

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

田島 一樹^{†1} 中村 聡史^{†1†2}

アニメやドラマなどのストーリーコンテンツに関してSNSで発信されるネタバレ情報は、本来作品を通して体験するはずだった興奮や感動的な体験を無くしてしまうものである。そこで本研究では、ストーリーコンテンツに限定し、ネタバレ情報を遮断する手法の検討を行う。ここでは人々が特に致命的なネタバレであると考えるものを調査し、そこからネタバレ情報をカテゴリ分けした。また、この各カテゴリに対するSVMでのネタバレの推定可能性について実験を行い、明らかにする。

A Study on Story Spoilers and Considering the Possibility to Detect Spoilers

KAZUKI TAJIMA^{†1} SATOSHI NAKAMURA^{†1†2}

Story spoilers on social network services often spoil users' enjoyment. Here, we investigate story spoilers by analyzing the dataset of story spoilers, and classify spoilers into several categories. Then, we clarify the possibility of accuracy to detect spoilers in each category by using SVM.

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、友人や知人など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。こうしたSNS上では互いの近況を報告するだけでなく、思ったことや感じたことをリアルタイムで発信していき、他者と共有するというのが日常的に行われている。ここで、ドラマやアニメで思ったことや感じたことをTwitter上で他者と共有するため発信することも多く、番組の放送に応じてTwitter上が盛り上がることも多い。こうした番組に連動したツイート(140字以内のTwitter上での投稿)は、その番組を視聴している人にとっては楽しいものである。一方、その番組を視聴するのを楽しみにしているが、何らかの事情でリアルタイムに視聴できない人にとっては、そうしたツイートはネタバレにつながるため悩ましいものである。

ここでネタバレとは、物語を視聴することを通して本来得られたはずの興奮を奪い去ってしまうものである。株式会社社会情報サービスが運営しているサイト[1]で行われたコンテンツにおけるネタバレに関するアンケートの結果、受けた人の内の約6割が映画などのネタバレに対して不満を持っているものとしている。こうした問題はSNSサイトにアクセスすること、アプリケーションを使わないことで回避することができる。しかし、SNSを遮断することは友人とのコミュニケーションを遮断するとともに、ニュースなどの情報への接触機会を減らしてしまうため、その対策方法

としては現実的ではない。また、ネタバレしないためにはリアルタイムで視聴したら良いと考えられるが、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。さらに、地域による放送時間の違いも問題の一つである。SNSが普及するまでであれば、こうした地域が離れた視聴者同士は、その物理的な距離によりコミュニケーションを取る機会は限られており問題となりにくかったが、SNSなどでこうしたユーザ同士がつながっているため問題となっている。

そこで本研究では、ドラマやアニメの放送時間が地域によって異なるという点に注目し、その時間差によってユーザがネタバレに遭遇してしまうという問題について、まずどの程度の放送時間差によるネタバレリスクがあるのかについて調査する。次にストーリーコンテンツに対するネタバレに関するデータセットを構築および分析し、そこからネタバレにおいて検討すべき項目を明らかにする。さらに、その分析結果に基づき、ネタバレ情報をカテゴリ分けし、そのカテゴリ毎のネタバレツイートデータセットを構築するとともに、SVMによる分類をおこなうことによって、カテゴリごとのネタバレの判定のしやすさ、しにくさなどを明らかにする。

2. 関連研究

ネタバレを防止することを目的とした研究はこれまでもいくつかなされてきている。

我々は過去の研究[2]において、リアルタイムでスポー

^{†1} 明治大学
Meiji University.
^{†2} JST CREST

ツの試合を見ることができないユーザがウェブページを閲覧している際に試合の内容に関するネタバレに遭遇してしまうことを問題とし、そうしたユーザのためにウェブページにおけるテキスト情報の曖昧化処理によってネタバレを防止する手法を提案している。しかし、この研究では、ネタバレの判定は事前に用意したネタバレ用正規表現辞書とのマッチングを前提としており、正規表現辞書をメンテナンスする手間などがあつた。本研究は、こうしたネタバレ判定のための分類器を機械的に構築することを目的としている。

Golbeckら[3]は時差により放送時間が異なることによってTwitterでネタバレされてしまうアメリカの事例を紹介しており、世界的にもネタバレは問題となっていることが分かる。また、この研究ではドラマやスポーツに関するワードが登録されているブラックリストを生成することによってテキストのネタバレを検知し、そのツイートをブロックするためのミュートボタンを実装している。Golbeckらは全てのネタバレを検知し、再現率100%を目指しているという点で、我々と同じであるが、本研究ではストーリーコンテンツにおけるネタバレを分類および判定するという点で異なる。

Twitterを対象としてクライアントを実装することによりネタバレ防止を行う手法として[4]や[5]がある。こうした研究ではハッシュタグ付きツイートから時間的にバーストする単語を抽出し、その単語を含むツイートを非表示にすることでネタバレを防止している。しかし、バーストする単語がネタバレというわけではない。本研究ではストーリーコンテンツに対する複数ジャンルのネタバレデータセットを構築し、ストーリーコンテンツにおける本質的なネタバレの防止を目指しているという点で異なる。

池田ら[5]はAmazon.comや価格.comのようなオンラインショッピングサイトにおいて、ユーザが商品購入の意思決定する際に参考にするレビュー文に小説、映画、ゲームなどのストーリーコンテンツに関するあらすじが含まれることを問題に挙げており、人名辞書と意見辞書を用いてあらすじを表す文と意見文をそれぞれ判定し、あらすじ部分のみを隠して表示するシステムの提案と実装を行っている。判定する文章がストーリーコンテンツに関するものという点では同じだが、オンラインショッピングサイトとTwitterでは、感嘆文や登場人物の発言の有無など投稿される文章の傾向が大きく異なると考えられる。

前田ら[6]は、ストーリーコンテンツに対するレビュー文をユーザが参考にする際にネタバレを発見してしまうことを問題とし、また、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ネタバレを判断する放送について検討している。我々は、コンテンツではな

くコンテンツに対するツイートからネタバレ分類器を構築し、ネタバレ判定を行うという点でアプローチが異なる。

田中ら[7]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に挙げており、ルールベース手法と機械学習によりネタバレコメントを検知する手法を提案している。またここでは、ネタバレとなる重要な単語を捉える際には単語バーストを利用している。田中らは動画共有サイト上の蓄積された動画コンテンツに対するネタバレを防ぐことを目指しているが、本研究はリアルタイムのイベントであるアニメなどに対するネタバレを判定するものである。

Jonathanら[8]はストーリーコンテンツにおいて作品を楽しみにしている最中にネタバレを知ってしまうために否定的な感情が生まれると考え、作品を知る前からその作品の知識を得ることによって、途中でネタバレをされても楽しみを損なわずに作品を楽しめるかどうかの実験を行っているが、本研究では人々が既にストーリーについての知識を持っていることを前提としているものである。

3. 基礎検討

3.1 放送時間差を考慮する重要性

Golbeckらの研究[4]では、アメリカ国内の時差によって同時に視聴できないことがあることを問題視していた。一方、日本では国内の時差はないものの、テレビ局の都合などにより地域によって放送時間が異なることが珍しくない。

ここでドラマなどは、20時～22時の時間帯に全国一斉放送されることが多いが、アニメなどは深夜帯に放送されることも多く、放送局によるばらつきが多いとかがえられる。そこで本研究では、日本においてどの程度アニメ番組が一斉に放送されておらず、放送時間差によってネタバレに遭遇してしまう視聴者が多いかを調査する。まず、アニメ番組の情報が掲載されるサイト[9]を利用することで、2015年に放送されたアニメ20本を、無作為に選定し、各アニメ番組の放送局、放送時間の情報を取得した。次に、放送局の放送エリアや世帯数情報[10]を利用し、各放送局が放送する地域の世帯数を取得した。この取得した情報をもとに、20本のアニメ番組についてある対象の話が最初に放送されたときにどの程度の視聴者数が視聴するのか、また何日遅れてどの程度の視聴者がその話を視聴するのかを集計し、平均化した。

地域の世帯数の平均と経過日数の関係を表したグラフを図1に示す。図の横軸は放送開始日からの経過日数、縦軸は放送対象の平均世帯数である。つまり、棒グラフの1番左側がリアルタイムに視聴できない世帯数を表している。なお、20本中放送時間差がない番組は5つであった。

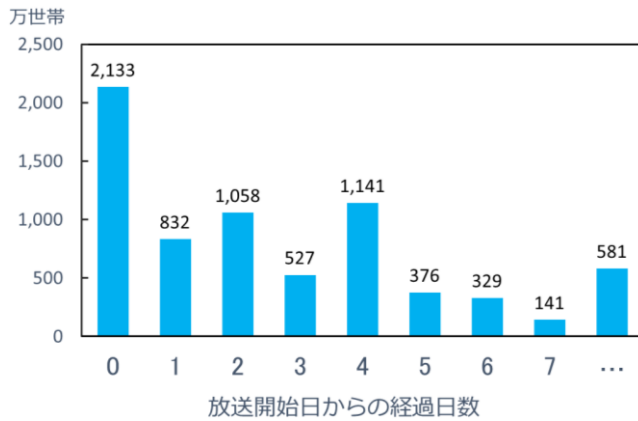


図1 20本の作品において放送される平均世帯数の推移

図1で示されている通り、放送開始日にリアルタイムで平均2133万世帯で放送されるのに対し、放送開始から1日以上経過してから放送される地域の平均世帯数を合計すると4984万世帯であり、リアルタイムで視聴できない世帯数は倍以上であることが分かる。このことから居住地域によってリアルタイム視聴できず、SNS上でネタバレをされてしまう視聴者が多く、放送時間差によるネタバレを防ぐことの重要性が明らかである。

3.2 ネットバレルの収集とカテゴリ分け

ネタバレを防止するためには、まず、ドラマやアニメなどのストーリーコンテンツにおいて、多くの人々が共通して知りたくない出来事を知る必要がある。我々は特に致命的なネタバレを見つけるため、まずはドラマ、アニメ、ゲーム、コミック、映画、小説のネタバレを収集するネタバレ投稿サイト[11]の構築を行った。また、本サイトとは別の投稿システムも活用して、100名以上の学生に対してストーリーコンテンツに対するネタバレを登録してもらうことで、ネタバレデータセットを構築した。なお、ここではネタバレはなるべく短い文章で記述してもらった。

これにより構築されたネタバレデータセットは693個のコンテンツに対する合計1370個のネタバレであった。次に、登録されたネタバレを手作業により分類した。具体的には、ネタバレを著者らが一つずつ手作業で分類し、結果として大まかに正体、生死、勝敗、人物特徴、人間関係、問題発生、仕掛け、目的、過去、登場、地位・権力、作品の展開の12種類のカテゴリに分類。図2はカテゴリごとのネタバレ数を示したものである。これにより、ストーリーコンテンツ全体では、正体、生死に関するネタバレの出現回数が特に多い事がわかる。つまり、これらは人々が致命的なネタバレとして認識している可能性が高いと考えられる。また、アニメのみに対するネタバレに注目してグラフを作成したものが、図3である。この結果から、アニメについては正体、生死、勝敗、人物特徴に関するネタバレが多いことが分かる。

本研究では、特に放送時間に時間差があるアニメ作品に

関するツイートを、ネタバレかどうかで判定する対象にしている。そこで本研究では正体、生死、勝敗、人物特徴に関する4つのカテゴリに対するネタバレ防止の可能性について検討を行う。

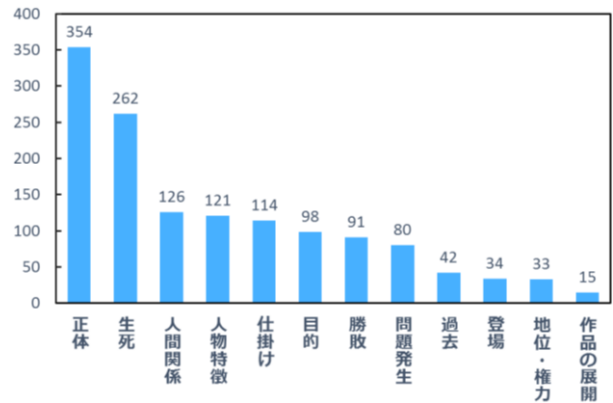


図2 ネットバレルの投稿数 (アニメ、ゲーム、コミック、ドラマ、映画)

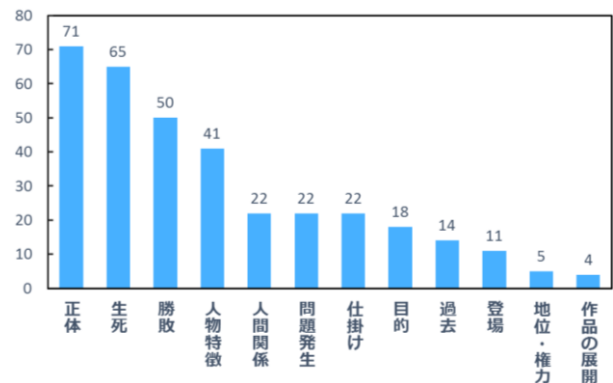


図3 ネットバレルの投稿数 (アニメのみ)

4. 判定手法

ここでは、4つのカテゴリについてネタバレかどうかを判定するため、各分類におけるSVMの分類器を作り、その分類器を用いてネタバレかどうかの判定を行う。ここではSVMのための単語ベクトル生成のため、3つの手法を提案する。

4.1 ベースライン手法

ツイートを形態素解析することによって、単語ベクトルを作る。ここでは、ネタバレが含まれる文章に特有であると考えられる名詞、動詞、形容詞、連体詞、副詞の5つの品詞を利用して単語ベクトルを生成する。また、それぞれの品詞は名詞を除き、その単語の原形を使用して学習する。

4.2 正規化手法

Bodyら[12]はTwitterに代表されるSNS上で単語の一部を連続させるなどして変化させることによって投稿者の強い感情を表す語を検出するという手法を提案している。そこで本手法では、視聴者が感動などを表す際に用いる

「!!!!!!」「wwwww」のような同じ文字が連続した記述を正規化する。そのため、連続している記号を全て半角の小文字へ変換した後に正規表現で文字の長さを「!」「w」のような1文字に置換する。

4.3 人物名の一般化手法

ストーリーコンテンツにおける主人公やライバル、犯人や被害者などの登場人物名は、ストーリーによって大きく異なる。これまでのストーリーコンテンツにおけるネタバレから、新しいストーリーコンテンツのネタバレを推定するには、この人物名を一般化することが重要になる。そこで本手法では、登場人物名を一般的な語へ置き換える。具体的には物語の進行を左右するような影響力のある人物名を「主要人物」、物語への影響力のない人物名を「モブ」と置き換える。これにより、例えば「主要人物が死んだ」と「モブが死んだ」とものを区別することができ、ネタバレ判定精度を向上させることができると期待される。

5. 評価実験

5.1 評価データ

今回対象とする4つのカテゴリそれぞれの出来事が起きたアニメ作品を4つずつ選定した。選定した作品名を表1に示す。

表1 選定した番組

カテゴリ	作品名
正体	Charlotte(シャーロット) 第8, 9話 乱歩奇譚 第3, 5話 名探偵コナン 第735-788話 WORKING!!! 第7話
生死	Charlotte(シャーロット) 第7, 9話 ジョジョの奇妙な冒険 -スタースタクルセイダース- エジプト編 第48話 名探偵コナン 第735-788話 Fate/stay night [Unlimited Blade Works] 第15, 17, 24話
勝敗	黒子のバスケ 第75話 ハイキュー!! 第24話 遊戯王 ARC-V 第63, 68, 70話
人物特徴	東京喰種トーキョーグール 第1, 12話 ワンピース エピソード オブ サボ ～3兄弟の絆 奇跡の再会と受け継がれる意志～ 黒子のバスケ 第50, 74話 Charlotte(シャーロット) 第7, 9話

アニメやドラマなどの視聴者の中には作品の内容をリアルタイムで投稿する者もいる。その際、ハッシュタグと呼ばれる他人の投稿内容の把握を容易にし、かつ、それに関連した投稿が検索可能になるタグをツイートに付加することが多い。ハッシュタグを利用することでユーザーの実況

を遮断することは可能である。しかし、ユーザーがハッシュタグを付加せずに作品の内容を投稿してしまうことがしばしばある。よって、ハッシュタグが付加されたツイートの遮断のみでTwitter上のネタバレを防いだことにはならない。しかし、ハッシュタグが付加されているツイートには、特に放送時間中、アニメやドラマの内容がそのまま書き込まれることが多く、Twitter上で投稿されるネタバレをSVMで学習することに適している。

ここで選定した番組について、そのアニメ番組などに関してTwitter上で実況に用いられるハッシュタグ(#シャーロット, #anime_oreなど)を設定し、Twitter Search APIと実況をまとめたサイト[13]を利用して関連するツイートを収集した。なお、構築した評価用のデータセットのツイート数は表2の通りである。

表2 構築したデータセットのツイート数

カテゴリ	総ツイート数	ネタバレツイート数
正体	857	421
生死	1310	674
勝敗	516	261
人物特徴	595	297

5.2 評価尺度

4つのカテゴリである部分とそうでない部分の判定における評価尺度として、適合率 (Precision) と再現率 (Recall) を用いる。ここで、クラス C_i に対して、適合率と再現率は以下のように算出される。

$$\text{Precision}(C_i) = \frac{\text{正しく}C_i\text{に分類されたツイート数}}{C_i\text{に分類されたされたツイート数}}$$

$$\text{Recall}(C_i) = \frac{\text{正しく}C_i\text{に分類されたされたツイート数}}{C_i\text{に属するツイート数}}$$

本研究ではそれぞれのカテゴリにおいてクラスは2つあり、このクラスはネタバレとなるクラス (正例) とネタバレでないクラス (負例) である。番組を楽しみに待っている視聴者にとってネタバレは可能な限り回避したいものである。そのためネタバレを含むツイートをできるだけ網羅することが重要である (正例をできるだけ網羅することが重要)。そこで、本研究では番組が放送されるまでの期間中のみある程度ネタバレでないツイートを遮断しても仕方ないものとし、正例 (ネタバレ) 分類に対する再現率に特に注目して評価を行う。

5.3 結果と考察

各カテゴリで4つの中から3つのアニメ作品を学習データとして利用することにより学習し、残り1つの作品をテスト

トデータとして精度を算出する。これを各カテゴリで4つの作品全てに対して算出し、適合率と再現率の平均を計算する。なお、学習及びテストにおける単語ベクトルの精製方法については、4章で提案したベースライン手法、正規化手法、人物名の一般化手法のそれぞれによる分類精度の結果を図4、5に示す。なお、図4、5の横軸はカテゴリ名であり、図4の縦軸は適合率、図5の縦軸は再現率を表している。

図より、4つのカテゴリに対するそれぞれの判定結果に着目する。再現率に着目すると4つのカテゴリの中で勝敗に関するネタバレの判定結果が最も良かった。これは、「勝利」「敗北」のような出来事は視聴者にとって分かりやすい事実であるため、投稿する内容が似通ったものが多く、学習しやすかったためであると考えられる。一方、人物特徴に関するネタバレは最も判定の精度が低かった。これは、登場人物の特徴に関するネタバレを投稿する際、視聴者ごとに特徴を表すために異なる表現や比喻を用いられているため特有の単語が少なく、学習しにくかったためであると考えられる。生死の判定では適合率が他のカテゴリと比べて高かったが、ストーリーコンテンツ特有の表現（Aが消滅など）が生死と判定できず、再現率についてあまり良い結果は得られなかった。正体に関するツイートの判定はベースライン手法のみにおいては一番精度が低かったが、正規化、一般化手法の両方が有効であったので、特有な語を学習すればさらに再現率の向上をさせることができると考えられる。

全体的に見ると正規化手法が最も結果を改善したため、Twitter上におけるアニメのネタバレを検知する際にこの手法は有効であることが分かった。今回は記号のみに着目して正規化したがる、記号以外の一部分が連続する品詞も正規化することで、より精度が向上すると考えられる。ただし、人物特徴に対しては有効でなかった。また、人物名の一般化手法では4つのカテゴリ全ての再現率が上がったため、登場人物名を一般化することはストーリーコンテンツにおけるネタバレ検知において有効であることが明らかになった。

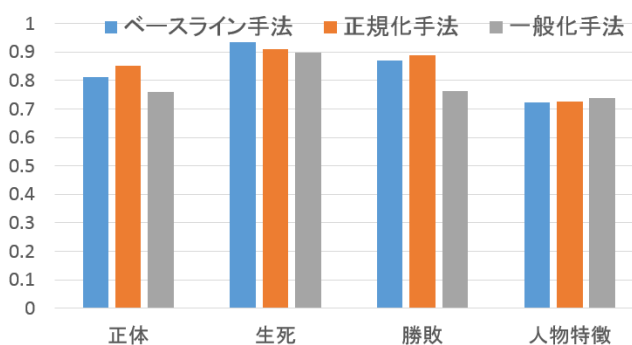


図4 手法ごとの適合率

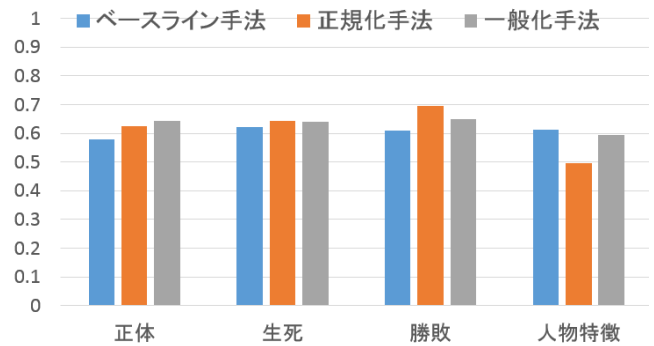


図5 手法ごとの再現率

6. まとめ

本研究ではストーリーコンテンツにおける致命的なネタバレを正体、生死、勝敗、人物特徴の4つにカテゴリ分けすることによってTwitter上のネタバレの検知をできるかどうかの実験、また、日本における放送時間差によるネタバレの問題についての基礎調査を行った。4つのカテゴリの検知にはSVMを適用し、カテゴリごとの判定のしやすさ、しにくさを明らかにした。その結果、正体、生死、勝敗に関するネタバレをある程度検知することが可能であったが、人物特徴に関するネタバレはあまり検知できていなかった。これは、正体、生死、勝敗に比べ、人物特徴に関するツイートに特有な形態素が少ないことが要因として挙げられる。このような問題は今後カテゴリを見直すことで解決できる可能性がある。

7. おわりに

本研究では正体、生死、勝敗、人物特徴の4つのカテゴリをストーリーコンテンツにおける致命的なネタバレとしてデータセットを構築し、Twitter上のネタバレをSVMで学習して判定できるかどうかを明らかにした。

今後の展開としては判定結果が悪くなかった人物特徴のカテゴリを見直すことや著者ら以外の者と協力してより学習が偏らないようなデータセットを構築することによってより実用的な分類器の作成を目指すことなどが考えられる。また、放送時間差を考慮したシステムの実装する予定である。例えば、[11]を利用し、正規表現によって番組名、放送開始日、それぞれの放送局の放送日時のデータを得る。そのデータを利用し、放送すべての地域である番組が放送終了するまでの期間中ネタバレを含むツイートを遮断する手法などが考えられる。

謝辞

本研究の一部は明治大学重点研究Aおよび文部科学省科学研究費補助金 基盤研究A (#25240012) によるものです。

参考文献

