

# 放送コンテンツに同期したツイートによる ネタバレシーン推定手法の検討

水野颯<sup>†1</sup> 田島一樹<sup>†2</sup> 牧良樹<sup>†2</sup> 中村聡史<sup>†1</sup>

**概要** : Twitter 上ではスポーツやドラマ, アニメといった放送コンテンツに同期した投稿が行われ, その中に結果や展開といったコンテンツ未視聴者にとってのネタバレが含まれることが問題となっている. こうしたネタバレの問題に対し, これまで我々はツイートがネタバレか否かを判定する手法について検討してきたが, ツイート単体で判定していたため十分な精度が出ていなかった. ここで, どのシーンがネタバレか判定することが可能になれば, そのシーンに紐づけたネタバレ防止が可能になると期待される. そこで本研究では, 放送コンテンツに対してリアルタイムになされる実況ツイートを分析することにより, ネットバレーシーンを推定する手法を提案する. また, 過去のアニメ作品に対するツイートをを用いて評価実験を行うことにより, 感情的なツイート数と固有名詞の出現割合を組み合わせた手法が効果的であることを明らかにした.

**キーワード** : ネットバレー防止, Twitter, アニメ, ストーリーコンテンツ

## 1. はじめに

Twitter や Facebook に代表されるソーシャルネットワークサービス (SNS) は, 同好の士との交流や, 情報収集の場として必要不可欠な存在となりつつある. 特に Twitter では, スポーツやドラマ, アニメといったコンテンツに対してユーザが思ったことや感じたことをリアルタイムでツイート (Twitter における 140 文字以内の投稿) を行い, 他者と共有するということが日常的に行われている. コンテンツの放送に同期したツイートは実況ツイートとよばれ, 他者との感想共有を行うことによって, 投稿者自身の視聴体験の向上に繋がっている. また, こうした実況ツイートはコンテンツを視聴済みのユーザまたは視聴中のユーザの作品の振り返りにも使われている. テレビ番組に連動した投稿の利活用については, Twitter が登場する以前より, 実況チャットを分析, 利用することによって, テレビ番組のダイジェストを生成するような研究も行われてきており, 応用の幅は広い[1]. しかし, 実況ツイートの中には, コンテンツを未視聴の部分があるユーザにとってのネタバレが含まれる場合があり, そういった情報を受け取りたくないユーザは多いため, 問題となっている. ここでネタバレとは, 結果や仕掛けといった, 将来的な視聴態度[2][3]に影響を及ぼすような重要な内容を, コンテンツ未視聴者が理解し得る形で提示される情報を指す.

こうしたネタバレを回避する手段として, コンテンツをリアルタイムで視聴することが考えられるが, 仕事や学校の都合上, リアルタイムで視聴できないケースは多々ある. また, サッカーのようなスポーツにおいては, 配信サービスによって配信開始時間が遅れたりすることもあるが, それ以上に日本国内におけるアニメの放送については, 地域

によって時間が異なっていることは珍しくなく[4], リアルタイムで視聴することが困難なケースが多い. 一方, アメリカなどでは, 東海岸と西海岸の時差によって, 東海岸の視聴者が先にコンテンツを視聴し, 西海岸の視聴者は遅れて視聴するような場合もある.

この問題の対策としては, ネットバレーを受けたくないユーザが SNS にアクセスしないとといった手段が考えられるが, 他者とのコミュニケーションを遮断することになってしまうため, こうした SNS を主たるコミュニケーション手段として利用しているユーザにとっては現実的でない. また, SNS は地震や事件, 速報的なニュースが発生したときに, ついつい見てしまうものであり, そこで遮断していたネタバレに遭遇してしまうこともある.

こうした Twitter 上のネタバレの問題について, 我々はこれまでにネタバレ情報のみを遮断することを目的として, ツイートに含まれるアニメやスポーツのネタバレ判定を行う手法[3][4]や, それを防止する Twitter クライアントなどを実現してきた[5]. しかし, これまで提案してきた手法はネタバレの判定における再現率が十分ではなく, SNS 上におけるネタバレ遮断には不十分であった. これは, 単独のツイートのみからコンテキストをあまり考慮せず判断していたことが原因であると考えられる. つまり, そもそもどのシーンがネタバレかを判断した後, ネットバレー判定を行うことで精度向上が見込めると考えられる.

そこで本研究では, コンテンツの中でもアニメを対象とし, リアルタイムに放送されるアニメの実況ツイートの盛り上がり进行分析することで, ネットバレーシーンを自動推定可能とする手法を検討する. ここでは, まずアニメのネタバレについて議論を行い, そのうえでアニメのネタバレが問

<sup>†1</sup> 明治大学  
Meiji University.

<sup>†2</sup> 明治大学大学院  
Graduation school, Meiji University.

題になりそうな作品を選定する。また、選定した作品に関する実況ツイートを集め、その傾向を分析することによって、手法を検討する。また、評価実験を実施することによって手法の有用性を検討する。

## 2. 関連研究

Twitter上の情報から様々な目的のために、放送コンテンツの盛り上がりや推定し、それを利用した研究はこれまでにもなされている。Shammaら[6]は大統領選のディベートを放送したテレビ番組に関して、実況ツイートの数を一定時間ごとに計測し、ニュートン法を用いて時系列変化の極大値を求めることによって書き込みが急増するシーンを抽出し、番組を話題単位に分割する手法を提案している。同研究の書き込みの急増する時間帯を抽出する手法は、3章で記述する手法と類似しているが、この手法がアニメやスポーツ内のネタバレシーンの推定に適用可能であるかどうかを検証している点で異なる。Lanaganら[7]はSVMによって、スポーツ中継に対するTwitter上での盛り上がりから、得点やファールといったイベントをとらえる手法を提案している。これらの手法は、ツイート数やツイート内に出現する単語に注目することで、イベントの変化をとらえるという点で本研究と類似しているが、我々はイベント内のネタバレシーンに注目して推定を行う点で異なる。中澤ら[8]はテレビ番組に関する実況ツイート数の変動から、その番組における重要シーンを動的に検出し、ツイートの内容から各シーンの主要人物とイベント内容を推定、ラベルとして付与する手法を提案している。本研究はツイートをを用いたコンテンツ内容の予測という点でこれらの研究と共通しているが、具体的なイベント内容の推定ではなく、ネタバレシーンの時間帯推定に重点をおいて研究する点において異なっている。

次に、ネタバレを防止することを目的とした研究はこれまでに多数なされている。Jcon[9]らはテレビ番組に関するツイートのテキストに対して、「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ることで、ネタバレを検出する手法を提案している。Golbeckら[10]はドラマやスポーツに関するワードのブラックリストを生成することで、テキストのネタバレを検知し、ツイートをブロックするミュートボタンを実装している。白鳥ら[3]は、サッカーを対象としたSNS上でのネタバレに関するデータセットを構築し、ネタバレの文章特性を調査することによって、試合展開とネタバレ内容の連動性を明らかにしている。我々は以前の研究[4]で、アニメにおいて、どのような部分がネタバレにあたりやすいかをネタバレ投稿サイトに投稿されたネタバレを検証することで明らかにした。さらに、Twitter上にあるアニメのツイートの中から、「生死」「勝敗」といったトピックがネタバレになりやすい

こと、また人物名一般化等の事前処理を施して機械学習を行う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。しかし、これまでの研究ではコンテンツのどの部分がネタバレシーンであるかを判断しておらず、適合率、再現率が十分ではなかった。そこで、本研究では、ネタバレ判定の精度向上を行うために、ネタバレシーンの推定可能性を検証する。

一方、ネタバレがコンテンツの面白さに与える影響に関する研究もこれまでにいくつかなされている。Leavittら[11]は小説を対象に、ネタバレの読者への影響を調査しており、ネタバレは問題ではないと結論付けている。Levineら[12]も小説を対象に、ネタバレタイミングの変化による影響の変化について研究しており、読む前にネタバレをされると面白さが減少するが、読んでいる最中にネタバレをされても楽しみが変わらないことを明らかにしている。Tsangら[13]は、映画におけるネタバレが消費行動に影響を与えるかを実験した。その結果、ネタバレは映画の消費行動をより消極的にすることを明らかにしている。しかし、こうした研究で選定されていたネタバレは、本来ネタバレといえるようなものではなかった。一方、白鳥ら[3]はサッカー中継を対象として、ネタバレが視聴者の観戦態度にどのような影響を及ぼすのか調査を行い、その結果、ネタバレが視聴者の緊張感と興奮度の評価を落とすため、ネタバレが視聴者にとって問題であることを明らかにした。また、牧ら[2]は、コミックを対象として、ネタバレタイミングを読書進度によって変化させることで、ネタバレが読者の感情に与える影響についての調査を行い、興味度合いが高いタイミングでネタバレをされると、面白さが減ることを明らかにした。ここから、ネタバレはコンテンツがもたらす感動や興奮を奪い去る可能性のあるものであることが言えるため、ネタバレの判定手法の提案は、ネタバレによってコンテンツの感動を奪われることを防ぐために重要であると考えられる。

## 3. ネタバレに関するツイートの分析

### 3.1 対象とするネタバレおよび判定基準

本研究ではネタバレは、コンテンツに未視聴の部分がある視聴者が、その部分に関する情報を得た時に、続きへの興味を減退させてしまうものを対象とする。ここで、ネタバレされてから視聴することを好む視聴者もいるが、そうした視聴者は本研究では対象としない。

次に、アニメに関するネタバレについては、どちらが勝利するのかといった勝敗に関するものや、推理・サスペンス系コンテンツにおける犯人やトリック、仲間の裏切りによる急展開や敵が裏切って味方になることによる熱い展開、三角関係の恋の行方など、様々なものが考えられる。ここでは、田島ら[4]の126個のアニメに関する345件のネタバ

レに関する調査・分析を参考に、アニメのネタバレは、正体に関する事、生死に関する事、勝敗に関する事、人物特徴に関するものを扱う。

なお、ネタバレはその視聴コンテキストに応じて変化するものである。例えば、あるアニメの第12話に重大なシーンがある場合、第11話までを視聴しており、第12話については未見の視聴者にとってそのシーンはネタバレとなるであろう。しかし、まだ1話目も視聴していない視聴者や、1話しか視聴していない視聴者にとっては、その12話のシーンに至る経緯がわからないため、その重大なシーンがネタバレとされない可能性も高い。そこで本研究では、対象とするアニメの第N-1話までを視聴した視聴者にとって、第N話内のシーンがネタバレとなって視聴者の興味を減退させるか否かを、ネタバレ判定基準とする。

### 3.2 分析対象とするコンテンツ

アニメには小説やコミック、ゲームなどの原作があることが珍しくなく、そうした原作の内容は、そのアニメの視聴者にとって、試合の行方や三角関係の結末、犯人の名前やトリック、裏切りや登場人物の生死など、今後の展開がわかるような出来事が含まれるために、ネタバレとなることも珍しくない。そのため、原作が存在するアニメコンテンツについては、リアルタイム視聴で実況を行ったとしても、ネタバレを知りつつツイートしている視聴者が一定数いることが考えられ、本来の驚きなどが表出されていない可能性がある。そこで、原作がなく、ある程度の視聴者数のあるもので、かつTwitter上でのツイートが多い作品について分析を行うことが、ネタバレシーンの判定において重要であると考えられる。

表 1 対象作品の詳細

作品名	放送局	放送日時	ハッシュタグ	ツイート数
魔法少女まどか☆マギカ 第3話	毎日放送	2011/01/21 01:35-02:05	#madoka	3,465
戦記絶唱シンフォギア 第13話	TOKYO MX	2012/03/30 23:00-23:30	#symphogear	10,053
ガールズ&パンツァー 第11話	TOKYO MX	2013/03/18 22:00-22:30	#garupan	18,344
ガールズ&パンツァー 第12話	TOKYO MX	2013/03/25 22:00-22:30	#garupan	18,824
SHIROBAKO 第23話	TOKYO MX	2015/03/19 23:30-24:00	#musani	20,114
がっこうぐらし! 第1話	TOKYO MX	2015/07/09 23:30-24:00	#がっこうぐらし	9,353
けものフレンズ 第12話	テレビ東京	2017/03/29 01:35-02:05	#kemfre	54,318

そこで本研究では、ネタバレシーンにおいてどのような

ツイートがなされるのかを分析するうえで、アニメの原作が存在しておらず、ネタバレが問題となるものとして、表1にあげる作品および話数を選定し、実況ツイートを取得した。取得した作品名と話数、放送局、放送日時、収集したハッシュタグとツイート数は表の通りである。なおここでは、原作はあるものの、登場人物の見た目とストーリーの落差によってネタバレについて盛り上がった、「がっこうぐらし!」の第1話についても対象とした。

### 3.3 分析のための特徴量

様々なアニメコンテンツおよび実況ツイートに対する予備的な調査より、ネタバレシーンにあらわれると予想される実況ツイートの特徴について述べる。

- **ツイート数**：ネタバレ度の高いシーンは、衝撃的なシーンであることが多いため、視聴者による実況ツイートは増加することが期待される。実際、番組の重要なシーンでは視聴者の反応が多くなり、その時間帯に投稿されるツイート数が増加することが知られている[14]。そこで、投稿された実況ツイートの数を特徴量として利用する。
- **感情的ツイート数**：アニメのネタバレシーンは視聴者にとって驚きや感動を覚えるものであり、自身の感情を表現したツイートを投稿されることが多い。ここでTwitterではユーザが驚きや感動を覚えた際、自身の感情を表現するため、ツイートの「やったあああ」のように語尾を連続して文章を書くことが知られている[15]。つまり、一定時間ごとにされたツイート群の中で感情的なツイートの割合を用いることにより、ネタバレシーンを推定できるのではと期待される。なおここで感情的なツイートとしては、文章内に「あ〜お（小文字、カタカナ含む）」「っ」「w」「w」などの文字と、「!」「!」「?」「?」「・」「~」「—」「-」「—」の記号が3度以上連続している文字列を含むものをパターンマッチで判定し、特徴量として利用する。
- **固有名詞を含むツイート数**：アニメ作品ではその作品内で特有な語が用いられることが多く、そうした固有名詞はそのアニメ内で重要な意味を持つことは少なくない。つまり、実況ツイートとして投稿したくなるような固有名詞を含む投稿が多数なされる時間帯にはストーリーの起伏、ネタバレに関するシーンがあると考えられる。そこで投稿されるツイートの中でも固有名詞について言及しているツイートの割合を用いる。なお固有名詞の判定には、Kuromojiを用いて形態素解析を行い、特徴量として利用する。

### 3.4 結果

3.3節で述べた特徴量の推移を、対象作品について可視化した結果の一部を図1~7に示す。これらのグラフの縦軸はそれぞれの数（および値）、横軸は放送開始からの時間を示している。また、横軸の左端は、そのアニメが放送さ

れたタイミングである。なお、黒の棒グラフはツイート数、緑の折れ線グラフは固有名詞の割合（上端が 100%）、青の折れ線グラフは感情的なツイートの割合（上端が 100%）、黄色でハイライトされている領域は著者らが判断したネタバレシーンを表している。つまり、図 1, 2 で示した作品の話数では、著者らがネタバレに該当すると判断したシーンは、それぞれ 1 個ずつとなり、図 3, 4 の作品の話数では 2 ~ 4 個、図 5, 6, 7 の作品の話数では 5 個以上となる。

図 1, 2 で示す作品については、そのネタバレ該当シーンにおいてツイート数の伸びが大きいことが分かる。また、感情的なツイート数の割合についても増加していることがわかるが、ツイート数が多い場面であってもネタバレではないシーンもある。次に、図 3, 4 で示す作品については、感情的なツイート数の割合が増える傾向があるものの、感情的なツイート数が多いながらもネタバレではないシーンもある。また、図 5, 6, 7 に示す作品については多数のシーンが著者らによりネタバレと判定されており、それぞれのシーンにおいてツイート数、感情的なツイート数の割合が増加している傾向があることが分かる。

以上の予備的な分析より、全体的にツイート数、感情的なツイート数の割合がネタバレシーンの時間帯に増加する傾向が明らかになった。そこで 4 章にて後述する実験においては、これらの特徴量を用いた手法を検討し、その精度について議論を行う。

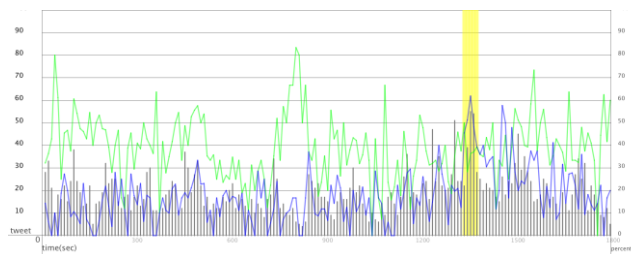


図 1 魔法少女まどか☆マギカ 第 3 話のツイート数推移

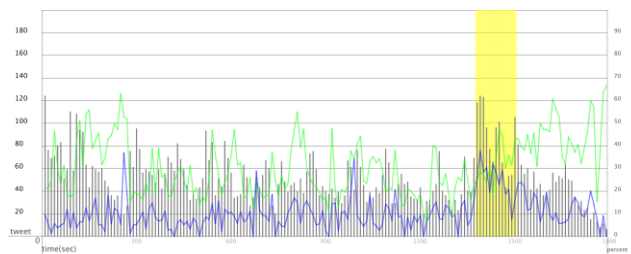


図 2 がっこうぐらし! 第 1 話のツイート数推移

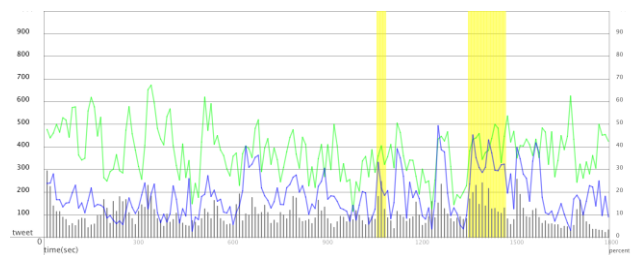


図 3 ガールズ&パンツァー 第 11 話のツイート数推移

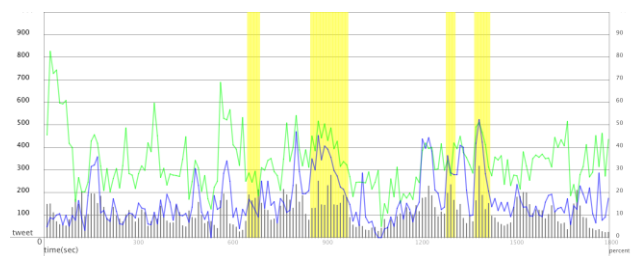


図 4 SHIROBAKO 第 23 話のツイート数推移

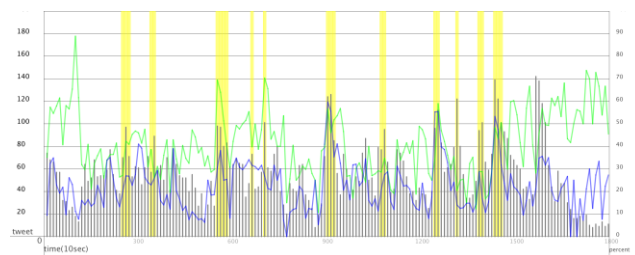


図 5 戦記絶唱シンフォギア 第 13 話のツイート数推移

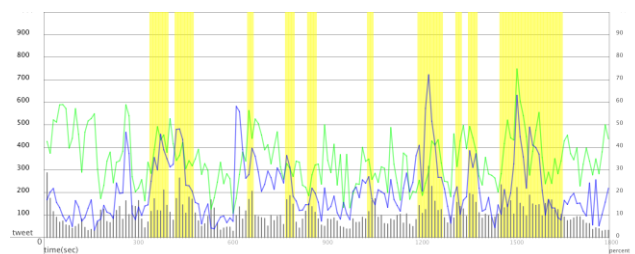


図 6 ガールズ&パンツァー 第 12 話のツイート数推移

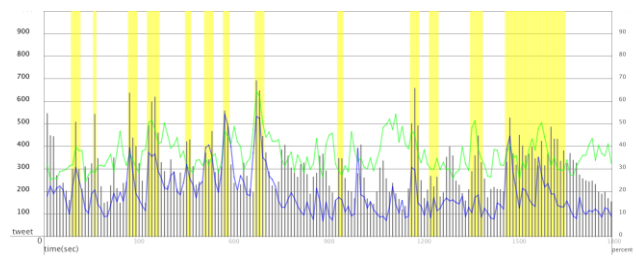


図 7 けものフレンズ 第 12 話のツイート数推移

## 4. ネタバレシンの推定に関する検討

### 4.1 判定手法の検討

3章のアニメの実況ツイートの分析の結果、アニメのネタバレシンの時間帯において、特定の性質を持ったツイート数が増加する傾向があることが明らかになった。

そこで我々は、放送コンテンツに同期したツイートまたは特定の性質を持ったツイートを取得し、一定の時間帯ごとにそれらの投稿数を複合して放送コンテンツのネタバレシンの時の盛り上がり数値化することで、ネタバレシンの時間帯を推定する手法の可能性を検討する。具体的には、本研究では3つの手法を用いて放送コンテンツ開始から10秒ごとに盛り上がりの値を算出し、特に高い値が算出された時間帯をネタバレシンの時の盛り上がりとする。検討する3つの手法とネタバレシンとなる値の基準については以下に記述する。

- **ツイート数による判定手法 (T手法)**: ツイート数 (以下、時間帯  $i$  のときのツイート数を  $T_i$  とする) を時間帯ごとに算出する。
- **ツイート数と感情的ツイート数による手法 (TS手法)**: 感情的ツイート数 (以下、時間帯  $i$  のときのこの数値を  $S_i$  とする) とツイート数を掛け合わせた値 ( $S_i \times T_i$ ) を時間帯ごとに算出する。
- **感情的ツイート数と固有名詞の割合による手法 (SP手法)**: 感情的ツイート数と固有名詞を含むツイートの割合 (以下、時間帯  $i$  のときのこの数値を  $P_i$  とする) を用いて掛け合わせた値 ( $S_i \times P_i$ ) を時間帯ごとに算出する。

また、上述した手法で計算されるスコアをもとにネタバレシンを限定することになるが、この値は単純にある一定の値以上などで判定することはできない。そこで10秒ごとに時間帯  $i$  の時のそれぞれの基準で計算されるスコアを  $X_i$  とし、全時間帯の  $X$  の平均を  $Average(X)$ 、標準偏差を  $SD(X)$  としたときに、平均の2倍の値である

$$X_i > 2 \times Average(X)$$

または、平均から2SD離れている場合である

$$X_i > 2 \times SD(X) + Average(X)$$

となる時間帯  $i$  を、ネタバレシンとする。このそれぞれについても検討を行う。

### 4.2 評価実験と評価尺度

4.1節で述べた手法の特性を検証するため、表1に示す作品の実況ツイートと同様のデータに対して手法を適用し、ネタバレシンの推定がどの程度可能であるか明らかにす

る。なおここでは、ネタバレシンについては著者らの合議により決定した。

本研究ではクラスが2つあり、このクラスはネタバレとなるクラス (正例) と非ネタバレ (負例) である。この2クラスにおける評価尺度として、適合率 (Precision)、再現率 (Recall)、F値を用いる。ここでクラス  $C_i$  に対して適合率、再現率、F値は以下のように算出される。

$$Precision(C_i) = \frac{\text{正しく}C_i\text{に分類された時間帯の数}}{C_i\text{に分類された時間帯の数}}$$

$$Recall(C_i) = \frac{\text{正しく}C_i\text{に分類された時間帯の数}}{C_i\text{に属する時間帯の数}}$$

$$F\text{値}(C_i) = \frac{2 \times Recall(C_i) \times Precision(C_i)}{Recall(C_i) + Precision(C_i)}$$

### 4.3 実験結果

各作品において3手法を先述の2基準に適用し、それぞれネタバレシン判定の精度を算出した。その結果を表2に示す。この結果より、ツイート数による判定手法であるT手法は適合率が高いものの、再現率が低く、一方で期待していたツイート数と感情的なツイート数によるTS手法は、平均の2倍を基準にした場合に再現率が高かったが、適合率はいずれの場合においても低かった。ここで、感情的ツイート数と固有名詞の割合によるSP手法は、いずれの基準においても他の手法に比べF値が最も高く、適合率、再現率ともに良い結果となっていた。また結果より、再現率を重視する場合は平均の2倍を利用した方が、適合率を重視する場合は2SDを利用した方が良い結果となることが分かった。

表2 推定結果の平均

評価指標	平均の2倍			2SD		
	T手法	TS手法	SP手法	T手法	TS手法	SP手法
適合率	0.725	0.571	0.575	0.727	0.669	0.757
再現率	0.258	0.460	0.612	0.285	0.273	0.360
F値	0.337	0.454	0.512	0.364	0.341	0.439

次に、各手法で算出した時間帯ごとの値の推移を対象作品について可視化した結果を図8~14に示す。これらのグラフの縦軸はツイート数をはじめとした基準の値であり、横軸は放送開始からの経過時間である。黒の棒グラフはツイート数、濃藍の折れ線グラフは感情的ツイート数とツイート数を複合した値、水色の折れ線グラフは3つの基準を複合した値である。なおグラフごとに濃藍と水色のグラフの表示倍率が異なる。それぞれのグラフにおける丸マーク

は平均の2倍の基準によってネタバレシーンと判定された時間を、四角マークは2SDの基準によってネタバレと判定された時間を示している。また、黄色の領域は著者らの合議により実際のネタバレシーンとして判定した部分を示している。

この結果より、重要そうなシーンにおいては高精度に判定できていることがわかる。一方、序盤において誤判定が多々発生していることがわかる。また、終盤においても誤判定が生じていることがわかる。

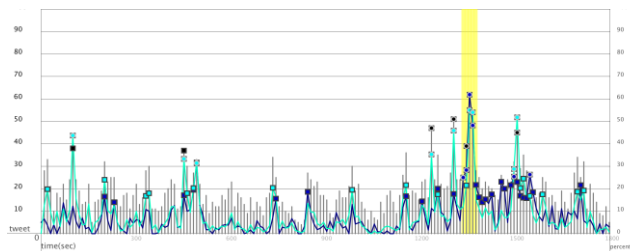


図 8 魔法少女まどか☆マギカ 第3話のネタバレシーン判定結果

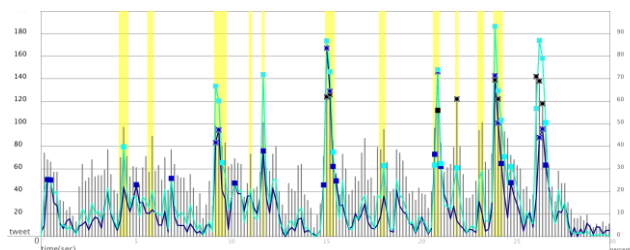


図 9 戦記絶唱シンフォギア 第13話のネタバレシーン判定結果

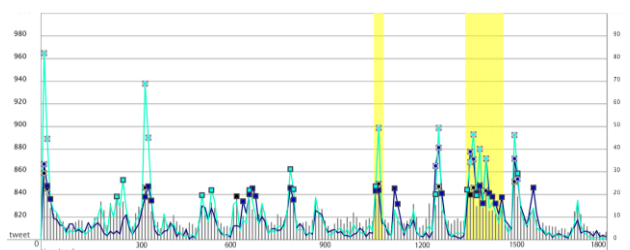


図 10 ガールズ&パンツァー11話のネタバレシーン判定結果

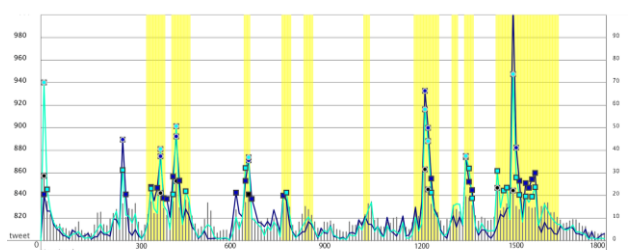


図 11 ガールズ&パンツァー 第12話のネタバレシーン

判定結果

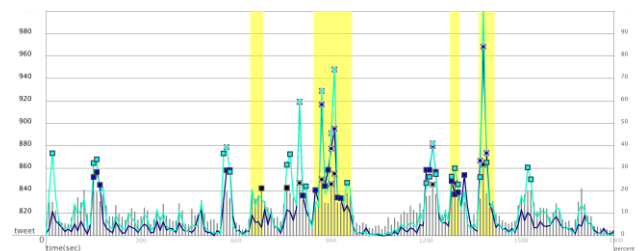


図 12 SHIROBAKO 第23話のネタバレシーン判定結果

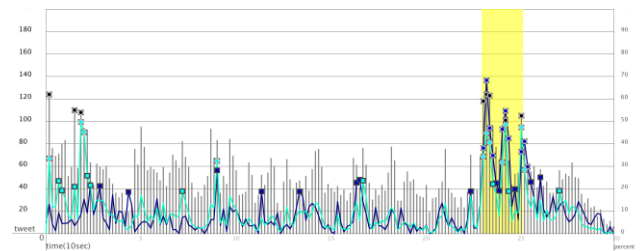


図 13 がっこうぐらし! 第1話のネタバレシーン判定結果

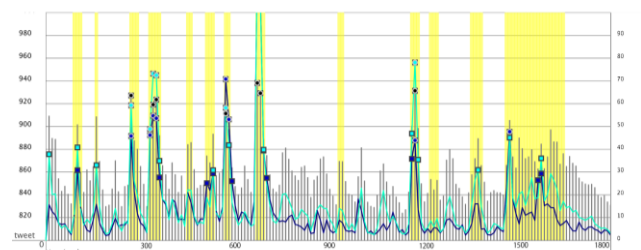


図 14 けものフレンズ 第12話のネタバレシーン判定結果

#### 4.4 考察

表2の結果より、SP手法を用いた場合において適合率、再現率をともに高めることができること、また平均の2倍を閾値とすることにより再現率を、2SDを閾値とすることにより適合率を高めることができたことが分かった。しかし、いずれにせよ十分な精度とは言えないため、今後改良を行っていく必要がある。

図8~14より、アニメの序盤および終盤において誤判定が生じていることが分かった。これは、アニメが始まってしばらくの間は、その話に対する展開の期待や、前話の振り返り、またオープニングにおけるお約束的なツイートなどが出現するために、結果的にツイート数が増えてしまい、判定を誤ってしまったと考えられる。また、終盤の誤判定については、そのエピソードに対する感想や、エンディングの歌などにおけるお約束、次回予告などにおいて提示された情報に対する期待や衝撃などによってツイート数が増えたり、感情的なツイート数が増えたりすることによって、誤判定されたと考えられる。こうした点については、今後さらに対象とするコンテンツを増やすことによって分析を



行う予定である。

一方、各手法によって判定できなかったネタバレシーンの時間帯において、閾値を超えるには至らなかったものの、周辺の時間帯と比較すると高いスコアが出る傾向が見られた。この傾向は、話の前後の流れによってネタバレシーンの盛り上がりやすさに違いがあるためであると考えられるため、時間帯によって閾値を動的に変更するなどの工夫により、よりよい精度で判定できると期待される。なお、戦記絶唱シンフォギア第13話、ガールズ&パンツァー第12話、けものフレンズ第12話といった、最終話であり、作品のクライマックスにあたるエピソードにおいては数多くのネタバレシーンがある。つまり、そもそも最終話に該当するようなコンテンツであれば、全体をネタバレとして扱うことにより再現率をあげることが考えられる。一方、最終話ではない場合（魔法少女まどか☆マギカの第3話やがっこうぐらし!の第1話など）は、ピンポイントにネタバレが発生する傾向があるため、そうした作品においては今回のような手法が効果的に働くと期待される。

## 5. まとめと今後の課題

本研究は、アニメコンテンツにおけるネタバレシーンの推定のため、リアルタイムに放送されるアニメとその実況ツイートの盛り上がり进行分析することにより、視聴者が特徴的な反応を示しているシーンをネタバレシーンとして推定する手法を検討した。ここではまず対象とするアニメ7作品を選定し、単位時間当たりのツイート数や感情的ツイート数、固有名詞の登場割合などをもとに手法を検討した。また実験を実施することによって、感情的ツイート数と固有名詞の登場割合を掛け合わせたSP手法が適合率、再現率ともに高い結果になることを明らかにした。しかし、SP手法であっても、F値が0.512とネタバレシーンの判定として十分な結果ではないため、今後さらなる研究を行うことによって改善予定である。

これまでのネタバレ判定に関する研究において精度を出せない理由として、そもそも判定に用いるデータセットの構築の難しさが挙げられる。現状、人手に頼るしかデータセット構築を行う術がないため、作業に手間がかかるために大量のデータを用意することが難しい。また、判定者によって、ネタバレの定義にぶれがあるために、その質を保持することが難しく、ある特定の性質を持ったツイートをはっきりとネタバレであるというような推定をすることができなかった。今後は、何をもちいてネタバレと判断するのかといったガイドラインを定め、それにより、よりよいデータセットを構築していく予定である。

また今後の課題として、精度を向上させるための手法の再検討を行う予定である。今回の手法は、ツイート数と感情的なツイートの同時性に注目していたが、実際には視聴

タイミングからやや遅れてネタバレに対する感情が表出される可能性もある。そこで、そうした視聴者の投稿モデルを見直すことにより、よりよい精度で判定することを目指す。また、今回は実況ツイートのみからネタバレシーンの判定を行っていたが、本来はアニメのコンテンツ自体の特徴量（映像のシーン展開や音の大きさ、挿入される効果音の特徴など）を利用していくことにより、ネタバレを判定できる可能性も高い。そこで、今後はこうしたコンテンツの物理的特徴量にも着目し、精度向上を目指す予定である。

一方、今回構築したネタバレの正解データは著者らの主観によるものであり、客観性に欠けていた。そこで、今後はネタバレの正解データをより客観的なものとするために、複数の視聴者からネタバレシーンの判定をしてもらうなどの改善を行う予定である。

こうした研究を積み重ねたうえで、将来的にはネタバレシーンの判定をネタバレ防止に有効活用する具体的な手法を検討する予定である。

**謝辞** 本研究の一部は JST ACCEL（グラント番号 JPMJAC1602）の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] 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 *Proc. MULTIMEDIA 2005*. 2005, p. 853-861.
- [2] Shamma, D. A., Kennedy, L. and Churchill, E. F.. Tweet the debates: understanding community annotation of uncollected sources. in *Proc. WSM 2009*. 2009, p.3-10.
- [3] 牧良樹, 中村聡史. コミックの読書進行度によるネタバレの影響調査. HAI シンポジウム 2016 P-37
- [4] 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. 電子情報通信学会技術研究報告 = IEICE technical report: 信学技報, 2015, vol. 2015-GN-96, no. 7, p. 1-6.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Langan, J. and Smeaton, A. F.. Using twitter to detect and tag important events in live sports. in *Proc. ICWSM 2011*. 2011.
- [8] 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. 第3回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM), 2011, p. 517-519.
- [9] Jeon, S., Kim, S. and Yu, H.. Don't Be Spoiled by Your Friends: Spoiler Detection in TV Program Tweets. in *Proc. ICWSM 2013*. 2013, p. 681-684.
- [10] Golbeck, J.. The Mute Button: A Web Filtering Challenge. in *Proc. CHI 2012*. 2012, p. 2755-2758.
- [11] Leavitt, J. D. and Christenfeld, N. J. S.. Story Spoilers Don't Spoil Stories. *Psychological Science*. 2011, vol. 22, no. 9, p. 1152-1154.
- [12] Levine, W. H., Betzner, M. and Autry, K. S.. The Effect of Spoilers on the Enjoyment of Short Stories. *Journal of Discourse Processes*, 2016, vol. 53, p. 513-531.

- [13] Tsang, A. S. L. and Yan, D.. Reducing the Spoiler Effect in Experiential Consumption. *Advances in Consumer Research*, 2009, vol. 36, p. 708-709.
- [14] 藤沼祥成, 横野光, Pascual Martinez-gomez, 相澤彰子. 盛り上がり時間帯におけるツイートの言語的特性の解析. 研究報告自然言語処理 (NL) , 2014, p. 1-8.
- [15] Brody, S. and Diakopoulos N.. Cooo!!!!!!!!!!!!!!: using word lengthening to detect sentiment in microblogs. in *Proc. EMNLP 2011*. 2011, p. 562-570.