

# 実時間と動画時間から面白い動画コメントを抽出する手法の提案

早川 卓弥<sup>1</sup> 土方 嘉徳<sup>1,a)</sup> 西田 正吾<sup>2</sup>

受付日 2014年12月24日, 採録日 2015年6月5日

**概要:** ニコニコ動画をはじめとして、動画の再生に同期して表示される動画コメントを投稿可能な動画共有サービスが広がっている。本研究では、動画コメントから面白いコメントを抽出する手法を提案する。この手法ではコメントに対する他のユーザの反応コメントを利用している。反応コメントの推定を動画時間と実時間という2つの時間軸から行い、コメント量の時間的変化から面白いコメントを抽出する。抽出したコメントに対し、動画サービスに備わっているコメントの評価機能による得票数との比較と、複数人の評価者による面白いコメントかどうかの判定結果との比較により、評価を行った。結果として、2種類の時間情報を用いることで面白いコメントを抽出することができる可能性があることが分かった。

**キーワード:** 動画投稿サイト, ソーシャルメディア, 動画コメント, 面白いコメント, 実時間, 動画時間, 情報抽出

## Proposing a Method for Extracting Funny Video Comments Using Real-world Time and Playback Time

TAKUYA HAYAKAWA<sup>1</sup> YOSHINORI HIJIKATA<sup>1,a)</sup> SHOGO NISHIDA<sup>2</sup>

Received: December 24, 2014, Accepted: June 5, 2015

**Abstract:** Recently, video sharing sites have been becoming popular among people. Some of the video sharing sites like Nico Nico Douga allow users to submit a comment to a video by identifying a movie frame. Other users can see them displayed synchronized with the video. We propose a method for extracting funny user comments from a video sharing site. Our method makes use of responses from users to a comment. It estimates response relationship between comments by utilizing real-world time and playback time of a comment and extracts funny comments by detecting the change of the amount of responses. We evaluate the extracted comments by two experimental methodologies. One is using the users' votes to a comment (voting function is provided by Nico Nico Douga), and the other is asking some users to evaluate the extracted comments with regard to the fun (whether they are funny or not). The results show that there is a possibility that our method can extract funny comments.

**Keywords:** video sharing site, social media, user comment, funny comment, real-world time, playback time, information extraction

### 1. はじめに

近年, YouTube やニコニコ動画, FC2 動画に代表され

る動画共有サービスが広く利用されるようになってい  
る。なかでもニコニコ動画やFC2動画においては、視聴者は  
動画の再生中にコメントを投稿することができる(本稿では  
コメント同期型動画サイトと呼ぶ)。投稿されたコメントは  
投稿された動画内の時間位置が記録され、そのタイミン  
グで表示されるようになる。他の視聴者は、これらのコ  
メントをあたかも動画再生中に投稿されたかのように読む  
ことができる。

<sup>1</sup> 大阪大学大学院基礎工学研究科  
Graduate School of Engineering Science, Osaka University,  
Toyonaka, Osaka 560-8531, Japan

<sup>2</sup> 放送大学大阪学習センター  
The Open University of Japan, Tennoji, Osaka 543-0054,  
Japan

a) hijikata@sys.es.osaka-u.ac.jp

投稿されたコメントの中には、面白さを感じるコメントが存在する。動画自体の面白さに加え、それらの面白いコメントと一緒に視聴することで、動画視聴の楽しみが増すと考えられる。しかし、一般に一定件数以上のコメントが投稿されると、過去のコメントから順に非表示になる仕様が存在している。この仕様により過去のコメントは非表示になる場合がある。このことから、ユーザが面白いコメントを見逃す可能性があり、そのコメントを再び探したことも手間がかかる。そこで、ユーザに対して面白いコメントを抽出して提供する必要があると考えられる。本研究では動画に同期したコメントから面白い動画コメントを抽出する手法を提案する。

面白いコメントを考えるうえで、一般によく現れるコメントの種類（タイプ）について考える。表 1 にコメントによく見られるタイプをあげる。「感想」は動画に対しての感想や評価を表現したものである。「議論」は、コメントを付与するユーザ間での議論や論争である。「弾幕」は、動画を同じようなコメントで埋め尽くすために投稿されたコメントである。「職人」は、動画を背景にしてそこに装飾的に付与されたコメントである（一般的にこのような装飾的なコメントを行う人は「コメント職人」と呼ばれている）。「解説」は、動画に対する詳しい説明を行うものである。「定型句」は、ニコニコ動画の文化で特有の定型的なコメントである。「ボケ」は、動画に対して新たな見方を与えるようなジョークである。「ツッコミ」は、動画の内容（たいていは理不尽な内容やジョーク）に対して意見を述べるものである。「空耳」は、動画中で、本当はそのように話していない（歌っていない）のに、聞きようによっては違って聞こえた内容である。

これらのタイプの中で面白いコメントになりやすいものは、「ボケ」や「ツッコミ」、「空耳」である。しかし、動画に付与されたコメントの内容は動画の内容に依存していることが多い。特に、上記の「ボケ」や「ツッコミ」については動画の内容に強く関連しており、これらのコメントをさ

表 1 よく見られる動画コメントのタイプ  
Table 1 Frequent types of video comments.

タイプ	具体例
感想	“ワロタ www”・“かわいい” “どこが面白いの?”・“下手くそ”
議論	“嫌なら見るなよ”・“←やばいってレベルかよ”
弾幕	“きしめええええ”・“悪霊退散悪霊退散”
職人	“*+☆+*——*+☆+*——*+☆+*”
解説	“このアイテム回収がイベントフラグ”
定型句	“幸せなキスをして終了”・“視聴確定”
ボケ	“3 億年後”（本当は“3 日後”）
ツッコミ	“どういうことなの…” “それで合コンはないわ ww”
空耳	“あんかけチャーハン!”

らに詳細に分類しようと試みても、そのタイプのすべてを網羅することは難しい。また、面白さを感じる基準も人それぞれであると考えられる。特定の人にも面白く思われるようなコメントも多く存在すると思われる。そこで、我々は動画に付与されたコメントのうち、面白いと思う人が存在する可能性の高いものを抽出することを目指す。

我々は、面白いコメントの多様性の問題も含めてコメントのテキスト情報の解析は難しいと考え、コメントに対して他のユーザが反応したコメントが存在するかどうかという情報を利用することにした。あるコメントが投稿された後に、他のユーザが多く反応している場合は、その投稿は面白いコメントである可能性が高いと考えたためである。しかし、コメント同期型動画サイトにはあるコメントがどのコメントに対して反応しているか、つまりコメントのレスポンス関係を明示的に知る機能が存在しない。そこで、コメントのレスポンス関係の推定のため、コメントに付与された 2 種類の時間情報を用いた。2 種類の時間情報とは、コメントの投稿日時を表す実時間情報と、コメントの動画中における時間位置を表す動画時間情報である。一般に内容に関連するコメントは、動画時間において近い位置に現れることが多いと考えられる。また、あるコメントに対して反応するコメントは、そのコメントが投稿される前には存在しないため、コメントの実時間の前後関係から、反応するコメントの有無を判断できる。さらに、反応するコメントの変化量を見ることで、面白いコメントが抽出できると考えた。面白いコメントが投稿されるまで、そのコメントに対する反応コメントが現れることはないため、反応コメントの量があるコメントをきっかけに増加している場合、そのきっかけとなったコメントが面白いコメントであると考えたためである。以上より、時間情報により推定されたコメントのレスポンス関係から、コメントの反応量の変化を検出することにより面白いコメントを抽出する手法を考案した。

ここで、本稿で用いる用語を次のように定義する。

トリガーコメント：コメントを増加させるきっかけとなったコメント

レスポンスコメント：トリガーコメントに対して反応するコメント

本稿の構成は以下のようになっている。2 章で、提案手法の背景について詳しく述べる。3 章で、面白いコメントに対して、他のユーザから多くのコメントが出現しているかどうかについて調査する。4 章で、本研究の提案手法と比較手法について述べる。5 章で、提案手法を評価する方法について述べる。6 章で、その評価結果を述べる。7 章で、関連研究について述べる。

## 2. レスポンスコメントと時間情報を用いた技術的背景

本章では、前章で述べたように、面白いコメントを抽出

するために、レスポンスコメントの存在とその発見のため2種類の時間情報を利用することとした技術的背景を説明する。

まず、レスポンスコメントの存在を利用することとした背景を説明する。テキストの面白さを評価する最も直接的な方法は、テキストの内容そのものを評価することである。たとえば、Amayaらはストーリーを表すテキストの内容から、機械学習の手法を用いることで各テキストがユーモアを目的としたものであるかどうかを分類している [1]。Amayaらが対象とするテキストはストーリー仕立ての比較的長いものであるが、Twitterのツイートや動画サイトのコメントのように非常に短く文体もフォーマルでない文に対しては、このような既存のテキスト分類手法を用いても、良い分類結果は期待できないことが指摘されている [2], [3]。特に、面白いツイートやコメントの本文には、共通した特徴語を発見することが困難であると思われ、単語の出現傾向が似ている文書を同じクラスに分類することを基本とした従来のテキスト分類法を適用することは困難であると指摘されている [2]。

これに対し、テキストの面白さをテキストの内容は用いずに、そのテキストに反応した他のテキストを使うことで評価するアプローチが存在する。たとえば、林田ら [2] は対象とするツイートに対する反応ツイートを用いて、面白いツイートの分類を試みている。面白いツイートに対する反応ツイートには笑いの感情を表現する共通の特徴語があるため、これらのツイートの本文を用いて機械学習により分類を可能としている。このような反応ツイートやレスポンスコメントを利用する方法は、本研究で扱うコメント同期型動画サイトのコメントの評価にも適していると思われる。なぜなら、コメント同期型動画サイトでは、コメントに文字数制限（ニコニコ動画では最大75文字）があり、さらにそれらのコメントにはネット上の流行語や記号文字を用いた装飾的なものも多いためである。上記の問題点をふまえて、本研究においても対象となるコメントの本文ではなく、そのコメントへの他のユーザのレスポンスコメントを利用することにした。

次に、レスポンスコメントの推定にコメントに付与された実時間と動画時間という2種類の時間情報を用いた理由を説明する。レスポンス関係が明示的なTwitterと異なり、コメント同期型動画サイトのコメント間の関係は明示的でない。そのため、コメントのレスポンス関係を推定する必要がある。多くのレスポンスコメントがあったとしても、それらがある他のコメントに対する反応なのか、動画本体の内容に対する反応なのかは分からない。一般に、動画時間で見たときに、動画中の面白い部分やハイライトとなる部分には多くのコメントが集中することが分かっているためである [4], [5]。コメントが反応している対象を判別するためにコメント本文の解析を行うことも考えられるが、判

別にはコメントの意味と動画内容を理解する必要があり困難である。

そこで、反応コメントの変化量から面白いコメントの抽出を行うことを考えた。我々は、コメントの集中の時間分布の特徴は、動画内容に対するものと面白いコメントに対するものと異なることを考えた。動画内容による面白さは時間（実時間）が経過しても不変のものである。したがって、動画内容に対してコメントの集中が発生している部分は、時間が経過しても変化しないと考えられる。反対に、面白いコメントに対するコメントの集中は、そのきっかけとなる面白いコメントが投稿されてから現れるものである。そのため、面白いコメントが存在する部分には実時間の経過に従って、コメント量の大きな変化が現れることになる。そこで我々は、実時間情報と動画時間情報の2種類を用い、実時間で見たときに、各コメントの前後でコメントの量が変化するかどうかを見ることにより、面白いコメントを抽出することとした。

### 3. ニコニコ動画におけるコメントの投稿傾向についての調査

前章で述べた動画内容の面白い部分と面白いコメントが存在する部分におけるコメントの時間分布の違いを確かめるため、ニコニコ動画におけるコメント投稿について調査した。2014年8月1日から3日の間にニコニコ動画総合ランキング（24時間）に掲載された動画の上位100件を調査の対象とした。ただし、動画のコメント数が2,000件未満のものは取得しないこととした。

#### 3.1 実時間軸を用いた場合の調査

コメント投稿の時間的な傾向を調査するために、ある動画に付与されたコメントを動画時間と実時間の2軸からなる平面にマッピングし、散布図を得た（図1参照）。横軸が動画時間、縦軸は動画が投稿されてからの実時間となっている（ただし、0-1で正規化している）。我々の提案手法で実現したい処理は、この散布図中のある動画時間におい

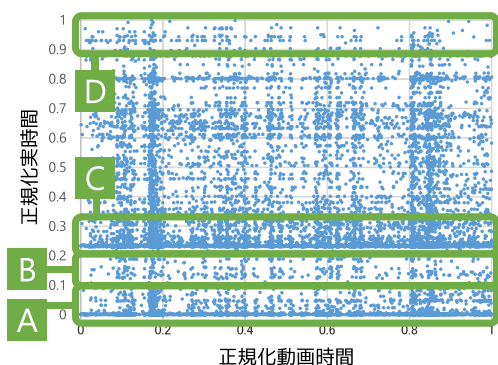


図1 実時間と動画時間を用いたコメントの散布図

Fig. 1 Scatter plot of comments (Playback time axis and real-world time axis).



て、実時間の方向に沿って見たときに、急激にコメントが増えている点を探すことになる。

しかし、散布図を見ると、実時間の方向に沿ったコメントの投稿頻度に偏りがあることが分かる。たとえば、図1中に示した領域AとBにおける投稿頻度を比較すると、Bの方が投稿頻度が減少していることが分かる。領域CとDを比較しても、Dの方が投稿頻度が減少している。これは、動画が投稿されてからの時間の経過とともに、新たに動画を視聴する人の数が減るためであると考えられる。また、すべての動画内時間において急にコメントの投稿が増えている実時間も存在する。BとCを比較すると、Cでは急激にコメントの量が増加している。これは、動画ランキングへの掲載や他メディアでの紹介などが影響しているためであると思われる。

実時間を用いたコメント分布には、上記のような偏りが存在するため、この分布から時間分布の特徴の違いを発見することは難しいと思われる。

### 3.2 コメント番号軸を用いた場合の調査

前節で発見された偏りは、実時間で発生するイベントにともなって発生していると思われる。そこで、実時間ではなくコメントの投稿順序を軸に用いて、同様の散布図を得ることにした。図2にその結果を示す。横軸は動画時間で、縦軸はコメント番号である。コメント番号とは、ある動画に投稿されたコメントについて、投稿された順番に与えられる番号である。

まず、図2中の緑色の点線で囲まれた部分を見ると、この動画部分にはつねにコメントが集中している。ここにはつねにコメントが集まっているため、この集中の原因は動画に本来ある面白さによるものであると考えられる。次に、図中の赤色の実線で囲まれた部分を見るとこの部分にもコメントは集中している。しかし、動画が投稿された直後は、この動画部分にはあまりコメントが集中していない。この動画部分は、何らかのコメントをきっかけに新たに注目されるようになったと考えられる。したがって、ここに

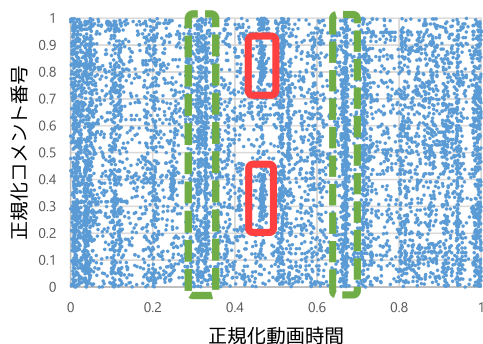


図2 コメント番号と動画時間を用いたコメントの散布図

Fig. 2 Scatter plot of comments (Playback time axis and comment number axis).

コメントの集中を引き起こしたトリガーコメントが存在すると考えることができる。

なお、実際の動画を見て緑色の点線の動画部分と赤色の実線の動画部分について確認したところ、緑色部分は動画の盛り上がる部分であり、赤色部分は面白いコメントがきっかけとなって発生したものであることが分かった。また、収集した他99件の動画に対するコメントを見ても、コメント番号を用いて分布を得た場合にはいずれも前述の偏りが見られた。

### 3.3 トリガーコメント周辺部分の調査

前節で発見されたコメントの集中部分に実際に面白いコメントが存在したのかどうかについて調査する。コメントを面白いと思うかどうかは人によって異なると考えたため、この調査には5人の評価者を用いた。この5人の内訳は、ニコニコ動画をふだんからよく視聴する者が3人と、ニコニコ動画をほとんど視聴しない者2人である。調査には前節の分析で用いた動画100個のうちランダムに選んだ8個を用いた。

調査の結果、コメントの面白さには、「ボケ」、「ツッコミ」、「定型句」、「空耳」、「職人」、「他作品への言及」の6種類があることが分かった。ここで「他作品への言及」とは、当該動画とは異なる作品との類似点を見つけ、その作品について言及したものである。これら6種類の出現頻度を表2に、それぞれのコメントの例を表3に示す。

これらの中で、我々は「定型句」が面白いコメントになるとは考えていなかった。「視聴確定」や「これが現実」などは、ニコニコ動画でのコメントには非常によく見られるものであるが、動画中で何の脈絡もなく男風呂のシーンが出てきたところで提示されていたり、意欲にあふれていた漫画家の生活が急に乱れるシーンで出てきており、その提示のタイミングが絶妙であった。ニコニコ動画でよくみられる定型句であっても、提示する場面やタイミングによっては、面白いコメントになることが分かった。

また、「他作品への言及」はもともと想定していなかったタイプであった。「セルニア伊織フレイムハート？」は、動画中で不自然に長い名前の登場人物が自己紹介したときに、同じような語呂を持つ他作品の登場人物を提示している点

表2 発見された面白いコメントの内訳

Table 2 Frequencies of funny comments in each type.

タイプ	出現回数
ボケ	11
ツッコミ	7
定型句	9
空耳	1
職人	1
他作品への言及	5

表 3 発見された面白いコメントの例  
Table 3 Examples of funny comments found by five evaluators.

タイプ	具体例	詳細説明
ボケ	“ドラえもん のび太の (桜 Trick)”  “ふなっしー”	作品のタイトルにするなら語呂が良いことと、桜 Trick という同性愛をテーマにした作品に対して、子供向け作品の代表である漫画を持ってきている点。 作品中に登場した幼児の声、あまりに子供っぽくなく、じゃみ声で人気のふなっしーの声に似ていた点。
ツッコミ	“VTOL かよ!” “大 参 事”	馬が飛んだことに対し、垂直離着陸機の略称を持ってきている点。 アニメ (二次元) のプロモーションビデオなのに実写のシーンが挿入されていた点。ニコニコ動画の視聴者の多くは二次元の動画を好む傾向がある。
定型句	“視聴確定”  “これが現実”	何の脈絡もなく男風呂のシーンが出てきたことに対してコメントを提示している点。 意欲にあふれていた漫画家の生活が急に乱れたことに対して、コメントを提示している点。
空耳	“ト” すればいい?? オシエテクレヨーー”	
職人	“★ ★”	登場人物の体の一部に重畳させる形式で表示している点。
他作品への言及	“セルニア伊織フレ임ハート?”  “another なら死んでる”	動画中で長い名前を持つ登場人物が自己紹介したことに対して、別アニメで似たような語呂を持つキャラクタ名を持ってきている点。 ちょっとした怪我しかならないような事故に対して、別アニメ「Another」だったら簡単に死んでいることを皮肉っている点。

が面白いと感じられた。ただし、この面白さは該当の他作品を知っている人にとってのみ理解できるものであった。

これらの例からも、面白いコメントの特徴を発見し、簡単なルールで抽出することは困難であることが分かる。そこで本研究では、コメントの時間的分布の違いを利用して、面白いコメントを抽出する手法について提案する。

なお提案手法は、コメント番号の方向にコメント量が増加している部分を探すことで、増加のきっかけとなったトリガーコメントを検出している。トリガーコメントは、面白いコメントであることも多いと思われるが、視聴者同士の議論や炎上 (エスカレートした議論) を引き起こすコメントである可能性もある。しかし、提案手法では、トリガーコメントから面白いコメントのみを抽出する機構は有していない。本研究では、コメント番号の方向でのコメント数の急増という単純な現象から、どの程度の正確さで面白いコメントを抽出できるかを示したことに貢献があると考えている。

#### 4. 提案手法

提案手法は、コメント番号と動画時間の二次元平面において、コメント番号の軸に沿って急激にコメント数が増えた部分を探す。そのために上記の二次元平面において、あるコメントが投稿される前の周辺領域と後の周辺領域をウィンドウにより切り取る。

**Algorithm 1** に、提案手法のアルゴリズムを示す。アルゴリズムは、動画の全コメントおよび窓の大きさ、後述する変化量計算の繰返し回数と、全コメント数に対して面白いコメントとして抽出するコメント数の割合を入力として、面白いコメントと考えられるコメントを出力する。*CommentList* はある動画のすべてのコメントを格納した

#### Program 1 配列 CommentList の要素となる構造体

```
struct Comment {
    int コメント番号;
    int 動画時間;
    string コメント本文;
    string 色や大きさ, 位置の指定;
    double コメント密度差;
};
```

配列である。この配列の要素はコメントの情報を格納した構造体であり、コメント番号、動画時間、コメント本文およびコメントの色や大きさ、位置の指定が記憶されており、さらに計算したコメント数の変化量を記憶するコメント密度差 (実数型) を持つ。**Program 1** にこの構造体の定義を示す。**Algorithm 1** の引数と内部変数であるが、*L* はウィンドウの動画時間軸に対する幅である。*C* はコメント *A* を起点として、その投稿以前と投稿以降のコメント番号の範囲を示すためのコメント数である。*CList* は *C* の大きさを格納した配列であり、コメントの変化量を *N* 回繰り返して計算する際に繰返し回数に応じて *C* の大きさを変化させるために用意する。これについては後述する。*K* は最終的に全コメント数に対して面白いコメントとして抽出するコメント数の割合を決定する変数 (実数型) である。

ここでウィンドウの定義について、**図 3** を用いて説明する。**図 3** はウィンドウの模式図である。基準となるコメントを *A* とする。*A* を基準として 2 つのウィンドウ *W* と *W'* を作る。*W* と *W'* はそれぞれ、*A* の投稿前と投稿後の周辺領域を切り取るためのウィンドウである。*W* と *W'* の動画時間軸に対する幅はどちらも *L* 秒である。動画中にコ

**Algorithm 1** 提案手法のアルゴリズム (Main)

```

1: arguments(CommentList, CList, L, K, N)
2: for  $i = 0$  to  $N$  do
3:    $C = CList[i]$ 
4:   CalculateCommentDensity(CommentList, C, L)
5: end for
6: ValuableCommentList =
7:   Extract(CommentList, K)
    
```

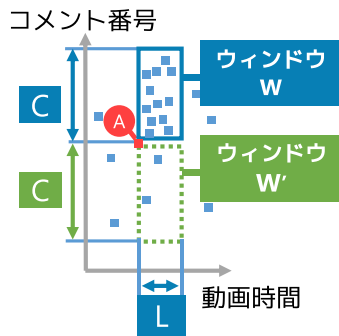


図 3 ウィンドウの模式図  
Fig. 3 Schematic diagram of window.

**Algorithm 2** 提案手法のアルゴリズム (CalculateCommentDensity)

```

1: arguments(CommentList, C, L)
2: Length = CommentList の要素数
3: for  $i = 0$  to Length do
4:    $A = CommentList[i]$ 
5:   countW = CountComment(CommentList, C, L, A)
6:   countW' = CountComment(CommentList, -C, L, A)
7:   densityW = countW/C
8:   densityW' = countW'/C
9:   CommentList[i].density
10:    + = densityW - densityW'
11: end for
    
```

コメントが表示される時間 3 秒間に加え、それに反応するコメントを投稿するまでの遅延を 2 秒として、今回の実装では  $L = 5$  秒とした。W と W' のコメント番号軸に対する幅はどちらも C である。

C と L で定められるウィンドウをもとに、関数 CalculateCommentDensity ではコメントごとにウィンドウ前後のコメント数の差を計算する。この関数の処理の流れを Algorithm 2 に示す。関数内では、引数にとったコメント群に含まれるコメントの 1 つ 1 つについて次のような処理を行う。まず、対象とするコメント A を基準として、ウィンドウ W と W' 内に含まれるコメントの数をそれぞれ計算する。CountComment は、C と L、そして対象とするコメントの配列とウィンドウの起点となるコメントを入力として受け取り、ウィンドウ内のコメント数を数える関数である。引数を  $-C$  とした場合、対象となるコメントのコメント番号より若いコメントを上から順に C 件見ることとなる。つまり、図 3 におけるウィンドウ W' 内の

コメントを数えることに相当する。次に、得られたコメントの数を C で除して正規化する。本稿では、ここで得られた値をコメント密度と呼ぶ。コメントごとに、W と W' 内のコメント密度の差を計算する。

CalculateCommentDensity の処理を、配列 CList に記録された C の値ごとに繰り返し、それぞれのコメント密度の差は、コメント情報の密度差の変数に加算し記録しておく。直近のコメント量の変化のみに注目すると、偶然起きたコメントの増減によってノイズが多くなる。そこで、窓の大きさを大きくしながら毎回の密度差を加算していくことにより、コメント量の変化が持続している部分の密度差がより大きくなるようにしている。本実装では  $CList = (100, 250, 500, 750, 1,000)$  とした。

最後に Extract 関数で、コメント密度の差が大きいコメントから上位 K% を取り出す。Extract は具体的には、CommentList をコメント密度差の大きさに降順にソートし、上位 K% のコメントを返す関数である。

**5. 評価手法**

この章では、提案手法を評価する方法について述べる。次節以降ではまず、比較に用いる手法について説明する。続いて、評価方法を説明する。評価には、ユーザによるコメントの評価機能(ニコニコ動画の“ニコる”)を用いる方法と、評価者によりコメントの面白さを評価してもらう方法を採用する。

本研究では面白いコメントの抽出に 2 種類の時間情報のみ用いているが、コメントの中にはテキストの内容を見れば、面白いとは明らかにいえないものもある。最後に、提案手法と比較手法にヒューリスティックを組み合わせた場合に、どれだけ面白いコメントの抽出に貢献するかも調べる。

**5.1 比較手法**

提案手法と比較する手法について述べる。時間情報を用いた提案手法と比較するために、コメントの本文を用いた手法と比較する。

**5.1.1 tf-idf を用いた手法**

動画特有の表現を含むコメントは面白いコメントであると仮定して、tf-idf 法によってコメントを抽出する。

1 つの動画についたコメントすべてを 1 文書として、tf-idf によって単語の重み付けを行う。文書集合は、3 章で用いた動画のコメントとした。また、形態素解析には MeCab を用いた。コメント 1 つずつの重みは、コメント中の単語の中で最も高い tf-idf 値を持つ単語の重みとした。重みの高いコメントを上位から K% を抽出した。

**5.1.2 特定文字を用いた手法**

面白いコメントへのレスポンスコメントの中に現れやすい特定の文字を利用してコメントを抽出する。具体的には“w”と矢印(“↑”, “↓”, “←”, “→”)を用いる。“w”は



**Algorithm 3** 特定文字を用いたアルゴリズム

```

1: arguments(CommentList, C, L, K)
2: CountSpecificWord(CommentList, C, L)
3: ValuableCommentList =
4: Extract(CommentList, K)
    
```

笑いの感情を表す文字として一般的に使われている。この文字を含んだコメントが存在することは、付近に面白い動画場面あるいはコメントが存在することを表す。また、矢印はレスポンス先のコメントの位置を示すためにしばしば用いられる文字である。矢印を含むコメントはレスポンスコメントであると考えられる。

**Algorithm 3** が特定文字を用いた手法のアルゴリズムである。CountSpecificWord はそれぞれのコメントについて、C, L で表されるウィンドウ W に含まれる特定文字の数を数える関数である。数えた特定文字の数は、提案手法と同様にコメントの構造体が持つ変数に記録される。なお、矢印の数と “w” の数を加算する際、それぞれに重みをかけて加算を行っている。このときの式は、重みを  $\alpha$  とし、(特定文字の数) =  $\alpha \times$  (“w” の数) +  $(1 - \alpha) \times$  (矢印の数) で表される。 $\alpha$  は 0 以上 1 以下である。特定文字の数の多いもの上位 K% を Extract 関数で抽出する。本実装では、C は 1,000 件とした。

**5.1.3 提案手法と特定文字を組み合わせた手法**

提案手法のあるコメントの投稿前後のコメント数を比較するという考え方と、特定文字を使う考え方を組み合わせる。具体的には、ウィンドウ W と W' に含まれる特定文字の数を数え、その差を計算する。差の大きいコメントの上位 K% を抽出することとする。この手法により、面白いコメントが存在しやすいと考えられる笑いの感情を表すコメントが多い場面の中でも、特にコメントの増加率が多い部分を特定することができると考えられる。あるいは、矢印を含むコメント量の変化を検出することで、レスポンスコメントの増加をより精度良く検出できると考えられる。

この手法においても、提案手法のようにウィンドウサイズを変化させて繰り返しコメント密度差を計算することも考えられるが、これが効果をもたらすかどうかを予備実験で確かめた。その結果、この手法では繰り返し計算があまり効果をあげないことが分かった。そこで本実装では C = 500 とし、2つの窓を合わせてウィンドウのコメント番号に対する幅が 1,000 件となるようにした。

**5.2 評価方法**

**5.2.1 コメントの評価機能を用いた評価方法**

動画共有サービスには、ユーザによるコメントの評価機能を備えているものが存在する。具体的には、ニコニコ動画の “ニコる” 機能である。これは、ユーザが良いと思ったコメントに対して投票できる機能であり、コメントごとに

表 4 発見されたコメントの掛け合いの例

Table 4 Examples of verse linking found in the experiment.

“弓は臆病者の武器だ” という作中の発言に対して
“チンギス・カン 「せやろか？」”
“信長 「遠距離攻撃否定とはうつけ者よ」”
“5 次アーチャー 「では試しに一発 (赤原獵犬)」”

何回 “ニコる” がされたかが記録されている。この評価の高いコメントを面白いコメントの正解データとして、抽出したコメントの精度を評価する。評価に用いるデータセットは、3 章で収集した動画 100 件とした。

“ニコる” を用いた具体的な評価方法について説明する。コメントのうち、“ニコる” が 3 回以上付いたコメントを面白いコメントとすることにした。一般に検索課題や分類問題において精度を計算する場合には、検索した (分類した) オブジェクトに対して、それが正解クラスに入っているかどうかを検証することで行われる [6]。しかし、本タスクでは、正解コメントの全コメント数に対する割合は、平均 0.01 程度と非常に少ない。そのため、面白いコメントを抽出して、抽出したコメントのみをユーザに提示しても、その大半が面白くないコメントになってしまう。これでは、提示されたコメントのみを提示するという表示方法では、ユーザの楽しみを促進することが期待できない。

そこで、本研究ではユーザに面白いコメントが存在する動画部分を提示する表示形式を想定する。この表示形式では、ユーザは面白いコメントを他のコメントと合わせて閲覧する。実際の面白いコメントには、近接したコメントどうしが、面白いコメントに対する掛け合いになっていることもあり (表 4 に事例を示す)、そこに面白さを感じる可能性もある。したがって、近接したコメントに正解コメントが存在していれば正解とした。

本評価は、動画時間で前後 2.5 秒以内、コメント番号で前後 500 件以内に正解コメントが含まれていれば正解とした。この方法を用いた結果を緩和精度と呼ぶこととする。コメント番号で前後 500 件以内に含まれるコメントとは、実際には全動画時間に対して合計 1,000 件以内ということ意味する。今回評価に用いた動画区間では、1 つあたり周辺コメントの数は平均で 33.7 個であった。

“ニコる” を用いた方法は、機械的に多くの動画に対して評価が行えるという利点を持つものの、1 人で同じコメントに対して何度でも投票できるという特性や、いたずらでの投票が行われる場合もあり、ノイズも多く含まれている。また、“ニコる” の評価が高くなりやすいコメントには面白いコメント以外にも、動画を解説するコメントや一部のユーザが共感できると感じた感想のコメントなども存在している。これらのことから、精度に関して必ずしも正確な値が算出できるとは限らない。また、コメントへの評価機能はニコニコ動画にのみ存在する機能であるため、他

の動画サイトに対する評価はできない。したがって、より正確な精度の算出と他の動画サイトに対する評価を行うため、次に述べる評価者を用いた評価を行う。

### 5.2.2 評価者を用いた評価方法

抽出したコメントを評価者に見てもらい、面白いコメントであったかどうかを評価してもらおう。また、面白いかどうかという基準は人によって異なることが考えられるため、複数の評価者に評価してもらい、少なくとも2人以上が面白いとしたコメントを「面白いコメント」とする。「ニコる」は面白いコメント以外にも付与されることがあるが、この評価者を用いた実験では、誰かが面白いと感じたコメントを用いて評価できる。評価者はコメントの本文だけでなくその内容を理解するため、動画も一緒に視聴する必要がある。そのため、多くの動画とコメントについて評価してもらうことは被験者の負担が大きくなるため、評価できるコメントは限られることとなる。

評価対象の動画として、ニコニコ動画とひまわり動画から3本ずつ動画を選んだ。具体的には、視聴者数とコメント数の多いアニメカテゴリから選んだ。20代の男性10人を評価者とした。評価者のコメント同期型動画サイトに対する経験の程度は、「詳しい」が0人、「やや詳しい」が4人、「どちらともいえない」が3人、「あまり詳しくない」が2人、「ほとんど知らない」が1人であった。評価者にはそれぞれの動画について、まずコメントなしでその動画を通して視聴してもらった。その後、提案手法によって抽出したコメントと特定文字を用いて抽出したコメントをそれぞれ評価してもらった。なお、評価してもらうコメントは前項と同じく抽出したコメントから一定範囲内（今回は動画時間で前後5秒以内、コメント番号で前後500件以内）にあるコメントである。評価者にはコメントとそれが現れる部分の動画（今回は抽出したコメントを中心に前後5秒間）を一緒に視聴してもらった。評価者には視聴した部分ごとに、その中に面白いコメントが存在したかどうかを尋ねた。なお、動画部分は分割して視聴してもらった。手法ごとの動画部分数は、17~30個であった。なお、評価者群には、提示するコメント群がどのような観点で選ばれたものかは伝えていない。また、評価者には自分が面白いと感じたコメントをあげるよう指示した。

### 5.3 ヒューリスティックの導入

本章の導入で述べたように、コメントの中にはそのテキストの内容を見ただけで、明らかに面白いコメントにはならないものも存在する。また、面白いテキストに適用されやすい表示スタイルもある。コメントの評価機能を用いた評価では、提案手法と比較手法に上記のようなヒューリスティックを組み合わせた手法の効果についても調べる。以下に述べる2種類のヒューリスティックは、テキストもしくはコメント情報の表層的な特徴を用いたものである。

**定型コメントの除外：**一般に面白いコメントとは見なされないと考えられる定型コメントを除去する。具体的な定型コメントとは、“w”（大文字・小文字・全角・半角を含む）もしくは“8”（全角・半角を含む）のみで構成されるコメントである。“w”は笑いの感情を表すためによく使われる文字である。“8”は“パチ”と読ませ、“888”と文字を重ねることで“パチパチパチ”という拍手の擬音を表すものである。賞賛の意を表す場合によく用いられる。これらの文字のみで構成されるコメントは、コメント同期型動画サイトで用いられる頻度は高いものの、単純にユーザの感情を表すだけのコメントである場合がほとんどである。そのため、一般にこれらのコメントが面白いコメントと思われることは少ない。ヒューリスティックとしては、各手法でコメントのスコアを計算する際に、定型コメントにはスコアを与えず、抽出対象外とするものである。ただし、ウィンドウ内に含まれるコメントの数や特定文字の数を計算する際には用いる。

**目立つコメントの加点：**コメント同期型動画サイトでは、一般にコメントの色や大きさ、画面中の位置を指定することができる。これにより、コメントをより目立たせることが可能である。装飾的なコメントを投稿して動画を盛り上げるコメント職人はコメントの大きさや位置を指定してコメントを目立たせることが多い。そこで、色や位置が指定されたコメントについては、手法でスコアを計算する際に加点をすることで、抽出されやすくする。コメント同期型動画サイトによって、指定できる色や大きさの種類、位置指定の粒度は異なるが、今回はニコニコ動画で指定可能なものを対象とすることとした。具体的な手法としては、各手法でコメントのスコアを計算後、色などの指定がなされているコメントについて、そのスコアに重みを掛けて上昇させることとした。

## 6. 評価結果

コメントの評価機能を用いた評価と、評価者を用いた評価の2種類の評価方法を用いた評価結果について述べる。

### 6.1 コメントの評価機能を用いた評価結果

#### 6.1.1 提案手法の評価

手法により抽出するコメントの割合  $K$  (%) を (0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 5.0, 10.0, 15.0, 20.0) と変化させて、それぞれで緩和精度の評価を行った。また、4章で述べた繰返し回数  $N$  を1から5まで変化させて、結果を比較した。

結果を図4(a)に示す。繰返し回数  $N$  を1から5まで変化させた場合の結果を示している。いずれも  $K$  の増加とともに精度が減少するグラフになった。 $K$  が0.1のときに精度が約0.2 ( $N=2$ の場合) となっている。タスクそのものが難しく、高い精度を得ることができなかった。抽出する



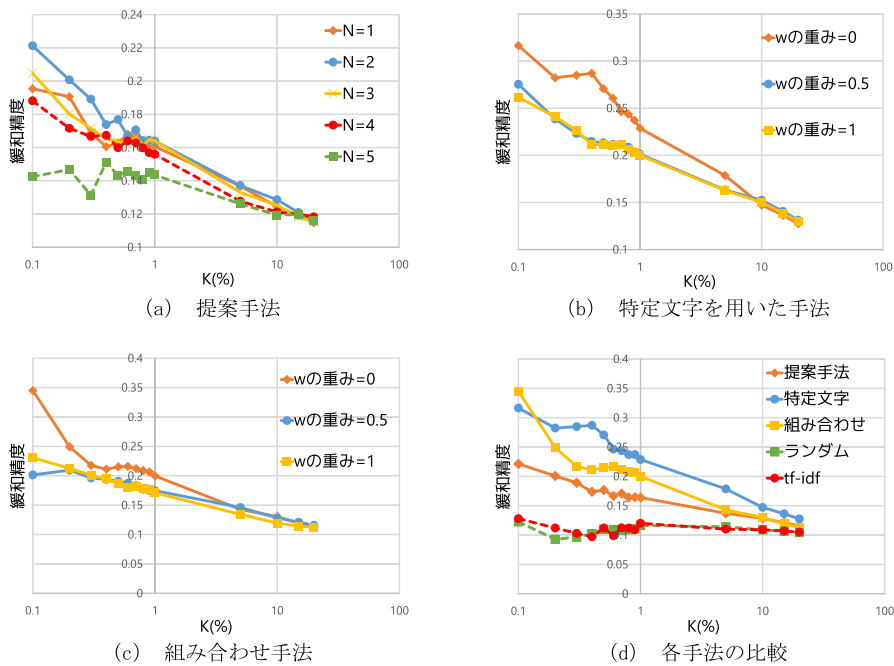


図 4 コメントの評価機能による評価結果

Fig. 4 Evaluation results by the function of evaluation for comments.

コメントの数を確保しつつ、少しでも高い精度でユーザに提示する方が良いと思われるため、 $K$  は 0.1 が望ましいと思われる。また、 $N = 2$  の場合が最も高い結果となった。ここから、直近のコメントの変化量を見るだけでなく、さらに長いスパンでのコメント量の変化を見ることで、精度が上がる事が分かる。これは、偶然のコメントの増減によるノイズを除去できたことによると考えられる。ただし、このスパンを長くしすぎると精度が低下するので注意が必要である。平滑化が進み、変化がとらえられなくなったと思われる。

### 6.1.2 特定文字を用いた手法の評価結果

特定文字を用いた手法の評価結果を図 4(b) に示す。前項と同じように  $K$  を変化させ評価を行った。さらに、コメントごとの“w”の数と矢印の数を加算する際、“w”への重みを (0, 0.5, 1) と変化させ、それぞれの場合の比較を行った。

結果から、“w”の重み = 0 つまり矢印のみを用いた場合に最も良い結果となることが分かった。矢印はあるコメントへのレスポンスを行っていることを示す最も典型的な文字である。したがって、周辺に矢印が多いコメントは他のコメントからのレスポンスを多く受けており、レスポンスを返したユーザからの評価も受けやすくなるため、“ニコ”を用いた評価結果が高くなったと考えられる。また、精度は、 $K = 0.1$  で約 0.3 となっている。これも高い値とはいえず、少しでも高い精度でユーザに提示するには、 $K$  は 0.1 が望ましいと思われる。

### 6.1.3 提案手法と特定文字を組み合わせた手法の評価結果

提案手法と特定文字を組み合わせた手法の評価結果を図 4(c) に示す。 $K$  は 6.1.1 項と同じ変化である。また、“w”の重みを (0, 0.5, 1) と変化させその結果を比較した。

“w”の重み = 0、つまり矢印のみを用いた場合が最も良い結果となった。これは前項での議論と同じ理由によると考えられる。

### 6.1.4 各手法間の比較

各手法で最も高い緩和精度を出したものを比較する。また、比較対象として  $K\%$  のコメントをランダムに抽出した場合の結果を用意した。結果を図 4(d) に示す。

いずれの手法も  $K \leq 1\%$  の範囲ではランダムおよび tf-idf に比べて t 検定を用いて有意水準 5% で有意な向上が見られた。tf-idf がランダムとほとんど変わらない結果となったことから、単体のコメント本文を解析して面白いコメントを抽出することは難しいことが分かる。また、提案手法に比べて、特定文字を用いた場合とこれらを組み合わせた手法には有意な向上が見られたが、特定文字の手法と組合せの手法の間に有意な差はなかった。したがって、この評価方法においては特定文字、特に矢印の存在が面白いコメントの抽出に非常に大きな影響を持っていることが分かる。以上より、残念ながら提案手法は、特定文字を用いた手法よりも、面白いコメントを抽出する性能が低いことが分かった。面白いコメントの抽出には、矢印の存在が大きな影響を持っていることが分かった。

ただし、 $K$  が 0.1% のときは、組合せ手法が特定文字の手法を若干上回っており、時間情報を用いることが面白いコメントの抽出精度向上に貢献する可能性は残されているといえる。

### 6.1.5 ヒューリスティックを組み合わせた手法

図 5 に、提案手法と特定文字を用いた手法およびそれぞれを組み合わせた手法に対して、各ヒューリスティックを

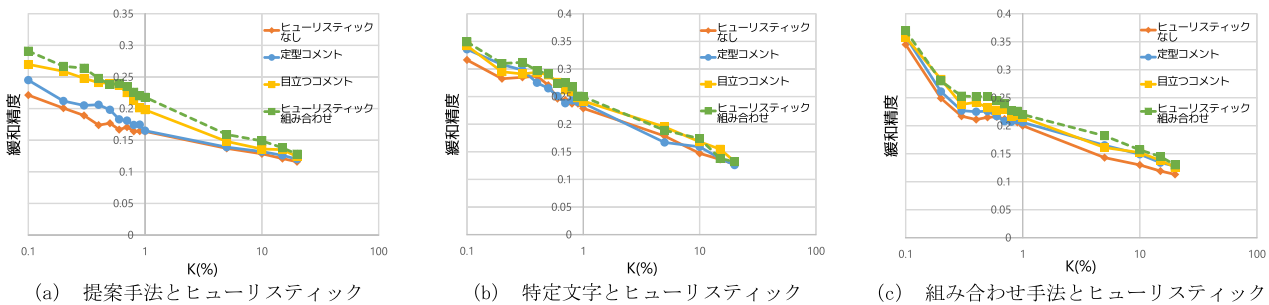


図 5 ヒューリスティックを組み合わせた評価結果  
Fig. 5 Evaluation results of heuristics.

適用した結果を示す。図 5(a) に提案手法に各ヒューリスティックを適用した結果、図 5(b) に特定文字を用いた手法に各ヒューリスティックを適用した結果、図 5(c) に提案手法と特定文字を組み合わせた手法に各ヒューリスティックを適用した結果を示している。それぞれの図において、ヒューリスティックを適用しない場合（「ヒューリスティックなし」）と、定型コメントを除外するヒューリスティックを適用した場合（「定型コメント」）、目立つコメントを加えるヒューリスティックを適用した場合（「目立つコメント」）、上記両方のヒューリスティックを適用した場合（「ヒューリスティック組合せ」）を示している。なお、提案手法は繰り返し回数  $N$  を 2、特定文字を用いた手法を組み合わせた手法については、 $w$  の重み  $\alpha$  を 0（矢印のみ考慮する）とした。また、目立つコメントの場合にスコアに掛ける重みを 1.5 倍とした。

図 5(a)~(c) の「定型コメント」のグラフを見る。定型コメントの除外のヒューリスティックを適用すると、 $K = 0.1\%$  でいずれの手法でも精度の上昇が見られたものの、有意なものではなかった。図 5(a)~(c) の「目立つコメント」のグラフを見る。目立つコメントの加点のヒューリスティックを適用すると、いずれの手法でも精度の上昇が見られた。また、提案手法では  $t$  検定により有意な上昇が見られた（図 5(a)）。コメント投稿者は自らの評価が高いコメントに対して、色やサイズ、位置を指定して目立たせているのだと思われる。また、視聴者もそれらのコメントが目につくため、“ニコる”を押したのかもしれない。一方、矢印を用いた場合は、 $t$  検定で有意差は得られなかった（図 5(b)）。矢印はもともと目立つコメントに対してそれを指し示すことが多いため、提案手法ほど大きな向上が見られなかったと考えられる。図 5(a)~(c) の「ヒューリスティック組合せ」のグラフを見る。両方のヒューリスティックを用いた場合も、提案手法と組合せの両方で精度の向上が見られた（図 5(a), (c)）。また、提案手法では  $t$  検定で有意差があった。以上の結果から、単純なヒューリスティックであっても面白いコメントを抽出する精度を向上させられる可能性があることが分かった。

表 5 ニコニコ動画の評価者による評価結果

Table 5 Evaluation result by evaluators for Nico Nico Douga.

	動画 1	動画 2	動画 3	平均
提案手法	0.824	0.733	0.857	0.805
特定文字	0.444	0.462	0.500	0.469

表 6 ひまわり動画の評価者による評価結果

Table 6 Evaluation result by evaluators for Himawari Douga.

	動画 1	動画 2	動画 3	平均
提案手法	0.822	0.634	0.438	0.631
特定文字	0.458	0.287	0.247	0.331

## 6.2 評価者による評価結果

表 5 と表 6 に評価者を用いて評価したときの、提案手法と特定文字を用いた手法の精度を示す。いずれも抽出するコメント数は  $K = 0.1\%$  とし、特定文字については前節で最も精度の高かった矢印のみを用いた。なお、評価者のうち、コメント同期型動画サイトに対する経験の程度が、「やや詳しい」と答えた 4 人において、面白いコメントに対する判定の一致の程度は、Fleiss の  $\kappa$  係数を計算すると、0.648 であった。10 人全員の  $\kappa$  係数は 0.113 であった。コメント同期型動画サイトに詳しい人間では、ある程度評価は一致するものの、詳しくない人間を混ぜると  $\kappa$  係数が大きく低下していることが分かる。このことから、人により面白さの判断が異なることが分かる。

表から、いずれの動画でも提案手法のほうが精度が高くなっている。これは“ニコる”による評価結果とは逆の結果である。この結果の違いは正解の与え方の違いが影響していると考えられる。“ニコる”の機能はある 1 つのコメントに対して評価を与えるものである。一方、評価者を用いた方法では、提案手法で抽出したコメントとその周辺コメントの集合に対して評価を与えている。矢印を用いた手法では、矢印そのものがある 1 つのコメントを指し示すものとなっており、“ニコる”の機能のような 1 つのコメントに対する評価に強い手法であったといえる。他方、提案手法は矢印ほどは自明にある 1 つのコメントを特定するものではない。したがって、“ニコる”を用いた場合に特定文字の手法よりも不利になり、特定文字を下回る結果となったと

思われる。

“ニコる”を用いて評価した場合と違い、面白いかどうかという観点で評価を行ってもらったことから、評価者による評価で提案手法が特定文字を用いた手法を上回ったという結果は重要であると思われる。提案手法は、特定文字を用いた手法では抽出できない面白いコメントを抽出できている可能性があると考えられるからである。具体的に考えられるものとして、ある1つのコメントをきっかけとした面白いコメントではなく、複数のコメントの掛け合いによる面白いコメントがある。評価者にとって自由記述のアンケートでも「弾幕のコメントが面白かった」という感想が寄せられたことから、この可能性は支持されるものと考えている。今回は、評価に用いた動画のサンプル数が少なかつたため、今後さらに多くの動画で評価を行い、結果を確かめる必要がある。

本研究の評価実験には、評価者を20代の男性を対象とした。この世代の男性は、ニコニコ動画の最も主要な視聴者層であるといえる。そのため、この評価実験は最も重要な視聴者層を対象にした結果であるといえるが、逆に異なる年齢層や性別の人を対象に実験をすれば異なる結果が得られる可能性がある。3章で、発見された面白いコメントの一例を示したが、「定型句」が面白いと感じるのは、それがニコニコ動画のお約束であると知っているからであり、また「他作品への言及」では、その他作品を知らない面白味が分からない。他の年齢層や性別の人は、ニコニコ動画の文化や投稿される作品に疎いと思われるため、全体として精度が低下すると思われる。

### 6.3 誤抽出事例の分析

提案手法が抽出した箇所でも面白いコメントが存在していなかったものが、動画中のどのような箇所であったのかを調査した。具体的には、上記の部分のうち40個をランダムに取り出して、5人の評価者により調査した。

調査の結果、実時間方向でコメントが増加したにもかかわらず、面白いコメントが存在していなかった箇所は、以下のようなタイプに分類できることが分かった。

- ・動画のオープニング：2カ所
- ・動画のエンディング：3カ所
- ・その他の箇所：35カ所

動画のオープニングやエンディングのような分かりやすい部分以外には、これといって特徴がないことが分かった。ほとんどの部分は、動画が非常に面白い部分というわけでもなく、逆にまったく盛り上がりがない部分というわけでもなかった。それらは、何気ない動画のシーンではあるが、ちょっとしたイベントがあったり、突っ込みどころを含んだりしているような部分がほとんどであった。これらのシーンに付与されたコメントを見ると、ほとんどがそれに対する感想やツッコミであった。

元々動画の内容が面白くて盛り上がっている部分ではないため、これらの箇所は非常に多くのコメントが集まっているわけではない。しかし、ちょっとした突っ込みどころを含んでいるため、誰か1人が感想やツッコミを入れると、他の者もそれにつられてコメントを入れる傾向にあった。そのため、提案手法で抽出してしまいやすい箇所となっていた。

## 7. 関連研究

### 7.1 短い文の分類

自然言語処理の分野では、文書のある目的で分類する課題に対して多くの研究が行われてきた[7]。本研究では、コメント同期型動画サイトのコメントに対して面白いものを抽出することを試みたが、このように短いテキストをある目的に対応するクラスに分類する研究を紹介する。

#### 7.1.1 ショッピングサイトのレビュー分類

オンラインショッピングサイトや価格比較サイトなどでは、利用者が購入した商品に対するレビューを投稿している。このレビューは比較的短い文書であることが多い。レビュー中の各文を、主に機械学習のアプローチを用いて、主観/客観に分類すること[16]や肯定的/否定的に分類すること[16]、最近では商品のストーリーの内容(あらすじ)が含まれているか否かに分類することが行われている[17]。たとえば、PangらはSVMとNaive Bayesを用いてレビュー文を主観/客観に分類している[18]。また、肯定/否定の分類では、DaveらはNaive Bayesを用いて文を肯定的/否定的に分類している[19]。あらすじの分類では、岩井らが人名の一般化を行ったうえで5種類の機械学習アルゴリズムで文をあらすじか否かに分類している[17]。これらはレビュー文中の単語をbag-of-wordsで表現している。上記サイトにおけるレビュー文書は比較的フォーマルな文体で書かれているため分類に貢献する特徴的な単語が多い。しかし、動画サイトのコメントは非常にくだけた表現が用いられているため、テキスト本文の内容のみを用いて面白いコメントを判定することは難しいといえる。

#### 7.1.2 Twitterのツイート分類

短いテキストの代表には、Twitterのツイートがあげられる。ツイートの単語頻度とリツイートの関係を調査したり[8]、ツイートからスポーツの結果に関するネタバレを検出したり[9]する試みがなされている。さらに、投稿者の他のツイートやリプライ関係にあるツイートを用いてツイートが特定の対象への評判ツイートかどうかを分類したり[10]、投稿者のフォロー数やリストされた回数を用いてツイートのAuthority度を予測したり[11]、リツイートネットワークから将来人気が出るツイートを予測したり[12]する試みも行われている。しかし、これらの研究は分類のための特徴量やスコア付け、抽出ルールに、フォロー関係やリプライ関係などのTwitter特有の機能を利用



している．そのため、動画コメントの評価に直接用いることはできない．

また、ツイートのくだけた表現に対応したテキスト処理ツールも研究されている [13], [14], [15]．これらのツールや手法は動画コメントの解析にも役立つ可能性はあるが、面白いコメントを直接抽出することはできない．

## 7.2 動画サイトのコメント

動画共有サイトの動画に対して投稿されたコメントについて行われた研究を紹介する．

### 7.2.1 YouTube のコメント

YouTube のコメントに対して行われた研究を紹介する．Thelwall らは、YouTube に実装されているレスポンス機能を用いることで、コメントどうしでかわされる議論の性質を研究し、ネガティブな内容の議論が多いことを発見している [20]．Madden らは YouTube 上のコメントを助言や感情表現、動画内容の描写といった 10 のカテゴリに分類した [21]．しかし、提案された分類方針は人手による分類を行う際の基準であり、機械的な分類を行うには不十分である．Sierdorfer らは、コメントに含まれる感情表現語とコメントへの評価の相関を調査し、コメントの評価を予測した [22]．コメント同期型動画サイトの場合、コメントの評価機能はニコニコ動画にのみ実装されている機能である．また、感情表現語とコメントの面白さの関係性は強くないと考えられる．

### 7.2.2 コメント同期型動画サイトのコメント

コメント同期型動画サイトのコメントに対して行われた研究を紹介する．これまでコメント同期型動画サイトのコメントについて行われた研究は、主にコメントを利用して動画内容の推定や関連動画の検索を行うものであった．中村らは、コメント同期型動画サイトの動画コメントがソーシャルアノテーションとして有用であるかを調査した [23]．また、コメントを利用してキーワード検索や感性に基づく動画検索のランキング手法を提案している．青木らは、ニコニコ動画の動画の中で、コメントが集中して投稿される部分が動画の重要な箇所であると考え、映像要約やサビの検出に利用した [4]．佃らは、ニコニコ動画に投稿されたコメントから、動画中の登場人物の名前が含まれたコメントに注目し、登場人物の場面ごとの活躍度の推定を行った [5]．江端らは、コメントから tf-idf 法によって特徴語を抽出し、ユーザの選択した動画の特徴語ベクトルをもとに関連動画を提示している [24]．斎藤らは、動画視聴を妨げないタイミングで広告動画を挿入するために、動画コメントからシーンの切り替わり位置を推定している [25]．上記の研究の興味は、コメントを用いて動画内容の推定やアノテーションができるかということであり、コメントそのものの評価や分類を行うものではない．

コメント同期型動画サイトにおけるコメントどうしの関

連性に注目した研究もある．Kitayama らは、動画中においてコメントを表示する時区間、およびコメントが言及している動画の画面領域を指定可能なインタフェースを実装し、互いに関連するコメントを抽出している [26]．Wakamiya らは、文献 [26] のインタフェースを利用して、コメントの関連性からシーンどうしの関連度を推定している [27]．これらの研究では、本研究と同様にコメントどうしの関連性を推定しているが、いずれも画面領域を指定できる機能を持った独自のインタフェースを用いている．しかし、この機能は一般のコメント同期型動画サイトには備わっておらず、これらの研究の手法をそのまま本研究で利用することはできない．また、亀井らはコメントがユーザに与える影響を調査している [28] が、対象としたのは喜怒哀楽の感情が表現されているコメントのみで、コメントそのものの面白さについては考えられていない．

このように動画コメントに注目している過去の研究では、動画コメントを用いて、動画の検索やランキング、映像要約やサビの検出、関連動画検索、シーン検索など、動画を対象にしたアプリケーションを実現することを目指している．しかし本研究では、動画コメントを他のアプリケーションを実現するために利用するのではなく、それらの中からユーザにとって「面白い」と感じる可能性があるものを抽出し提示することを目指している．すなわち、直接的に動画コメントをユーザに提示することを目的としている点で、従来の研究とは異なる．

## 8. おわりに

本研究では、コメント同期型動画サイトのコメントから時間情報のみを用いて面白いコメントを抽出する手法を提案した．動画に付与されたコメントが有する時間情報には、実時間（コメント番号）と動画時間の 2 種類がある．事前調査により、コメント番号方向にコメントが急増する部分には面白いコメントが存在する傾向があることが分かったため、この現象をコメント抽出に利用した．

評価には、コメントの評価機能を用いた方法と、評価者に面白いコメントであるかどうかを評価してもらう方法を用いた．コメントの評価機能を用いた評価では、矢印を用いた手法が提案手法を上回る精度を出したものの、評価者を用いた評価では提案手法が上回るという結果を示した．これは、矢印は特定のコメントを指し示す場合に使われることが多いが、コメントの評価機能は特定のコメントに対する評価を入力するためのものであるため、矢印を用いた手法は評価機能を用いた評価に有利であったと考えられる．トリガーコメントを含めてその後のかけあいなど、コメント群に対する面白さを評価する場合には、提案手法は有効であると思われる．ただし、いずれの場合も必ずしも高い精度とはいえない．これは非常に多くのコメントの中から、時間情報あるいは簡単なテキスト情報のみを用いて

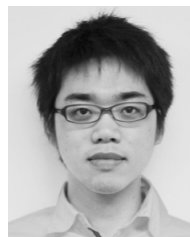
面白いコメントを抽出するというタスクの難しさが大きな原因と考えられる。今回の結果から、実用面ではまだ精度に問題はあつたものの、被験者による評価で失印を用いた手法よりも良い結果が出たことから、時間情報を用いることは面白いコメントの抽出に少なからず貢献することが分かった。

今後は、面白いコメントの持つ時間的あるいはテキスト特徴をさらに詳しく分析し、得られた特徴を利用した精度の向上を目指す。

謝辞 本研究は科研費(15K12150)の助成を受けたものである。

### 参考文献

- [1] Amaya, Y., Kenji, A. and Rafal, R.: テキストの面白さの評価によるユーモアの認識, ファジシステムシンポジウム講演論文集, Vol.28, pp.233–238 (2012).
- [2] 林田宗一郎, 牛尼剛聡: ユーザの反応を利用したネットツイートの自動分類手法, *DEIM Forum 2014*, 入手先 (<http://db-event.jpn.org/deim2014/final/proceedings/B6-5.pdf>) (2014).
- [3] 奥村 学: マイクログログマイニングの現在, 電子情報通信学会第3回集合知シンポジウム (2012).
- [4] 青木秀憲, 宮下芳明: ニコニコ動画における映像要約とサビ検出の試み, 情報処理学会研究報告 HCI, ヒューマンコンピュータインタラクション研究会報告, pp.37–42 (2008).
- [5] 佃 洗撰, 中村聡史, 田中克己: 視聴者のコメントに基づく動画検索および推薦システムの提案, 第19回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ(WISS2011) 論文集, pp.78–83 (2011).
- [6] 土方嘉徳: 推薦システムのオフライン評価手法, 人工知能学会学会誌, Vol.29, No.6, pp.658–689 (2014).
- [7] Aggarwal, C.C. and Zhai, C.: A Survey of Text Classification Algorithms, *Proc. Mining Text Data*, pp.163–222, Springer (2012).
- [8] 山下澄枝, 川喜田佑介, 鈴木悦子, 今田美幸, 神山和人, 市川晴久: Twitter のための単語の出現頻度を用いたツイート有益度推定, 電子情報通信学会技術研究報告 AI, 人工知能と知識処理, Vol.110, No.301, pp.7–11 (2010).
- [9] 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, *Interaction 2012*, 入手先 (<http://www.interaction-ipsj.org/archives/paper2012/data/Interaction2012/oral/data/pdf/12INT002.pdf>) (2012).
- [10] Long, J., Mo, Y., Ming, Z., Xiaohua, L. and Tiejun, Z.: Target-Dependent Twitter Sentiment Classification, *Proc. ACL '11*, pp.151–160 (2011).
- [11] Yajuan, D., Long, J., Tao, Q., Ming, Z. and Heung-Yeung, S.: An Empirical Study on Learning To Rank of Tweets, *Proc. COLING '10*, pp.295–303 (2010).
- [12] Li, Y., Chen, Y., Liu, T. and Deng, W.: Predicting the Popularity of Messages on Micro-blog Services, *Proc. Social Media*, pp.44–54, Springer Berlin Heidelberg (2014).
- [13] Liu, X., Li, K., Zhou, M. and Xiong, Z.: Collective Semantic Role Labeling for Tweets with Clustering, *Proc. IJCAI '11*, Vol.22, No.3, p.1832 (2011).
- [14] Liu, X., Zhang, S., Wei, F. and Zhou, M.: Recognizing Named Entities in Tweets, *Proc. IJCAI '11*, Vol.1, pp.359–367 (2011).
- [15] Gimpel, K., Schneider, N., O'Connor, B., Das, D., Mills, D., Eisenstein, J. and Smith, N.A.: Part-of-Speech Tagging for Twitter: Annotation, Features, and Experiments, *Proc. ACL '11*, Vol.2, pp.42–47 (2011).
- [16] Liu, B.: *Sentiment Analysis and Opinion Mining*, Morgan & Claypool Publishers (2012).
- [17] 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ずじ分類手法の提案, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.96, No.5, pp.1222–1234 (2013).
- [18] Pang, B. and Lee, L.: A Sentimental Education: Sentiment Analysis Using Subjectivity Summarization Based on Minimum Cuts, *Proc. ACL '04*, pp.271–278 (2004).
- [19] Dave, K., Lawrence, S. and Pennock, D.M.: Mining the Peanut Gallery: Opinion Extraction and Semantic Classification of Product Reviews, *Proc. WWW '03*, pp.519–528 (2003).
- [20] Thelwall, M., Pardeep, S. and Farida, V.: Commenting on YouTube Videos: From Guatemalan Rock to El Big Bang, *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, Vol.63, No.3, pp.616–629 (2012).
- [21] Madden, A., Ian, R. and David, M.: A Classification Scheme for Content Analyses of YouTube Video Comments, *Journal of Documentation*, Vol.69, No.5, pp.693–714 (2013).
- [22] Siersdorfer, S., Chelaru, S., Nejdil, W. and San Pedro, J.: How Useful are Your Comments?: Analyzing and Predicting YouTube Comments and Comment Ratings, *Proc. WWW '10*, pp.891–900 (2010).
- [23] 中村聡史, 田中克己: ソーシャルアノテーションに基づく動画検索手法, *DEIM Forum 2009*, D6-1, 入手先 (<http://db-event.jpn.org/deim2009/proceedings/files/D6-1.pdf>) (2009).
- [24] 江端佑介, 川村秀憲, 鈴木恵二: ユーザコメントの tf-idf 法による分析を用いたインタラクティブな関連動画の提示, 電子情報通信学会技術研究報告 AI, 人工知能と知識処理, Vol.109, No.439, pp.7–10 (2010).
- [25] 齊藤義仰, 村山優子: 視聴者コメントを用いた広告動画挿入タイミング決定アルゴリズムの提案と評価, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.2, pp.520–528 (2011).
- [26] Kitayama, D., Oda, N. and Sumiya, K.: Organizing User Comments in a Social Video Sharing System by Temporal Duration and Pointing Region, *Proc. INGS '08*, pp.55–58 (2008).
- [27] Wakamiya, S., Kitayama, D. and Sumiya, K.: Scene Extraction System for Video Clips Using Attached Comment Interval and Pointing Region, *Multimedia Tools and Applications*, Vol.54, No.1, pp.7–25 (2011).
- [28] 亀井且有, 豊田晃史, 串田淳一: 疑似同期を用いた動画共有によるビデオ視聴者の感情高揚, 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.24, No.5, pp.944–953 (2012).



早川 卓弥

2013年大阪大学基礎工学部システム科学科卒業。2015年同大学大学院修士課程修了。同年株式会社ソニー・コンピュータエンタテインメント入社。2014年ARG第5回Webインテリジェンスとインタラクション研究会萌芽研究賞受賞。在学中は、オピニオンマイニングの研究に従事。



土方 嘉徳 (正会員)

1996年大阪大学基礎工学部システム工学科卒業。1998年同大学大学院修士課程修了。同年日本アイ・ピー・エム(株)東京基礎研究所入社。2002年より大阪大学大学院基礎工学研究科システム創成専攻助手。2009年より同准教授。2014年ミネソタ大学 GroupLens Research 客員研究員。2005年インタラクション 2005 ベストペーパー賞, 2006年 ACM IUI Best Paper Award, DEWS2006 優秀論文賞, 2011年 WebDB フォーラム 2011 最優秀論文賞, 2012年 WebDB フォーラム 2012 優秀論文賞, 2013年インタラクション 2013 ベストペーパー賞, 情報処理学会山下記念研究賞, WebDB フォーラム 2013 優秀論文賞, 各受賞。情報推薦, 評判情報分析, ソーシャルメディア・マイニングの研究に従事。人工知能学会, ヒューマンインタフェース学会, 日本データベース学会ほか会員。電子情報通信学会シニア会員。博士(工学)。



西田 正吾 (正会員)

1952年1月5日生。1974年3月東京大学工学部電子工学科卒業。1976年3月同大学大学院修士課程修了。同年4月三菱電機(株)入社。同社中央研究所システム基礎研究部研究員, グループマネージャーを経て, 1995年4月, 大阪大学基礎工学部教授。その後, 大阪大学基礎工学研究科長・基礎工学部長, 理事・副学長を経て, 現在, 放送大学大阪学習センター所長。システム技術, ヒューマンインタフェース技術, メディア技術の研究に従事。1984~1985年 MIT メディアラボ客員研究員。ヒューマンインタフェース学会論文賞(2001年, 2005年), 電気学会業績賞(2004年), 船井情報科学振興賞(2006年)等受賞。IEEE Fellow。電子情報通信学会フェロー。電気学会フェロー。著書は, 『ヒューマン・コンピュータ交流技術』(オーム社, 共著), 『メディア工学』(朝倉書店), 『情報メディア工学』(オーム社, 共著)等。工学博士。