F値を表9に示す。

表9に示すように、F値は提案手法が他の手法よりも高い結果となった。また、適合率は提案手法が最も高いが、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、適合率、再現率、F値ともに以前のデータセットでの結果（表5）よりも大きく上昇した。

表9 手法ごとのネタバレ判定結果（基準固定データセット）

	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
提案手法	0.831	0.880	0.852

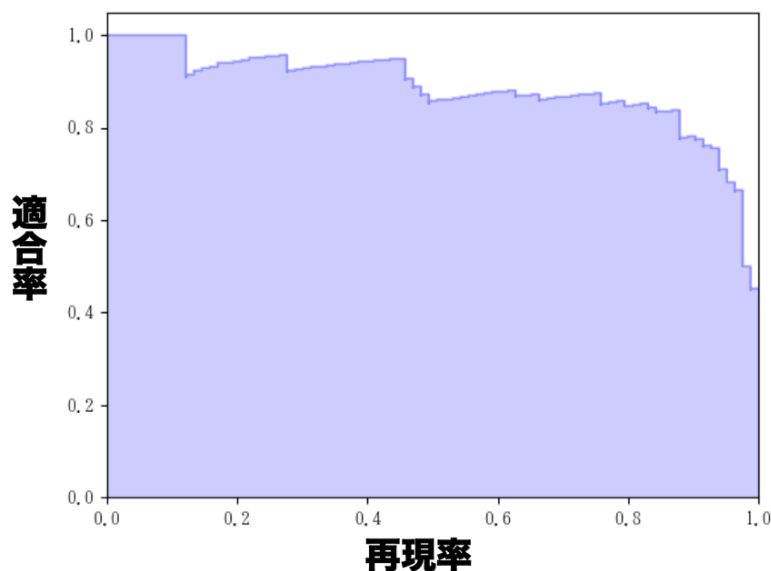
7.3. 考察

まず、ネタバレ判定の結果、提案手法の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。これは、以前のデータセットでの判定結果と同様に、試合中の勝敗状態を考慮することによって、学習におけるノイズが軽減され、適合率が上昇したためだと考えられる。

また、どの手法も以前のデータセットでの判定結果（表5）よりも大きくF値が上昇していた。これは、ネタバレ判断基準を固定したことによって、ネタバレのパターンが少なくな

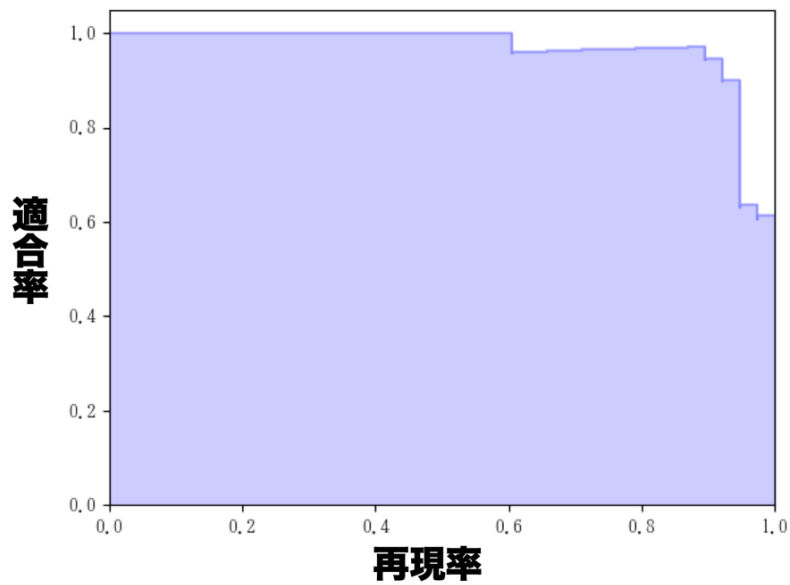
り、システムがネタバレを判定しやすくなったためだと考えられる。こうした結果から、ネタバレについてデータセットを構築したり判定や分類をしたりする場合には、ネタバレ判断基準の多様性を考慮し、ある一定の単位でネタバレ判断基準を分解してから行っていく必要があることが示唆された。

ここで、これまでも述べてきたように、スポーツにおける SNS 上のネタバレを防止していく場合、いかにコミュニケーションを遮断せずにネタバレのみを遮断するかが重要であるため、適合率（コミュニケーションの非遮断率に相当）と再現率（ネタバレの遮断率に相当）の両立をすること、つまり、F 値を高くすることが重要であるが、非ネタバレの投稿が 1 つ遮断されてしまうことよりも、ネタバレの投稿が 1 つでも目に入ってしまうことの方が視聴者（遮断希望者）に対する影響が大きいと考えられる。そこで、再現率を重視した場合にどの程度適合率が落ちてしまうのかについても調査した。提案手法における適合率と再現率の推移（PR 曲線）を図 6 に示す。図 6 を見ると、再現率 1.0 を維持したい場合、適合率が負けモデルや同点モデルでは 0.6、勝ちモデルでは 0.4 近くまで落ちてしまう結果となった。そのため、徹底的にネタバレを排除したい場合など極端に再現率が重視される場合には、提案手法よりもパターンマッチ手法など高い再現率でネタバレを判定できる手法を用いる必要がある（ただし、負けモデルや同点モデルはパターンマッチ手法と同等の適合率を維持できていた）。

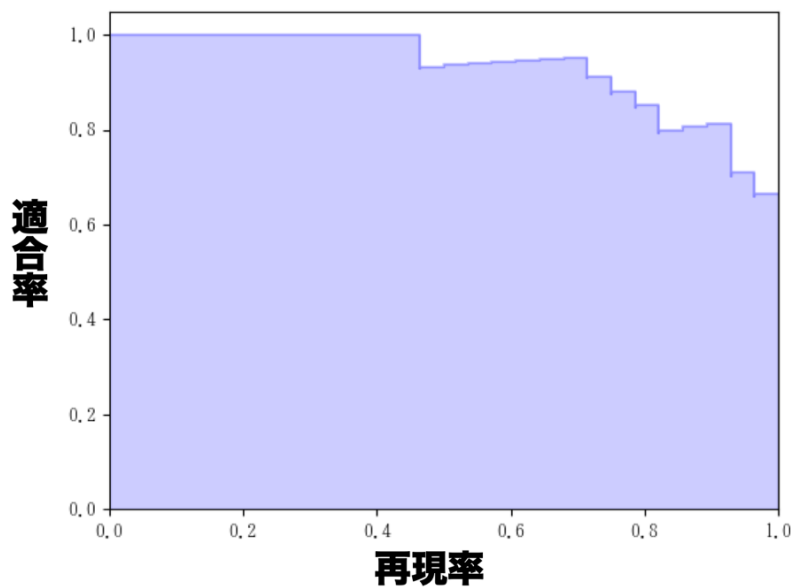


(a) 勝ちモデル

図 6 適合率と再現率の推移



(b) 負けモデル



(c) 同点モデル

図6 適合率と再現率の推移 (続き)

第8章 様々なツイートへの適用

本章では、サッカー以外にも SNS 上でネタバレされる可能性のあるスポーツや日常会話を含むツイートに対してネタバレ判定実験を行い、提案手法の適用範囲について検討する。

8.1. サッカー以外へのスポーツへの適用

これまで、サッカーの試合に関するツイートのデータセットを用いてネタバレ判定を行ってきた。しかし、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、試合の進行状態から遅れたタイミング（ターンが切り替わるタイミングなど）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、勝敗状態の判断基準がサッカーとは異なる。そこで、これらのスポーツにも提案手法が適用可能かどうかの検証を行う。ここでは、これらのスポーツのうち、ツイート数が多く収集できる試合を一定数確保でき、実験可能であると判断した、野球とバレーボールについてそれぞれデータセットを構築し、ネタバレ判定実験を行った。

8.1.1. データセットの構築と分析

野球とバレーボールのツイートに関するデータセットを構築するため、まずそれぞれのスポーツの試合に対するツイートを Twitter Search API を利用して収集した。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。収集した試合の情報を表 10, 11 に示す。

表 10 収集した試合（野球）

試合名	スコア	開催日	ツイート数
世界野球 WBSC プレミア 12 「日本代表 vs ベネズエラ代表」	日本 - ベネズエラ 6 - 5	2015/11/15	17,094
世界野球 WBSC プレミア 12 「日本代表 vs 韓国代表」	日本 - 韓国 3 - 4	2015/11/19	24,293
世界野球 WBSC プレミア 12 「日本代表 vs メキシコ代表」	日本 - メキシコ 11 - 1	2015/11/21	4,161

表 11 収集した試合 (バレーボール)

試合名	スコア	開催日	ツイート数
2015FIVB ワールドカップ男子大会 「日本代表 vs エジプト代表」	日本 - エジプト 3-2	2015/09/08	1,159
2015FIVB ワールドカップ男子大会 「日本代表 vs ポーランド代表」	日本 - ポーランド 1-3	2015/09/22	1,057
2015FIVB ワールドカップ男子大会 「日本代表 vs ロシア代表」	日本 - ロシア 2-3	2015/09/23	1,642

また、ツイートの分類については、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、第6章と同様のウェブシステム (図4) を用いて行った。なお、提示するツイートは1試合につき任意の1,000件とし、野球、バレーボールそれぞれのスポーツにおいて、3試合分のツイートをランダムに提示した。データセットの構築にあたっては、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15,140件、バレーボールでは合計15,010件のラベル付データを収集することができた。

データセット構築後、第6章と同様に平均確信度が50以上のツイートをネタバレツイートとしてネタバレツイートに関する分析を行った。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ごとのツイート数とその割合 (一致率) を表12, 13に示す。また、勝敗状態別にTF-IDF値が高かった単語上位10件を表14, 15に示す。

表12, 13を見ると、確信度50以上の人数が1人や2人のツイートが多く、サッカーと同じく野球やバレーボールに関しても、同じツイートに対する確信度の判断が人によって異なっていた。

また、表14, 15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、その時点での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態ごとにネタバレ内容が異なり、提案手法の妥当性が示唆された。さらに、スポーツごとに見ると、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。

表 12 確信度 50 以上のツイート一致率 (野球)

確信度 50 以上の人数 (人)	ツイート数 (件)	一致率 (%)
6	9	0.30
5	295	9.83
4	270	9.00
3	387	12.90
2	577	19.23
1	674	22.47
0	788	26.27

表 13 確信度 50 以上のツイート一致率 (バレーボール)

確信度 50 以上の人数 (人)	ツイート数 (件)	一致率 (%)
6	1	0.03
5	175	5.83
4	83	2.77
3	166	5.53
2	418	13.93
1	1,143	38.10
0	1,014	33.80

表 14 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	0.115
ホームラン	0.075	継投	0.066	逆転	0.115
おめでとう	0.068	逆転負け	0.066	このまま	0.115
逆転	0.060	試合	0.066	決める	0.115
[数字]ラン	0.056	残念	0.058	収める	0.058
全勝	0.049	野球	0.053	好ゲーム	0.058

表 15 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	0.218
おめでとう	0.329	頑張る	0.179	男子	0.218
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	0.115
明日	0.121	負ける	0.148	カッコいい	0.115
バレー	0.121	セット	0.143	後半	0.115

8.1.2. 判定実験

サッカー以外のスポーツにおける提案手法の有効性を検証するため、構築したデータセットを用いてネタバレ判定実験を行った。実験を行うアルゴリズムについては、第5章と同様の手法を用いた。ここで、バレーボールはセット内の勝敗状態とセット取得個数の勝敗状態が異なる場合が存在するため、勝敗状態の定義が難しい。ここでは、データセット内容を分析した結果、試合全体に対するツイートよりもセット内の短い区間の優勢劣勢に関するツイートが多いと判断し、セット内の勝敗状態を参照してモデルを切り替えた。セット間や試合終了後の勝敗状態については、直前のセットの勝敗状態を参照した。また、アンダーサンプリングを行ってデータ量を調整した結果、実験に用いるツイートは野球では合計1,500件、バレーボールでは合計612件になった。なお、評価指標についても、第5章と同様の指標を用いた。野球、バレーボールそれぞれのネタバレ判定結果を表16、17に示す。

表 16 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
提案手法	0.899	0.798	0.825

表 17 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
提案手法	0.939	0.868	0.900

表 16, 17 に示すように、サッカーと同じく、野球、バレーボールともに F 値は提案手法が他の手法よりも高い結果となった。また、適合率は提案手法が最も高いが、再現率はパターンマッチ手法が最も高い結果となった。さらに表 9 と比較すると、提案手法の F 値は、野球やサッカーと比較してバレーボールが最も高かった。

8.1.3. 考察

まず、ネタバレ判定の結果、野球やバレーボールにおいても提案手法の 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。これは、サッカーでの判定結果と同様に、試合中の勝敗状態を考慮することによって、学習におけるノイズが軽減され、適合率が上昇したためだと考えられる。こうした結果から、攻守がターンで切り替わる野球や、勝敗状態がサッカーよりも複雑なバレーボールにおいても提案手法が有効に働くことが示唆された。

さらに、スポーツ別に見ると、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。

得点効率や得点の積み上がり方がサッカーとは異なる、野球やバレーボールにおいても提案手法が有効であったことから、実験に必要なツイート数を確保できる試合が少なく実験を行うことができなかつた、ラグビー、テニス、卓球といったスポーツについても、勝敗状態を伴うスポーツであれば、提案手法によって高精度にネタバレ判定が可能であると考えられる。

8.2. 一般的なツイートへの適用

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

とも多くされており、コミュニケーションをいかに遮断しないかを考えるうえで、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、スポーツとは無関係のツイートとネタバレツイートを提案手法によってどれだけ高精度に分類可能なかを検証するための実験を行った。

実験を行ううえで、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 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を極力含まれないように収集する時間帯を考慮し、データセット構築に使用した試合（表1）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、そのツイートが投稿された時点での勝敗状態が存在せず、そのまま提案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、実験を行った。実験の結果、適合率が0.983、再現率が0.898、F値が0.938という結果となった。

結果として、スポーツに関係した非ネタバレツイートとの分類時（表9）よりも、F値が大きく上昇した。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、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、ネタバレツイートの多く含まれている「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。日常ツイートであるにも関わらず、ネタバレツイートと判定されてしまった例として、「…ッ紛らわしいんだよてめえらぁっ（右ストレート）！！」や「10時5分ですね」、「これは悲しい、あとの記述は先生の優しさ信じる、まあ優しくはしてくれないと思うが」といったツイートがあった。これは、ネタバレツイートの、小文字やエクスクラメーションマークなど感情的な表現を伴ったツイートや、時間を伴ったツイート、投稿者自身の感情を吐露しているツイートが多く、これらのツイートとの判別が難しかったためだと考えられる。また、再現率については、上昇はしたが約0.9という結果となり、10個中1個のネタバレは通してしまうという結果になった。ネタバレツイートであるにも関わらず、日常ツイートと判定されてしまった例として、「6-0 か・・・よかったけど、なんで選手交代で酒井から原口のSBにしたのかな？」や「【「長谷部」降りた前髪がかわいい件】ロシアW杯アジア2次予選 日本3-0 カンボジア」といった、スコア情報と非ネタバレ的な情報（選手交代や選手の状態について等）が同時に存在しているようなツイートが多かった。そのため、実際にアプリケーションとして実装する場合には、スコア情報が含まれていたら必ずネタバレとし、それ以外を

提案手法で判定するなど、パターンマッチ手法と提案手法を組み合わせることも選択肢として考えられる。

第9章 ネットバレしないダイジェストへの応用

提案手法を用いてネタバレツイートを高精度に検出できることで、ネタバレ部分以外の盛り上がり通知や、反対にネタバレ部分のみの自動通知などへの応用が可能となる。また、ネタバレツイートの判定をネタバレシーンの判定に活用することで、ネタバレシーンのないダイジェストなど、映像コンテンツへの応用も可能だと考えられる。本章では、スポーツのツイートに対するネタバレ判定の応用として、ネタバレしないダイジェストの生成への応用可能性の検討を行う。ネタバレしないダイジェストを生成することで、大きな大会などで視聴したい試合が大量に存在するときに、その試合を視聴するかどうかの指標としたり、他人に面白い試合を推薦したりする場合に活用できる。

9.1. ダイジェスト生成手法

ネタバレツイートの判定結果を用いて、ネタバレしないダイジェストの生成を試みる。ここでは、ダイジェストを生成したい試合に関するツイートから盛り上がりシーンとネタバレシーンを決定し、ネタバレシーン以外の盛り上がりシーンをいくつか抽出することで、ネタバレしないダイジェストを生成していく。具体的には、以下の手順で生成を行った。

1. シーンの取捨選択を可能とするため、試合映像をシーン単位に切り分けた。ここでは、カメラ映像の切り替わりのタイミングでシーンを区切った。
2. 想定されるダイジェストの長さに応じて抽出するシーンを決定できるようにするため、盛り上がりシーンの順位付けを行った（ダイジェストの長さに応じて、この順位の高い順にシーンを抽出していくことを想定している）。ここでは、それぞれのシーンの中で1秒あたりのツイート数が最も多かったときのツイート数をそのシーンの瞬間最高ツイート数として、この瞬間最高ツイート数の多い順にシーンを順位付けした。
3. ネットバレシーンを省くため、ネタバレシーンの決定を行った。ここでは、非ネタバレツイートよりもネタバレツイートの方が多き瞬間があった場合、その瞬間を含むシーンはネタバレの可能性が高いと考えたため、それぞれのシーンの中で1秒あたりのネタバレツイート率が50%以上であった時間を含むシーンをネタバレシーンとした。
4. 最後に、シーンを抽出し、ネタバレしないダイジェストの生成を行った。ここでは、ダイジェストの長さが2分から2分30秒の間になるまで、ネタバレシーン以外から順位の高い順に盛り上がりシーンを抽出後、元の試合映像と同じ時系列になるように、抽出したシーンを整列することでダイジェストを生成した。

9.2. 評価実験

ここでは、表 18 に示す試合を用いてダイジェスト生成を行った。試合映像は、NHK のウェブサイト[54]上に掲載されていたものを使用し、試合開始時点から試合終了時点までの映像を利用した（勝敗が決定した時点の映像は含めなかった）。その後、生成したダイジェストについて、簡単なアンケート調査によって評価実験を行った。調査項目は、「ダイジェストが面白いと思うか（面白さ）」「ネタバレを感じると思うか（ネタバレ感）」をそれぞれ 1（思わない）～5（思う）の 5 段階評価で行った。また、比較のため、ネタバレダイジェストも用意した。ネタバレダイジェストは、ダイジェストの長さが 2 分から 2 分 30 秒の間になるまで、ネタバレシーンを含め、盛り上がりシーンとしての順位の高い順にシーンを抽出後、元の試合映像と同じ時系列になるように、抽出したシーンを整列することで生成した。実験協力者は、全員これらのダイジェストについて、「日本代表 vs セネガル代表（ネタバレなし）」「日本代表 vs セネガル代表（ネタバレあり）」「日本代表 vs ベルギー代表（ネタバレあり）」「日本代表 vs ベルギー代表（ネタバレなし）」の順で視聴して評価を行った。なお、実験協力者は、サッカーの試合観戦に興味があり、その試合をすでに見たことがある、20 歳から 25 歳の大学生・大学院生 4 人であった。

表 18 実験に使用した試合（ダイジェスト生成）

試合名	スコア	開催日
FIFA ワールドカップロシア 2018 「日本代表 vs セネガル代表」	日本 - セネガル 2-2	2018/06/25
FIFA ワールドカップロシア 2018 「日本代表 vs ベルギー代表」	日本 - ベルギー 2-3	2018/07/03

調査結果の 2 試合での平均を表 19 に示す。表 19 を見ると、ネタバレしないダイジェストは、ネタバレダイジェストよりも、ネタバレ感は減少するが面白さも減少してしまう結果となった。しかし、その減少幅は面白さよりもネタバレ感の方が大きかった。

表 19 アンケート結果（平均）

	面白さ	ネタバレ感
ネタバレダイジェスト	4.250	3.625
ネタバレしないダイジェスト	3.125	1.750

9.3. 考察

まず、ネタバレしないダイジェストでは、ネタバレダイジェストと比較して、ネタバレ感

は減少したが面白さも減少してしまう結果となった。これは、ネタバレシーンは他のシーンよりも強い面白さを持っており、ネタバレシーンを省くことで、他のシーンを代わりに入れたとしても、ダイジェスト全体の面白さの絶対値が必ず減少するためだと考えられる。これにより、面白さとネタバレ感がトレードオフの関係であることが示唆された。しかし、「選手交代の場面で期待感を感じた」のようなフィードバックも得られ、ネタバレではないが強い面白さを持っているシーンは存在するため、こうしたシーンが多い試合であれば、面白さを減少させずにネタバレしないダイジェストを生成できると考えられる。また、ネタバレシーンを省くことにより面白さは減少しているものの、面白さは尺度の中央よりも高い値を維持しており、ネタバレしないダイジェストであっても面白さを感じることができていると考えられる。そのため、ネタバレしないダイジェストを、試合を視聴するかどうかの指標として用いることの有用性は十分にあると考えられる。

第10章 全体の考察と展望

本章では、本論文全体の考察と本研究の将来の展望について述べる。まず、勝敗状態に応じてSVMのモデルを切り替える提案手法の有用性については、サッカー、バレー、野球などのスポーツでも示すことができた。これにより、競技ルールの違いやそれに伴うツイートの内容の違いによらず、勝敗状態を常に伴うようなスポーツであれば、提案手法が効果的に利用できる可能性が示唆された。また、どのスポーツにおいても、特に適合率が他の手法よりも高くなっており、SNS上のネタバレ防止を考えるうえで重要なコミュニケーションをできる限り遮断しないという点で優れていた。将来的には、SNSアプリケーションのクライアントもしくはSNSのオプション機能として本論文の提案手法を用いたシステムが実装されることで、意図的に遠ざけることなく快適にSNSが利用できる社会の実現に本論文が貢献できることを期待している。なお、本論文では、独立したツイートのみを対象としてデータセット構築やネタバレ判定を行ったが、実際には「香川打て!」と「ナイス!!!」が連続して投稿されていたときや、「ゴ」「ー」「ル」が連続して投稿されていたとき、急にその試合に対するツイート数が増えていたときなどもネタバレになる可能性があると考えられる。そのため、こうしたツイートの組み合わせによるネタバレの防止については、前後のツイートの関係性の強さやツイート数のような情報の利用を検討する必要がある。

また、第4章で構築したネタバレデータセットと比較し、第6章で構築したネタバレ判断基準を固定したデータセットでのネタバレ判定精度の方が大幅に優れていた。そのため、ネタバレについてデータセットを構築したり判定や分類をしたりする場合には、ネタバレ判断基準の多様性を考慮し、ある一定の単位でネタバレ判断基準を分解してから行っていく必要があることが示唆された。これについては、スポーツに限らず、小説や漫画、映画などのネタバレについても、ネタバレ判断基準の多様性が存在する（予想を大きく裏切る展開の暴露以外はネタバレと感ぜない人もいれば、少しでも先の話が暴露されてしまうとネタバレを感じる人もいる）ため、同様に適用できると考えられる。

さらに、ネタバレ判定の応用としてネタバレしないダイジェストの生成を行い、アンケート調査を行った結果、ネタバレダイジェストよりもネタバレしないダイジェストの方がネタバレ感減少したものの、ダイジェストの面白さも減少してしまう結果となった。しかし、面白さの減少幅はそこまで大きくなかったため、生成したネタバレしないダイジェストは、ダイジェストとして最低限の面白さを維持しつつ、ネタバレ感を大きく減少できるようなものになっていた。そのため、ネタバレしないダイジェストを、試合を視聴するかどうかの指標として用いることは十分に有用性が高いと考えられる。将来的には、テレビ録画用のHDDなどにネタバレしないダイジェストの生成システムを備えておき、スポーツ中継の録画が終わったタイミングで、システムが録画動画のサムネイルとしてダイジェストを自動生成するといった活用がされることを期待している。

第 1 1 章 おわりに

本論文では、スポーツにおける SNS 上のネタバレを防止することを目指し、スポーツのネタバレを高精度に判定する手法を提案した。また、サッカーの試合に関するツイート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。分析の結果、試合中の勝敗状態とネタバレ内容の関連性を確認することができた。さらに、構築したデータセットを用いて、サッカーに関するツイートからネタバレツイートのみを判定する実験を行うことで、提案手法の有用性を検証した。その結果、提案手法において、判定精度の評価指標である F 値が上昇し、提案手法がスポーツにおける SNS 上のネタバレ判定に有用であることを示した。また、実験の結果、F 値の値はそれほど高くはなかったため、データセット構築の段階でネタバレの判断基準を明確に固定し、その判断基準ごとにネタバレ判定を行っていく必要があることが示唆された。そこで、ネタバレツイートを「試合の最終結果が高い確信度で予測できてしまう投稿」と定義したうえで改めてデータセットを構築し、再度ネタバレ判定実験を行った。その結果、提案手法によって 0.85 を超える F 値でネタバレを判定することが可能であることを示した。さらに、サッカー以外のスポーツや日常会話を含むツイートに対してネタバレ判定実験を行った結果、提案手法によって高精度にネタバレ判定ができており、提案手法が様々な状況に適用可能であることを示した。加えて本論文では、ネタバレツイートの判定をネタバレシーンの判定にも応用可能であると考え、ネタバレしないダイジェストを生成し、映像コンテンツへの応用可能性も検討した。アンケート調査の結果、提案手法を応用したダイジェストは、コンテンツの面白さをあまり落とさずにネタバレを防ぐことができ、試合を視聴するかどうかの指標としての有用性が高いことが示唆された。

最後に、本論文で議論した内容が、たとえ一握りであっても、ネタバレの問題を感じている人の一助になることを切に願って、本論文を終幕したい。

謝辞

最初に、研究テーマの立案から学会発表、修士論文執筆に至るまで多くのサポートをしていただいた、中村聡史先生に感謝を申し上げたいと思います。金銭的な都合に悩まされることなく数多くの学会に参加できたことや、著名な研究者方と対等に議論ができるくらいまで研究者としての思考力を養えたこと、国際学会など大きな場でも臆せずに発表できるほどの表現力を養えたことは大きな財産であり、ひとえに中村先生のお力添えがあってこそ実現できたことです。また、共同研究者の小松孝徳先生には、論文執筆や発表練習の際には多くの助言をいただき、国際発表の際には現地まで帯同していただき活力と安心感をいただきました。小松先生の人柄や慧眼には多くの場面で救われました。

さらに、本論文の完成には必要不可欠であった、研究の実験に協力していただいた方々、そして、毎日研究室に通い、議論を交わし、苦楽を共に歩んできた中村聡史研究室の仲間たちにもお礼を申し上げたいと思います。特に、共同研究者である牧良樹くんをはじめとした同期の仲間には多くの助言をいただき、学部・専攻の1期生であるが故に先輩がいないという状況の中、研究を前に進めていくことができました。加えて、実験時に使用したプログラムの実装面では、後輩の阿部和樹くん大変お世話になりました。阿部くんの協力のおかげで迅速に実験を行うことができました。

そして最後に、修士課程への進学を快く承諾し、在学中も温かく見守ってくれた両親に心から感謝を申し上げたいと思います。

参考文献

- [1] “Most Popular Sports in the World”. <http://www.mostpopularsports.net/>, (参照 2019-01-10).
- [2] “Increased attendance at the Camp Nou from the start of this season”. <https://www.fcbarcelona.com/en/news/895352/increased-attendance-at-the-camp-nou-from-the-start-of-this-season/>, (参照 2019-01-10).
- [3] “日刊スポーツ”. <https://www.nikkansports.com/olympic/pyeongchang2018/general/news/201802270000148.html>, (参照 2019-01-10).
- [4] 白鳥裕士, 中村聡史, 小松孝徳. サッカーのネタバレが視聴者の観戦態度に及ぼす影響, ヒューマンエージェントインタラクション 2016, 2016.
- [5] 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) , 2017, vol. 2017-EC-43, no. 17, p. 1-8.
- [6] 中村聡史, 小松孝徳. スポーツの勝敗にまつわるネタバレ防止手法の検討. 情報学会論文誌, 2013, vol. 54, no. 4, p. 1402-1412.
- [7] Nakamura, S. and Komatsu, T.. Study of Information Clouding Methods to Prevent Spoilers of Sports Match. Advanced Visual Interfaces (AVI 2012) , 2012, p. 661-664.
- [8] Jeon, S., Kim, S. and Yu, H.. Don't Be Spoiled by Your Friends: Spoiler Detection in TV Program Tweets. in Proceedings of the 7th International Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM), 2013.
- [9] Jeon, S., Kim, S. and Yu, H.. Spoiler Detection in TV Program Tweets. Information Sciences, 2016, vol. 329, p. 220-235.
- [10] David, M.B., Andrew, Y.N. and Michael, I.J.. Latent Dirichlet allocation. Journal of Machine Learning Research, 2003, p. 993-1022.
- [11] Hofmann, T.. Probabilistic latent semantic indexing. in Proceedings of the 22nd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 1999, p. 50-57.
- [12] Leavitt, J.D. and Christenfeld, N.J.S.. Story Spoilers Don't Spoil Stories. Psychological Science, 2011.
- [13] Leavitt, J.D. and Christenfeld, N.J.S.. The fluency of spoilers: Why giving away Sendings improves stories. Scientific Study of Literature, 2013, vol. 3, p. 93-104.
- [14] Rosenbaum, J.E. and Johnson, B.K.. Who's afraid of spoilers? Need for cognition, need for affect, and narrative selection and enjoyment. Psychology of Popular Media Culture, 2016, vol. 5, no. 3, p. 273-289.

- [15] Levine, W.H., Betzner, M. and Kevin, S.. The Effect of Spoilers on the Enjoyment of Short Stories. *Journal of Discourse Processes*, 2016, vol. 53, p. 513-531.
- [16] Daniel, T.A. and Katz, J.S.. Spoilers Affect the Enjoyment of Television Episodes but Not Short Stories. *Psychological Reports*, 2018.
- [17] Topolinski, S.. A processing fluency-account of funniness: Running gags and spoiling punchlines. *Cognition & emotion*, 2014, vol. 28, no. 5, p. 811-820.
- [18] Maki, Y. and Nakamura, S.. Do Manga Spoilers Spoil Manga?. *The Sixth Asian Conference on Information Systems (ACIS 2017)*, 2017.
- [19] Maki, Y., Shiratori, Y., Sato, K. and Nakamura, S.. A Consideration to Estimate Spoiling Pages in Comics. *The 4th International Symposium on Affective Science and Engineering (ISASE 2018)*, 2018, no. 4.
- [20] Hassoun, D.. Sequential outliers. The role of spoilers in comic book reading. *Journal of Graphic Novels and Comics*, 2013, vol. 4, p. 346-358.
- [21] Tsang, A.S.L. and Yan, D.. Reducing the Spoiler Effect in Experiential Consumption. *Advances in Consumer Research*, 2009, vol. 36, p. 708-709.
- [22] Yan, D. and Tsang, A.S.L.. The misforecasted spoiler effect: Underlying mechanism and boundary conditions. *Journal of Consumer Psychology*, 2016, vol. 26, no. 1, p. 81-90.
- [23] Johnson, B.K. and Rosenbaum, J.E.. (Don't) Tell Me How It Ends: Spoilers, Enjoyment, and Involvement in Television and Film. *Media psychology*, 2018, vol. 21, no 4, p. 582-612.
- [24] Perks, L.G. and McElrath-Hart, N.. The Television Spoiler Nuisance Rationale. *International Journal of Communication*, 2016, vol. 10, no. 18.
- [25] Perks, L.G. and McElrath-Hart, N.. Spoiler definitions and behaviors in the post-network era. *Convergence*, 2018, vol. 24, no. 2, p. 137-151.
- [26] Meimaridis, M. and Oliveira, T.. The pleasure of spoiling: The spectrum of toxicity behind spoilers in Brazil. *Journal of Audience & Reception Studies*, 2018, vol. 15, no. 1, p. 272-290.
- [27] Benton, A. and Hill, S.. The spoiler effect?: Designing social TV content that promotes ongoing WOM. *Conference on Information Systems and Technology*, 2012.
- [28] Goode, M.R., Hart, K. and Thomson, M.. Say no more! The liability of strong ties on desire for special experiences. *Journal of Consumer Psychology*, 2016, vol. 26, no. 1, p. 91-97.
- [29] 岩井秀成, 池田郁, 土方嘉徳, 西田正吾. レビュー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*, 2013, vol. J96-D, no. 5, p. 1222-1234.
- [30] Ikeda, K., Hijikata, Y. and Nishida, S.. Proposal of Deleting Plots from the Reviews to the Items with Stories. *Proc. of SNSMW'10, CDROM*, 2010, vol. 6193, p. 346-352.
- [31] Pang, B. and Lee, L.. A Sentimental Education: Sentiment Analysis Using Subjectivity Summarization Based on Minimum Cuts. *Proc. of ACL'04*, 2004, p. 271-278.
- [32] 前田恭佑, 土方嘉徳, 中村聡史. ストーリー文書内のネタバレの記述に関する調査とレビュー

- 一文書でのネタバレ検出の試み. 第 8 回 Web とデータベースに関するフォーラム論文集, 2015, vol. 2015, p. 32-39.
- [33] Maeda, K., Hijikata, Y. and Nakamura, S.. A Basic Study on Spoiler Detection from Review Comments Using Story Documents. *Web Intelligence (WI)*, 2016, p. 572-277.
- [34] 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.
- [35] 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)*, 2013, no. 45.
- [36] 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.
- [37] 田中駿, 廣田壮一郎, 高村大也. コメント機能付動画共有サービスにおけるネタバレ検知. *人工知能学会全国大会論文集*, 2015, vol. 29, p.1-4.
- [38] 田島一樹, 中村聡史. ストーリーコンテンツに対するネタバレの基礎調査とその判定手法の検討. *研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN)*, 2015, vol. 2015-GN-96, no. 7, p. 1-6.
- [39] Golbeck, J.. The Twitter Mute Button: A web Filtering Challenge. *Proc.2012 ACM Annual Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2012.
- [40] 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.
- [41] 岡本道也, 鎌原淳三, 植田和憲, 下條真司, 宮原秀夫. シナリオテンプレートによるスポーツダイジェスト自動生成機構. *電子情報通信学会論文誌*, 2002, vol. 85, no. 8, p. 1269-1276.
- [42] 黒田智也, 椋木雅之, 浅田尚紀. テロップを利用した野球映像のダイジェスト生成. *電子情報通信学会技術研究報告*, 2007, vol. 107, no. 129, p. 73-78.
- [43] 田中孝志, 小方善貴, 片岡充照, 黒木修隆, 沼昌宏. 野球中継番組におけるテロップ情報を用いたダイジェスト映像自動生成. *映像情報メディア学会技術報告*, 2009, vol. 33, no. 54, p. 25-28.
- [44] Tjondronegoro, D., Chen, Y.P.P. and Pham, B.. Integrating highlights for more complete sports video summarization. *IEEE Trans. Multimedia*, 2004, vol. 11, no. 4, p. 22-37.
- [45] Zhao, F., Dong, Y., Wei, Z. and Wang, H.. Matching logos for slow motion replay detection in broadcast sports video. *Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2012, p. 1409-1412.
- [46] 橋本隆子, 白田由香利, 真野博子, 飯沢篤志. TV 受信端末におけるダイジェスト作成及び

- 視聴システムの試作. 電子情報通信学会技術研究報告, 1999, vol. 99, no. 202, p. 7-12.
- [47] 橋本隆子, 白田由香利, 飯沢篤志, 北川博之. ターニングポイントの解析に基づくダイジェスト作成方式. 2002, vol. 43, no. 5, p. 1-11.
- [48] Miyamori, H., Nakamura, S. and Tanaka, K.. Generation of views of TV content using TV viewers' perspectives expressed in live chats on the web. In Proceedings of the ACM Multimedia' 2005, 2005, p. 853-861.
- [49] Cortes, C. and Vapnik, V.. Support-Vector Networks. Machine Learning, 1995, vol. 20, no. 3, p. 273-297.
- [50] “Standard search API — Twitter Developers”.
<https://developer.twitter.com/en/docs/tweets/search/api-reference/get-search-tweets.html>,
(参照 2019-01-10).
- [51] Baeza-Yates, R. and Ribeiro-Neto, B.. Modern information retrieval: the concepts and technology behind Search (2nd Edition). Addison-Wesley Professional, 2011, 944p.
- [52] Kudo, T., Yamamoto, K. and Matsumoto, Y.. Applying Conditional Random Fields to Japanese Morphological Analysis. in Proceedings of the 2004 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), 2004, p. 230-237.
- [53] Manning, C.D. and Schtze, H.. Foundations of Statistical Natural Language Processing. The MIT Press, 1999, 728p.
- [54] “2018 FIFA ワールドカップ | NHK スポーツオンライン”.
<https://www1.nhk.or.jp/sports/2018fifaworldcup/>, (参照 2019-01-10).

本論文に関する発表論文

- [1] 白鳥裕士, 中村聡史. SNS 上でのサッカーの試合に対する直接的・間接的ネタバレの分析. 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN) , 2015, vol. 2015-GN-96, no. 8, p. 1-8.
- [2] 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, 第 8 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2016) , 2016, B6-1.
- [3] 白鳥裕士, 牧良樹, 中村聡史, 小松孝徳. スポーツにおけるネタバレの特性調査と判定手法の検討. 情報処理学会論文誌, 2018, vol. 59, no. 3, p. 882-893.
- [4] Shiratori Y., Maki Y., Nakamura S., Komatsu T.. Detection of Football Spoilers on Twitter. Egi H., Yuizono T., Baloian N., Yoshino T., Ichimura S., Rodrigues A. (eds) Collaboration Technologies and Social Computing. CollabTech 2018. Lecture Notes in Computer Science, vol. 11000. Springer, p. 129-141.
- [5] 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.