

フォークソノミとソーシャルアノテーションを用いた 動画共有サービス利用支援の試み

石野 克徳^{1,a)} 折原 良平¹ 中川 博之¹ 田原 康之¹ 大須賀 昭彦¹

受付日 2012年1月13日, 採録日 2012年7月2日

概要: 近年, インターネットの普及と高速化などを背景に, 動画共有サービスが人気を博している. 動画共有サービスでは不特定多数の利用者が動画をサービス上にアップロードするため, 動画の総数が非常に多くなる. したがって, 利用者が自分の視聴したい動画を速やかに検索することは困難である. そのような問題を解決するために, 多くの動画共有サービスはタイトルやタグ, 投稿日時などの付加情報による動画検索の仕組みを提供している. しかし, そのような検索では, 各動画の内容に関する情報はほとんど得られない. そのため, どの動画に利用者の見たいシーンがあるかを判断することは難しい. そこで, 本論文では動画共有サービスにおけるソーシャルアノテーションとフォークソノミに着目し, それらやサービスの特性を活かして, 動画の重要なシーンの抽出とそれを特徴付けるテキストの付与を行う. 本論文では特定の動画のアノテーションにのみ出現する単語に着目し, 動画の重要シーンおよびそれを特徴付ける単語を抽出する手法を提案する. また, そのような単語の意味的カテゴリを推定し, ラベリングに利用する手法を提案する. さらに, 提案した手法を動画共有サービス「ニコニコ動画」内の動画を対象に適用し, 評価実験を行うことで提案手法によるラベルが動画のシーン検索や要約に有用なことを示す.

キーワード: ソーシャルアノテーション, フォークソノミー, Web マイニング

Support for Video Hosting Service Users Using Folksonomy and Social Annotation

KATSUNORI ISHINO^{1,a)} RYOHEI ORIHARA¹ HIROYUKI NAKAGAWA¹
YASUYUKI TAHARA¹ AKIHIKO OHSUGA¹

Received: January 13, 2012, Accepted: July 2, 2012

Abstract: Recently, a video hosting service is one of the most popular service on the Web. The service users can search movies by titles, tags, date, etc. However, the users can hardly obtain information on a particular scene of movies. Thus, it is difficult to determine whether a movie contains interesting scenes or not. This research aims to provide information in order to help users to choose a movie. Concretely, we propose a method for labeling scenes of a movie using a video hosting service called “Nico Nico Douga”. In this method, we extract important scenes in a movie from “Nico Nico Douga” based on the statistics of social annotations attached to them. Also, by using the characteristics of folksonomy we extract feature words for labeling. Moreover, in order to take advantage of the feature words we extracted, we estimate attributes of each feature word. We use the annotated comments themselves to label the important scenes. In order to select the comments, we take into account the importance of the feature words with attributes in a scene. Finally, we show results of experiments to evaluate the proposed method and to discuss future works.

Keywords: social annotation, folksonomy, web mining

¹ 電気通信大学大学院情報システム学研究科
Graduate School of Information Systems, The University of
Electro-Communications, Chofu, Tokyo 182-8585, Japan
^{a)} isshii.is@gmail.com

1. はじめに

近年, インターネットの普及と高速化によって, 不特定

多数の人間が情報をウェブ上に投稿することが可能となり、YouTube [1] やニコニコ動画 [2] のような動画共有サービスが人気を博している。調査 [3] では動画共有サービスのユーザ数は3,000万人を超え、インターネットアンケート [4] では回答者のうち76%が利用しているという結果であった。このように、動画共有サービスでは多くのユーザが動画を投稿し、動画の総数は増え続けている。しかし、現在の動画共有サービスには動画内容に関する情報が少ないという問題がある。そのため、ユーザが視聴する動画を選択する際に、見たい内容がどの動画に含まれるかを判断することは難しい。動画内容に関する情報を提供することは、動画共有サービスのユーザにとって非常に有用であると考えられる。

本研究は動画選択の助けになる情報を提供することで、動画共有サービスのユーザを支援することを目的とする。具体的には、動画共有サービスのニコニコ動画を対象とし、動画のシーンを表す文（以下ラベルと呼ぶ）を付加する。動画要約に映像や音声といった情報を用いる手法は多く研究されているが、これらの情報は正確に言語化することが難しいという点に、人間にとって興味のある内容を抽出できるとは限らない。提案手法では動画そのものの情報ではなく、人間が動画に付加したデータを利用してラベリングを行う。そのため、人間が見て違和感がないラベルの作成が期待できるだけでなく、動画中で人間の注意をひいた内容に関するメタ情報となっていることが期待できる。動画に付加されたデータを利用してラベリングを行う場合、動画に特徴的な語をラベルに利用することが重要となる。しかし、動画共有サービス中の多くの動画はそれほど多くの情報を付加されておらず、従来のキーワード抽出手法では特徴的な語を抽出することが難しい。そこで本論文では動画の重要シーンの抽出、特徴語の自動抽出とその意味的カテゴリの推定、動画に付加された情報からラベルを抽出する手法を提案し、説明する。また、それらについて評価実験を行い、結果について考察する。

本論文の構成を以下に示す。まず、2章で動画共有サービスの概要と、要素技術であるソーシャルアノテーションおよびフォークソノミについて説明する。また、現在の動画共有サービスの利用上の問題点について述べる。次に、3章で提案手法の概要と提案手法の適用対象であるニコニコ動画について述べる。4章ではソーシャルアノテーションとフォークソノミの特性を活かしてラベリングに利用する情報を抽出する手法を提案する。5章では動画シーンへのラベリング手法について説明する。6章では提案手法の評価実験とその結果について述べ、7章で評価実験の結果に関して考察する。8章では提案手法の関連研究に触れる。最後に、9章で提案手法をまとめ、今後の課題について述べる。

2. 動画共有サービス

動画共有サービスは、不特定多数のユーザが動画を投稿し、共有することを目的としたウェブサービスである。主な動画共有サービスにYouTubeやニコニコ動画があげられる。これらのサービスでは、動画の分類や検索にソーシャルアノテーションやフォークソノミといった技術が利用されている。以下でそれらの概要と、動画共有サービスにおける役割を説明する。そのあとで、現在の動画共有サービスの利用上の問題点をあげる。

2.1 ソーシャルアノテーションとフォークソノミ

ソーシャルアノテーションとは、インターネット上のなんらかのオブジェクトに、不特定多数のユーザが情報を付加する仕組みやその情報のことである。本論文では、この仕組みのことをソーシャルアノテーション、付加される情報をアノテーションと呼ぶ。付加されるアノテーションの内容はオブジェクトの評価、分類、意見、感想、批評など多岐にわたる。YouTubeやニコニコ動画では、投稿者が投稿した動画に視聴者がコメントできる。この機能がソーシャルアノテーションであり、視聴者によるコメントがアノテーションにあたる。

ソーシャルアノテーションを利用して、オブジェクトの分類を行う仕組みを特にフォークソノミと呼ぶ [5]。たとえばYouTubeやニコニコ動画では、動画がどのカテゴリに属するかを表すタグというアノテーションを付加することができる。付加されたタグは動画を検索する際に利用できる。フォークソノミが従来の分類手法と異なるのは、分類を不特定多数のユーザが行う点である。そのため、従来のような専門家による分類手法と比べて、分類の正確さはあまり期待できない。代わりに、非常に多くの人間によって分類を行うため、同じ時間で従来の手法より多くの量のオブジェクトを分類できる。タグによるフォークソノミには以下のような特性がある。

- (1) オブジェクトが複数のカテゴリに属することがある。
- (2) タグの表記ゆれが発生する。
- (3) 新しいタグを作るごとにカテゴリの総数が増える。

上記のうち、(2)と(3)はタグを自由に記述できる場合の特性である。表記ゆれとは、同じカテゴリを表すのに異なる語が使われることをいう。たとえば、「ゲーム」タグと「game」タグはフォークソノミでは別カテゴリとして扱われる。そのため、同じカテゴリに属すべき動画が別のカテゴリに分類されることがある。

2.2 動画共有サービス利用上の問題点

動画共有サービスでは不特定多数のユーザが動画をアップロードするという特性上、動画の総数が非常に多くなる。そのため、ユーザが自分の視聴したい動画を見つけること



図 1 動画共有サービスにおけるアノテーションの例
 Fig. 1 Example of annotations in video hosting service.

は難しい. 多くの動画共有サービスではフォークソノミを利用し, 検索に利用できる情報を増やしてこの問題に対処している. しかし, 現在の動画共有サービスでは, 動画の内容に関する情報はほとんど利用できない. たとえば, ゲーム「スーパーマリオブラザーズ」に登場するキャラクター「マリオ」に関する動画が見たい場合を考える. 「スーパーマリオブラザーズ」や「マリオ」をキーワードに動画を検索した場合, それらの語がタグとして付加された動画など, 多くの動画が検索結果として得られる. しかし, それらの動画の中で「マリオ」が活躍するシーンを含むものを見つけない場合, 手がかりとなる情報はほとんどない. このように, 現在の動画共有サービスでは動画にどんなシーンが含まれるかを判断しにくい. また, 動画の特徴量を利用した従来の動画要約手法は, 重要シーンや要約動画といったものの出力を主な目的としている. こういった情報は, 見たい動画を決めた後に重要部分を確認するような用途には適しているが, 重要なシーンを含む動画を検索するような用途には適さない. シーンに含まれる文字列情報を画像認識により取り出す研究があり [6], この技術を用いて抽出された重要シーンから言語情報を取り出すことも考えられる. しかし, シーン中のすべての要素に対応する文字列情報が存在するとは考えにくい. 図 1 に示すようにアノテーションの方がユーザーの意見など動画そのものの要素以外の内容を含む多くの情報を提供しうる.

動画に含まれるシーンを検索するための情報として, たとえば以下のようなラベルを動画に付加することができれば有用であると考え.

- (1) シーンに何が写ったかを表す文
- (2) シーン内の出来事を表す文
- (3) 視聴者の多くがいだくだろう感情や意見を表す文

これらを満たすラベルを作成するために, 特定の動画にのみ登場する特徴的な単語を得る必要があると考える. このような単語を, 以下では特徴語と呼ぶ. たとえば, ゲーム「スーパーマリオブラザーズ」のプレイ動画にラベリ

ングを行うとする. このとき, そのゲームに登場するキャラクター名「マリオ」を特徴語として得ているとする. 動画シーンに付加されたコメントに「マリオ」が出現したとき, そのシーンに「マリオ」が写っている可能性が高い. このシーンのラベルの構成要素として「マリオ」を使うことで, (1) を満たすことができる. 同じように, そのシーンでの出来事に「マリオ」が関係していれば (2) や (3) を満たすことも期待できる. こういったラベルが動画に付加されれば, 文字列によるラベルの検索により, 特定のキャラクターや出来事が含まれる動画を検索することができる. 以上のように, 特徴語はラベルの構成要素として非常に有用であると考え, 提案手法では特徴語を抽出し, ラベリングに利用する.

3. 提案手法とラベリング対象の概要

動画共有サービスの利用上の問題点を解決するために, 動画シーンへのラベリングを提案する. 提案手法ではソーシャルアノテーションとフォークソノミによって動画に付加された情報を利用して, 動画シーンへのラベリングを行う. 提案手法の概要と, 提案手法を適用する動画共有サービスについて以下で説明する.

3.1 提案手法の概要

動画シーンへのラベリングの手順は以下のとおりである.

- (1) シーン抽出
- (2) 特徴語抽出
- (3) 特徴語の属性推定
- (4) ラベリング

提案手法の概要図を図 2 に示す. 各手順の詳細は (1)~(3) に関してはラベリングに必要なデータの抽出手法としてまとめ, 4 章で述べる. また, (4) については動画シーンへのラベリング手法として 5 章で述べる.

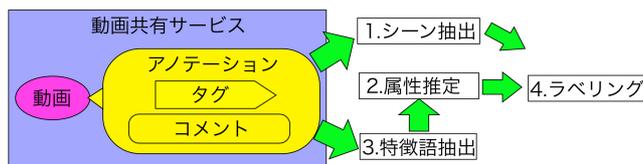


図 2 提案手法の概要

Fig. 2 Summary of the proposed method.

3.2 ラベリング対象とする動画共有サービス

本研究では動画共有サービスであるニコニコ動画内の動画をラベリングの対象とする。ニコニコ動画は動画共有サービスとして、以下のような特性を持つ。

- (1) 自由記述型のタグ
- (2) カテゴリタグ
- (3) シーンへのコメント

動画共有サービスの多くは同じような機能や性質を持つが、サービスによって細かい違いがある。ここでは、ニコニコ動画の各特性に関して説明する。

3.2.1 自由記述型のタグ

ニコニコ動画は、任意の文字列からなるタグを作成して動画に付加するシステムを採用している。このようなシステムでは、動画の具体的なカテゴリについての情報を付加できる。たとえば、あるゲームのプレイ画面を写した動画にタグを付加する場合、「ゲーム」タグのほかに、具体的なゲーム名を表すタグを作成し付加できる。そのため、あらかじめ用意されたタグから選択する方式と比べて動画に関するより詳しい情報を利用できる。

3.2.2 カテゴリタグ

ニコニコ動画には通常自由記述型のタグとは別に、カテゴリタグという特殊なタグが存在する。カテゴリタグはニコニコ動画が用意したタグで、「ゲーム」や「音楽」、「スポーツ」といった抽象度の高い分類を表すタグである。カテゴリタグの存在により、抽象度の高い分類を表すタグに表記ゆれが発生しにくくなっている。

3.2.3 シーンへのコメント

ニコニコ動画では動画の特定シーンにコメントを付加することができる。特定シーンに付加するという仕組みのため、YouTubeのような他の動画共有サービスのコメントと、ニコニコ動画のコメントは性質が異なる。ニコニコ動画では、シーンに付加されたコメントは動画の視聴時に表示され、画面の右から左に流れていく。動画の視聴時には長いコメントは読みにくいいため、コメントは簡潔な文か単語だけで記述されることが多い。この性質から、コメントには動画シーンの象徴となる単語、たとえばゲームのキャラクター名などが多く含まれていると考える。また、シーンにコメントするシステムの性質上、視聴者の注目が集まるシーンはコメントが多くなりやすい。このことから、コメント数が動画の重要シーン抽出に利用できると考える。

これまであげた3特性のうち、ニコニコ動画に固有のものはシーンへのコメント機能のみである。提案手法では、重要シーンの抽出についてはシーン中のコメント数を利用する。他の手法についてはニコニコ動画にのみ存在する情報や機能を利用しないため、提案手法は多少の変更を加えることで、他の動画共有サービスに適用できると考える。たとえば、動画の特徴語に関してはフォークソノミのタグとアノテーション情報があれば抽出が可能である。そのため、動画シーンではなく、1つの動画に対して特徴語を利用したラベリングが可能である。

4. ラベリングに利用するデータの抽出

提案手法ではラベリングに以下の情報を利用する。そのために、これらの情報を抽出する必要がある。

- 動画のどのシーンが重要であるか
- 動画にとってどの語が特徴語であるか
- 各特徴語はどのような意味のカテゴリに属するか

本章では以下でそれぞれ重要なシーンの抽出手法、特徴語の抽出手法、特徴語の属性推定手法について述べる。

4.1 シーンの抽出

動画の中から重要なシーンを抽出するために、ここではシーンのコメント数を利用する。ニコニコ動画におけるコメントの多くはシーンへの感想を表すものである。特定のシーンに他と比べてコメントが多い場合、そのシーンでは視聴者にとって重要なことが起きていると考えられる。このことからコメントが多いシーンを重要シーンとし、動画から抽出する。本研究では1つのシーンの長さを30秒とし、動画を分割する。提案手法は分割時間に依存しないため、動画長によって分割時間を変更することが可能である*1。次に、各シーンのコメント数を計測し、コメント数が多いシーンを重要シーンとして抽出する。

4.2 特徴語の抽出

動画に付加されたコメントの中から特徴語を抽出するためには、以下の問題を解決する必要がある。

- (1) 1つの動画へのコメントの少なさ
- (2) 出現頻度による抽出の難しさ
- (3) 特徴語を他動画で利用することの難しさ

まず最初の問題として、コメントの少なさがあげられる。ニコニコ動画では、視聴の際に表示されるコメントの数は最大1,000件であるが、多くの動画のコメント数はこれに及ばない。また、コメントは通常短い文章であるため、特徴語抽出に利用できる情報量はあまり多くない。次に、出現頻度による特徴語の抽出が難しいという問題がある。出

*1 短い動画の場合、分割時間を短くすることが適切と考えられるが、本手法の適用においては、単位時間あたりのコメント数に応じて重要シーン抽出のためのパラメータを調節する必要がある。

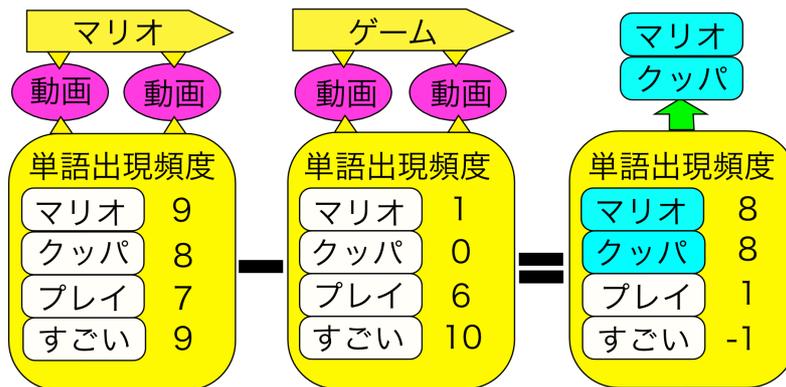


図 3 タグの単語出現頻度の差をとる手法の概要図

Fig. 3 Conceptual diagram of the method for taking difference between the word frequencies of the tags.

現頻度が高い単語が特徴語だとして抽出すると、頻繁に使われる一般的な名詞や動詞なども特徴語として抽出されてしまう。また、1つの動画の特徴語をうまく抽出したとしても、他の動画に応用しにくいという問題がある。たとえば、同じゲームのプレイ動画であっても、同じキャラクター名がコメントに毎回出現するとは限らない。

提案手法ではタグの抽象度の差を利用した特徴語抽出によって、以上3つの問題点を解決する。まず、特徴語の抽出対象を1つの動画から1つのタグが付加された動画群とする。抽出範囲を1つの動画から特定のタグを持つすべての動画へ広げることで問題(1)を解決する。また、抽出した特徴語はタグ単位で共有できるため、問題(3)を解決できる。しかし、抽出の範囲を広げただけでは特徴語と一般的によく使われる語の区別は依然難しく、問題(2)は解決できないままである。そこで、抽象度の高いタグと低いタグの各単語出現頻度の差を利用することで、この問題を解決する。以下ではタグ「Mario」の特徴語を抽出する場合の例をあげる。手法の概要図を図3に示す。

4.2.1 タグの抽象度別に単語出現頻度を計測する

タグ「Mario」は動画内でプレイされているゲームの作品名である。このタグを持つ動画の多くは、より抽象的なカテゴリを表すタグ「Game」を持つと思われる。このような抽象的なタグとして、提案手法ではニコニコ動画のカテゴリタグ「Game」を利用する。他の動画共有サービスでも、動画に付加されている数などを指標に、抽象的なタグを抽出することができる。「Mario」を持つ動画を一定数取り出し、各動画に付加されたコメント内の各単語の出現頻度を計測する。「Game」を持つ動画も、「Mario」と同数を取り出して単語出現頻度を計測する。図3の左側および中央が、計測した単語出現頻度の一部を示した例である。

4.2.2 タグ別の単語出現頻度の差をとる

計測した各タグの単語出現頻度の差をとることによって特徴語を抽出する。同数の動画で単語出現頻度を計測したとき、「Mario」の特徴語の単語出現頻度を「Game」と「マ

リオ」で比較すると、「Mario」の方が頻度が高いと考えられる。そこで、「Mario」での各単語出現頻度から、「Game」の各単語出現頻度を引く。すると、「Mario」の各単語出現頻度のうち、「Game」にも多く出現する単語の出現頻度が低くなる。逆に、「Mario」の特徴語は「Game」にあまり出現しないため、出現頻度は高いままとなる。この結果、出現頻度が高い語を「Mario」タグにのみ多く出現する傾向のある語、すなわち特徴語とする。図3の、右側が差をとった後の単語出現頻度の一部の例であり、「Mario」と「Koopa」が特徴語として抽出された語である。図中の単語出現頻度群の間にある記号は左側が減算記号、右側が等号である。

4.3 特徴語の属性推定

前節の例に示したように、特徴語として抽出される語には固有名詞や専門用語などユーザにとって未知である可能性の高い語も含まれる。抽出した特徴語をそのタグを持つ動画へのラベルに利用する場合、その特徴語が何を意味するかという情報があれば、たとえそれが未知の語であってもラベルによる動画のシーン検索や要約に役立つと考える。以下では、特徴語が表す意味のカテゴリのことを属性と呼び、属性が既知である特徴語を属性特徴語と呼ぶ。ここで例として、ゲームのプレイ動画にラベリングする場合を考える。ラベルに含まれる特徴語に「キャラクター名」など属性が付加されていれば、ラベルの利用者は直接その単語を知らなくてもラベルが表す内容を理解しやすい。また、特徴語に付加された属性を検索に利用することも考えられる。

属性の推定手法として理想的なのは、すべてのタグに適用可能な手法である。しかし、シーン検索や動画要約において役立つ属性の集合を一般的に定義することは難しい。たとえば、上であげた「キャラクター名」という属性はゲームやアニメなどをモチーフにした動画には有用な属性であるが、スポーツに関する動画の場合には「選手名」のほうがよりふさわしい。そこで本論文では具体的な1つのタグ

を対象として属性の集合を設定し、推定を試みる。

属性推定を行うための既知情報として、少数の属性特徴語が訓練例として与えられる場合を考える。提案手法では、与えられた属性特徴語とその共起語の統計的性質を利用して属性推定を行う。特定の属性の属性特徴語とよく共起する語を、本論文では属性ハブと呼ぶ。たとえば「建物」という属性の属性特徴語ならば、「建てる」といった語が共起しやすいと考えられる。提案手法では入力として受け取った属性特徴語の共起語から属性ハブを抽出し、属性ハブを利用して特徴語の属性を推定する。推定には特定の1つのタグにとっての特徴語、各特徴語の共起語と共起回数、属性特徴語を利用する。属性特徴語の共起語と見なすのは、そのタグが付加された各動画に付加されたコメントに含まれる各単語である。属性ハブの抽出手法と、属性ハブを利用した属性推定手法について以下に示す。

4.3.1 属性ハブの抽出

属性ハブを抽出するには、訓練例として受け取った属性特徴語の各共起語を調べ、特定の属性の属性特徴語にのみ共起する傾向の強い語を見つける必要がある。しかし、複数の属性の属性特徴語が訓練例として与えられるとは限らない。そこで、提案手法では比較に利用するための擬似的な属性を作成して、この問題を解決する。具体的には、特徴語の中から無作為に適当な数の語を選び、擬似属性の属性特徴語としたのち、各属性特徴語の共起語すべてについて以下の式(1)でスコア S を計算し、 S が高い語を属性ハブとして抽出する。ここで、 $E1$ は訓練例として与えられた属性特徴語との共起数、 $E2$ は擬似属性の属性特徴語との共起数である。スコア S は、特定属性の属性特徴語にのみ共起し、他の属性の属性特徴語と共起しにくい語ほど高くなる。

$$S = (E1 - E2) \quad (1)$$

ここで例として、「ゲーム」タグの特徴語の属性ハブを抽出する場合について説明する。属性が「キャラクター名」である特徴語が数個訓練例として与えられているとする。属性「キャラクター名」の属性特徴語と選択的によく共起する語を発見するには、「キャラクター名」属性でない属性特徴語を入手する必要があるが、これが得られる保証はない。そこで、「キャラクター名」属性でない「ゲーム」の特徴語から無作為に一定数選んだ語を擬似属性の特徴語とする。この擬似属性の属性特徴語の共起語と、「キャラクター名」の属性特徴語の共起語の違いをもとに属性ハブの抽出を行う。具体的には、式(1)によって「キャラクター名」属性の属性特徴語の共起語についてスコアを計測し、スコアの高いものを「キャラクター名」の属性ハブとして抽出する。

4.3.2 属性ハブを利用した属性特徴語の抽出

属性推定には属性ハブと各特徴語から得られる以下の2つの情報を用いる。

- R : 特徴語に共起した属性ハブの数
 - O : 特徴語の全共起語のうち、属性ハブが占める割合
- まず、各特徴語の R と O を計測し、全特徴語におけるそれぞれの偏差値 R_d , O_d を求める。これは属性特徴語を求める評価関数を一般化しやすくするためである。次に、属性特徴語になりにくい特徴語をフィルタリングする。どんな語とも共起しやすい一般的な語、たとえば「いる」や「ある」といった語は R_d が高く、 O_d が低くなる。そのため、 R_d が高いだけでは属性特徴語として良い語であるとはいえない。また、 O_d が高く R_d が低い語は、たまたま属性特徴語と同じコメント内にあり、その他のコメントにあまり出現していない語である可能性が高い。したがって、 O_d が高いだけの単語も属性特徴語にふさわしくない。以上から、 R_d と O_d のどちらか、あるいは両方が低い語は属性特徴語になりにくいと考えられる。そこで、 R_d と O_d のどちらか、あるいは両方が平均より小さい50未満の特徴語を以降の処理から除外する。そのあと、 R_d と O_d の和を各特徴語について求めて属性特徴語のスコアとし、スコアの高い特徴語を属性特徴語とする。以上の処理を各属性について行う。

5. 動画シーンへのラベリング

本章では4章で得た情報をもとに、動画シーンへラベリングする手法を提案する。具体的には重要シーンの情報と、特徴語およびその属性についての情報を組み合わせて、シーン内のコメントからシーンのラベルを抽出する。以下では、ラベルとしてコメントを利用する理由とその手法について説明する。

5.1 ラベルへのコメントの利用

提案手法では動画シーンへのラベルとして、元々シーンに付加されていたコメントを利用する。そのため、ラベルに有用な情報が複数のコメントに分散して存在する場合、それらをラベル作成に利用できない。しかし、1人の人間が作成した情報を利用できるため、自然な単語の並びで構成されたラベルになりやすい。また、複数人の意見が混じり、ラベルの内容が意味的に矛盾することがない。以上の点を考慮し、シーンへのコメントをラベルとして利用する。

5.2 ラベル候補の抽出

ラベル候補の抽出には主に属性特徴語の情報を利用する。特徴語は3.1節で述べたとおり、そのタグが付加された動画のコメントに頻出し、かつ他のタグにはあまり出現しない単語である。そのため、動画視聴者の多くは特徴語が表すものや出来事に注目しているはずである。しかし、特徴語は必ずしも明確な意味を持つ語ではない。たとえば、特定の動画でのみ使われる感動詞は、特徴語であってもシーンの具体的な内容を表現するためにはあまり役立たない。

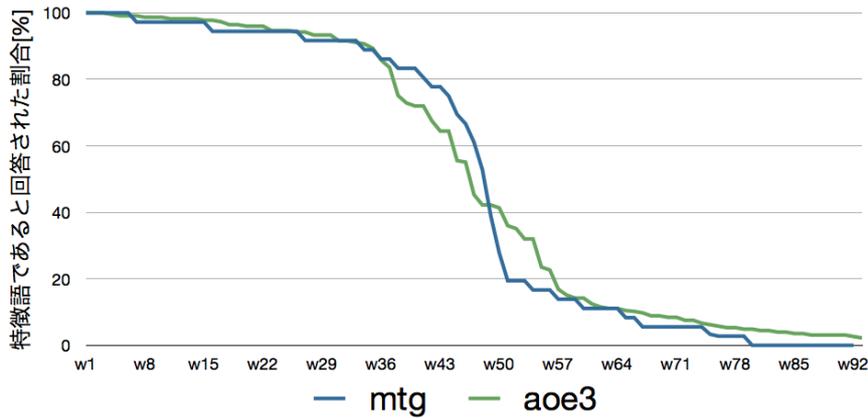


図 4 2つのタグの各単語アンケート回答結果

Fig. 4 Result of questionnaire about each feature word of the two tags.

したがって、ここでは特徴語の中でも属性特徴語に着目してラベルを抽出する。まず、各属性特徴語についてシーン内のコメントでの出現数を計測する。シーン内で重要な役割を果たしている要素を表す語は、複数のコメントに出現すると思われる。そこで、各属性特徴語のシーン内出現数をその語のスコア $wscore$ とする。ラベルはシーンの情報を多く含んでいることが望ましい。ただし、コメントの長さや属性特徴語の多さだけで判断すると、有用な情報が少ないものも抽出されてしまう。そこで、 $wscore$ が高い属性特徴語を多く含むラベルが高スコアとなるよう、式 (2) のようにスコア付けする。ここで、 $cscore$ はコメントのスコア、 W はコメントに含まれる各属性特徴語の集合、関数 $wscore(W_i)$ は属性特徴語 W_i の $wscore$ を求める関数である。 $wscore(W_i)$ の値を 2 乗するのは、そのシーンで重要でない属性特徴語のみを多く含むコメントの $cscore$ が高くなるのを防ぐためである。シーンの各コメントのスコアを式 (2) で算出し、高いものをラベルとする。

$$cscore = \sum_{i=1}^n wscore(W_i)^2 \quad (2)$$

6. 提案手法の評価実験

提案手法の特徴語抽出、特徴語の属性推定、動画シーンへのラベリングについて評価実験を行った。特徴語抽出については複数のタグに対して手法を適用し、特徴語以外の語が排除できているかアンケートで評価した。属性推定については正解データを作成し、その一部を訓練例として用いて特徴語の正しい属性を推定できるか評価した。ラベリングについては提案手法によるラベルを条件を変えて複数作成し、シーンの検索と動画要約の 2 つの観点で有用かアンケートで評価した。それぞれの実験内容と結果について以下に示す。

6.1 特徴語抽出の評価実験

ある単語が特定のタグにとって特徴語であるかどうかは、

そのタグに関する外部知識を用いるか、専門的な知識を持つ人物に評価してもらう必要がある。そこで、2 つのタグの特徴語について専門知識を持つ人物を対象にアンケートを実施した。評価の対象としたのは「aoe3」と「mtg」という、異なるジャンルのゲーム名を意味するタグの特徴語である。これらのタグはそれぞれ 2,000 以上の動画に付加された具体的なカテゴリを表すタグである。また、これらのタグはいずれもより抽象的なカテゴリを表す「ゲーム」タグとよく共起する傾向がある。実際のラベリングに利用するためには、コメントに頻出する特徴語を確実に抽出することが重要となる。一方で、めったにコメントに出現しない単語はラベルに利用しにくいいため、それほど重要でない。そこで、アンケートでは単語出現頻度の上位 50 語（特徴語抽出の前と後）について、特徴語か否かを評価してもらった。これは、情報検索における一般的な評価指標である適合率にあたる。出現頻度の低い特徴語の重要性が低い点を考慮して、再現率による評価は行わない。

まず、回答者ごとの評価のばらつきについて検討する。評価された単語数は「aoe3」が 93、「mtg」が 92 であり、回答者数は「aoe3」が 225、「mtg」が 36 であった。図 4 に各単語の評価結果を示す。このグラフの縦軸は「特徴語である」と回答された割合であり、横軸は各単語が縦軸の値が高い順に左から並んでいる。このグラフから、「特徴語である」と回答された割合が 8 割未満かつ 2 割以上の語はあまり存在しないことが分かった。そこで回答者の 8 割以上が「特徴語である」と回答した語を真の特徴語と仮定し、特徴語の適合率を計算した。手法適用前後での適合率とその改善比を表 1 に示す。どちらのタグも手法適用後に適合率が改善された。

6.2 特徴語の属性推定の評価実験

今回の実験では評価対象として、ニコニコ動画に存在するタグ「aoe3」の特徴語を選定した。「aoe3」は「Age of Empires 3」の略語であり、RTS (Real Time strategy) に

表 3 aoe3 の特徴語の属性推定精度

Table 3 Accuracy of the attribute estimation about feature word of aoe3.

属性名	5 語入力 of 精度 [%]	10 語入力 of 精度 [%]	20 語入力 of 精度 [%]
ユニット	55.1(15.5)	61.5(15.0)	65.7(14.0)
参加者	35.8(8.5)	37.5(8.0)	48.1(7.0)
文明	27.3(2.1)	26.1(1.6)	9.1(0.6)
施設	46.2(4.4)	60.9(3.9)	57.4(2.9)

表 1 手法適用前後の適合率

Table 1 Number of feature word before and after applying proposed method.

タグ名	適合率 (適用前) [%]	適合率 (適用後) [%]	改善比
aoe3	6	74	12.33
mtg	10	82	8.20

表 2 RTS における属性の定義

Table 2 Attribute definition of RTS.

属性名	属性の定義
ユニット	兵隊や資源収集用ユニットの名前
参加者	プレイヤー, 実況者, 解説者
文明	利用するユニットや施設などを決定する要素
施設	ユニットによって建造できる建物全般

分類されるゲーム名を表している。このジャンルでは、ユニット名や施設名など様々な属性のものに固有の呼び方がある。そのため、特徴語の属性推定を行ううえで適切であると判断した。今回設定した属性の名称と定義を表 2 に示す。

「aoe3」タグの特徴語の属性を推定し、精度を評価する。たとえば、「aoe3」に登場する、ユニットを生産するための施設を表す単語「馬小屋」は「施設」属性の属性特徴語となる。「aoe3」タグについて 4.2 節の手法で特徴語抽出を行った。特徴語抽出に利用した動画の数は 1,000 件であった。特徴語抽出後の単語出現頻度上位 1,000 語を特徴語とし、各特徴語に属性を設定した。1,000 語のうち、各属性の属性特徴語数は「ユニット」が 160, 「プレイヤー」が 90, 「文明」が 26, 「施設」が 49, 属性なしが 675 であった。これらを評価実験の正解データとする。

評価実験では、正解データから各属性 20, 10, 5 語の属性特徴語を入力として属性推定を行った。ここでは入力から属性ハブを属性ごとに 20 語抽出して属性推定に利用した。提案手法で求めたスコア順で上位 15 位までの語を属性特徴語とし、正解データと比較して推定精度を調べた。提案手法では擬似属性の属性特徴語が無作為に選ばれるため、推定結果は試行ごとに異なる。そこで、ここでは 100 回の試行結果の平均をとった。属性推定の精度を表 3 に示す。括弧内は全特徴語における各属性の属性特徴語の割合である。

6.3 動画シーンへのラベリングの評価実験

動画シーンにおけるラベルのふさわしさを定量的に評価することは難しい。そのため、ここでは 5 章で提案したラベリング手法をアンケートによって評価した。

本実験の前に、特徴語を利用したラベリングが有用か判断するための予備実験を行った。異なるゲーム名を表す 5 つのタグをそれぞれ持つ動画 19 件から 86 の重要シーンを抽出し、提案手法でラベルを付加した。この実験では属性特徴語ではなく、特徴語に関して 5.2 節の手法を適用した。6 名の被験者に各重要シーンを視聴してもらい、提案手法によるラベルと、ランダムにシーン中のコメントから抽出したラベルのどちらがシーンを表すラベルとして良いか選択してもらった。アンケートの結果、有意水準 5% の t 検定において有意に多く提案手法のラベルが選択され、特徴語によるラベリングが有用であることが分かった。

提案手法によるラベルが、動画のシーン検索と要約において有用であるかという 2 つの観点から本実験を行った。評価実験でラベルを付加した動画はタグ「aoe3」を持ち、aoe3 の対戦を観戦者が実況・解説する趣旨の動画である。ここで用いる「aoe3」の特徴語や属性の設定、属性特徴語は 6.2 節のものと同じである。評価実験の被験者は 22~24 歳の男子学生 9 名で、うち 8 名は aoe3 に関して知識を持たない人物であった。

6.3.1 シーン検索の評価実験

シーン検索に関する評価実験について説明する。この実験では、提案手法によるラベルを利用して特定のシーンを検索できるかを評価対象とした。被験者に検索対象のシーン内容に関する情報（写っているものの名前、起こっている出来事の簡単な説明）と、各シーンのラベルを与え、検索対象のシーン内容と一致するラベルが付加されたシーンを回答してもらった*2。ラベルを付加した動画数は 5、総シーン数は 254、検索対象のシーン数は 26 であった。各シーンには提案手法によってラベルを最大 3 個ずつ付加した。実験の結果、検索対象のシーンのうち、被験者の過半数が検索できたシーン数は 15 であった。

6.3.2 動画要約の評価実験

動画要約に関する評価実験について述べる。この実験で

*2 ニコニコ動画では通常動画を視聴しながらコメントを行うため、コメントが指す内容とシーン内容にタイムラグが発生する場合がある。そこで、検索対象の前後 1 シーンまでを正解とした。

表 4 ラベルのアンケート評価結果
Table 4 Result of questionnaire about label.

ラベル	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
絶対評価の平均値	2.2	3.1	3.4	3.9	2.4	2.3	3.8	2.7	3.4	4.2
絶対評価の順位	1	5	6	9	3	2	8	4	6	10
相対評価の平均値	2.3	5.4	6.0	8.0	3.2	3.4	6.9	4.3	6.8	8.6
相対評価の順位	1	5	6	9	2	3	8	4	7	10

A: ユニット 施設 マスケ が 小屋 割ってる → B: マスケ が 小屋 割ってる

図 5 属性情報があるラベル A とないラベル B

Fig. 5 The difference between label A and label B.

は 1 つの動画を対象とし、提案手法でラベルを付加する。ただし、実際に提案手法を用いた動画ラベリングシステムを考える際には、前もってすべての属性特徴語が得られているとは考えにくい。そのため、属性推定の入力として利用できる属性特徴語の数が異なる場合のラベルを用意した。ラベルの例を図 5 に示す。被験者に動画を視聴してもらい、各ラベルが動画の要約情報として良いかを絶対評価（5 段階）と相対評価（ランキング）で評価してもらった。用意したラベルは以下の 10 種類である。

- A：すべての属性特徴語が既知の場合のラベル
- B：A からラベルの属性情報をなくしたもの
- C：予備実験で使用したラベルに属性情報を付加したもの
- D：予備実験で使用したラベル
- E, F, G：各属性 20, 10, 5 の属性特徴語が既知の場合のラベル
- H, I, J：E, F, G で属性推定による属性特徴語を利用しなかったもの

D は予備実験で使用したラベルであり、C は D に属性情報を付加したものである。このとき、属性特徴語は A と同じくすべて既知であるとした。A と C は、ラベル抽出の際に特徴語と属性特徴語のどちらを用いるかという点で異なる。B は A から属性情報を削除したものである。図 5 にラベル A と B の違いを示す。E, F, G は A に比べて既知の属性特徴語が少なく、属性推定によって利用できる属性特徴語を増やした後に提案手法で抽出したラベルである。H, I, J は E, F, G と対応しており、属性推定を行わなかった場合の提案手法によるラベルである。アンケート結果とそれぞれの順位を表 4 に示す。絶対評価では 1 が最も良く、5 が最も悪い評価である。相対評価は 1 が最上位、10 が最下位である。どちらの評価でも A, E, F の評価が高く G, D, J の評価が低かった。

7. 実験結果に関する考察

特徴語抽出、属性推定、ラベリングの各実験結果について、

以下でそれぞれ考察する。また、それらをふまえて提案手法の他タグへの応用に関して述べる。

7.1 特徴語抽出の評価結果に関する考察

2 つのタグについて専門知識を持つ人物を対象に行ったアンケートから、どちらも手法適用後に特徴語数が大きく増えたことが分かった。これらから、提案手法による特徴語抽出では、特徴語でない単語の多くを排除できたといえる。また、特定のタグが付加された動画群へのコメントの単語出現頻度から、そのタグを特徴づける語が抽出できることが分かった。

7.2 特徴語の属性推定の評価結果に関する考察

今回設定した 4 属性ではいずれも提案手法によって、本来含まれる割合より高い精度で属性特徴語を抽出できた。ただし、もともと高い割合で含まれる属性特徴語の精度が必ずしも高いわけではなかった。たとえば「施設」属性は属性特徴語の全体数がそれほど多くないが、「参加者」属性よりも平均して高い精度が得られた。これは、「施設」属性には属性ハブとして優秀な語が多く存在するためだと考えられる。たとえば「建てる」、「作る」、「壊す」などは「施設」属性に関してのみ共起しやすい語である。対して「参加者」属性にはそのような語が少ないため、精度に差がついたと考える。属性特徴語数が少ない「文明」では、利用できる属性特徴語が増えても精度が上がらなかった。これは、残された属性特徴語がほとんどコメント内に現れないため情報量に乏しく、推定が非常に難しいことが原因だと考えられる。「文明」と同じような精度の減少は、同じように属性特徴語数が少ない「施設」にもわずかながらみられた。

7.3 動画シーンへのラベリング手法の評価結果に関する考察

シーン検索に関する評価実験では、26 の検索対象のうち 15 シーンを被験者の過半数が検索できた。これは、被験者の多くが動画内容に関してまったく知識がないことをふまえると良い結果であるといえる。提案手法では特徴語自体を知らなくても属性からその役割を類推することが可能である。このことから、その動画の題材に関する知識が少ない人物であっても、ある程度提案手法は有効であると考え

る。ただし、シーンに付加されたコメントを利用する提案手法は、有効な属性特徴語が出現しないシーンや、複数のシーンにわたって同じ属性特徴語が出現する場合に有効なラベルを付加することができない。

動画要約に関する評価実験では、総じて A の評価が高かった。C は A と同じくすべての属性特徴語が既知であるという、提案手法において理想的な状態でのラベルであるが、A に比べ評価が低かった。このことから、ラベルに属性特徴語のような具体的に意味を持つ語を利用することが有効であるといえる。B や D のように属性の情報がないラベルは、属性情報があるラベルに比べて顕著に評価が低かった。そのため、属性情報はラベルによる動画要約に有効であると考えられる。利用できる属性特徴語が制限されたラベルである E～G は、いずれも属性推定を行わなかった H～J よりも高く評価された。これらから、属性推定によって利用する属性特徴語を増やす手法は、属性特徴語を用いたラベリングの際に有効であると考えられる。また、20 の属性特徴語のみを利用した H よりも、10 の属性特徴語と属性推定による属性特徴語を用いた F が高く評価された。F は相対評価で 2 番目に評価が高く、絶対評価でも A とほぼ同等の評価であった。このように、提案手法は入力となる属性特徴語が少ない場合でも、効率的にラベルに役立つ属性特徴語を推定できた。ただし、5 つの属性特徴語のみを利用した G、J は評価が低かった。したがって、絶対的な情報量が不足している場合は属性推定があまり有効ではないといえる。どの程度の情報量があれば効率の良い属性推定ができるかについての調査は今後の課題である。

7.4 他分野への応用に関する考察

今回行った各評価実験は「ゲーム」タグと特定のゲーム名を表すタグが付加された動画群を対象としている。提案した特徴語の抽出手法では、タグの抽象度の差を利用する。具体的なタグが付加された動画へのコメントでは、抽象的なタグが付加された動画へのコメントよりも特徴語の出現頻度が高いという性質は、今回実験を行った「ゲーム」タグに特有の性質ではない。そのため、特徴語を抽出したいタグより抽象度の高いタグがある場合は特徴語を抽出できると考える。例として、「サッカー」タグが付加された動画に関してラベリングを行う場合を考える。提案手法では具体的なタグである「サッカー」が付加された動画のコメントと、抽象的なタグである「スポーツ」が付加された動画のコメントでの単語出現頻度の差を利用する。「スポーツ」のような抽象的なタグは、サッカー以外のスポーツを題材とした動画にも付加される。そのため、「サッカー」タグの特徴語であろう「シュート」は、「サッカー」タグが付加された動画へのコメントでより多く出現すると考える。ニコニコ動画に存在するタグ「スポーツ」と「サッカー」を持つ動画をそれぞれ 50 選び、それらに付加されたコメント

中の単語出現頻度を調べたところ、「シュート」の出現回数は「スポーツ」では 2、「サッカー」では 15 であった。このように、「ゲーム」タグ以外の抽象的なタグを持つ動画にも特徴語抽出を適用し、シーンへのラベリングを行うことができると考える。提案手法では属性の設定や属性特徴語に関してはある程度事前に適切なものを用意する必要がある。ただし、属性特徴語がある程度得られているならば、属性推定によって利用できる属性特徴語を増やすことが可能である。

8. 関連研究

本研究に関連する研究には、主に以下の 2 つがある。

- 動画要約に関するもの
- キーワード抽出に関するもの

動画要約に関しては、画像・音声の特徴量やそれらの前後関係といった情報を利用する手法が多く研究されている。それら非言語的メタ情報を人間が理解できるテキスト情報として出力するために、動画内に含まれる文字情報を抽出する手法 [6] などの画像のパターン認識手法が研究されている。ただし、画像や音声の特徴量の比較や解析を、動画共有サービス上の膨大な動画に適用することは計算量の観点から現実的でない。そこで、近年では動画そのものではなく、動画に付加されたメタ情報を利用して動画要約や検索のための情報を生成する手法が研究されている。Davis ら [7] は動画の特定シーン上に“Funny”や“Boring”など意見や感情を表すタグを付加する仕組みを提案し、ソーシャル・ネットワーク上の複数の人物群による動画へのタグ付けには一定の傾向があることを指摘した。ほかにも、Yamamoto ら [8] は動画の特定シーンを引用して詳細なアノテーションを行うためのシステムを提案している。このシステムでは、動画に付加されたアノテーション内に存在する単語から動詞や名詞をタグとして抜き出し、タグによってシーン検索を行うことができる。これらは特定の動画のシーンに関する情報を、動画に付加された情報から抽出する点において本研究と共通する。ただし、本研究では動画にとって特徴的である語を自動的に抽出し、シーンを表すラベルに利用することができる。ほかにも、HTML などの Web 文書や、画像などへアノテーションを付加するためのツールも多く提案されている [9]。しかし、人手による動画へのアノテーションはコストが高く、Li [10] らは動画の要約に必要な十分な量のアノテーションが付加された動画の数が少ないことを指摘している。そこで Li らは動画に付加されたテキスト情報を、動画そのものの情報による動画要約のための学習モデルに利用する手法を提案している。また、適切なテキスト情報の付加された動画を用いる代わりに、動画共有サービス上の動画とそれらに付加されたコメントなどに着目し、動画のシーン抽出・検索を行う研究がある。その中の 1 つに、ニコニコ動画を対象と

した Tahara らの研究 [11] がある。これは、特徴的なシーンに出現しやすいコメントをあらかじめオントロジの形で用意して、シーン検索を可能とするものである。ほかにも、コメント密度を利用して重要シーンを抽出する青木らの研究 [12] がある。本研究はこれらの研究と動画共有サービス上の動画を対象とした動画要約情報の生成手法である点で共通する。また、要約情報としてシーンの内容を表すテキスト情報であるラベルの抽出を目的とする点でこれらの手法と異なる。

次に、キーワード抽出に関して述べる。文書のキーワードを抽出する手法として基本的なものに tfidf [13] がある。tfidf は大量の文書群の中の特定文書について、キーワードを抽出するための指標である。特定文書での単語の出現頻度の tf と、文書集合全体での単語の珍しさを表す idf を用いてキーワードを抽出する。しかし、キーワード抽出を行う対象とする文書群が小さい場合、その文書群から計算される単語の idf によって所望の効果をj得ることは難しい。山本ら [14] は、キーワード抽出の対象となる文書が適切にカテゴリ化された文書群に所属することは稀であるという問題を指摘している。山本らは適切にカテゴリ化されていない文書群にも適用可能なキーワード抽出手法として、文書に含まれる語の共起グラフから得られる特徴量を機械学習に用いる手法を提案している。本手法では文書群を定義する情報として、フォークソノミにおいて意味的に親子関係にある2つのタグを用いる。これによって、子に特徴的な語を求め、小さな文書集合においてもキーワード抽出を行うことができる。ほかにも、教師あり学習を利用する手法や、外部知識としてウェブ上の情報をコーパスとして利用するキーワード抽出手法について多く研究されている。Grineva [15] らはそういった手法を組み合わせたキーワード抽出手法を提案している。この手法では複数の指標をキーワード抽出に利用したうえで、Web 上の情報を外部知識として用いてキーワードの多義性を解決するために利用している。本研究は、特定の文書集合を外部知識として利用せず、同サービス内の文書集合をフォークソノミを利用して抽出する点でこの手法と異なる。Fujimura ら [16] は Blog におけるフォークソノミのタグ間の類似度を測るために、単語出現頻度の差を用いて各タグのキーワード抽出を行っている。この研究では記事に出現した単語の分布を全タグについて調べて平均化し、特定タグにおける分布との違いから特徴語を抽出している。本研究は、特定のタグとそのタグを包含する抽象的なタグを比較し、特徴語抽出を行う点でこの手法と異なる。また、Sakurai ら [17] はウェブ掲示板上のスレッドから重要なイベントを含むものを機械学習により抽出し、さらにそこで話題となっているキーワードを当該スレッドと参照コーパスとの単語出現頻度の差に基づき抽出する手法を提案している。これは、2種類のコーパスでの単語出現頻度の差を利用してキーワー

ドを抽出するという点で本研究と共通するが、本研究は動画を対象とし、抽出のために抽象度を表すカテゴリタグという概念を利用する点で異なる。Muhra ら [18] は親子関係を利用したラベリング精度の改善を行っている。本研究とはカテゴリの親子関係を利用する点で共通するが、本研究の対象とする親子関係がフォークソノミによるものである点で異なる。

9. おわりに

本研究では動画共有サービスのニコニコ動画の特性に着目し、フォークソノミのタグに特徴的な語を抽出し、意味的なカテゴリを推定する手法を提案した。また、それらとサービスの特性を利用して動画シーンへのラベリングを行った。

特徴語抽出の手法を評価するため、2つのタグに対して手法を適用してアンケートによる評価を実施し、特徴語が抽出できていることを確認した。属性推定に関しては正解データの一部を利用して残りを推定する実験を行った。実験の結果、設定したすべての属性で本来の属性特徴語の割合を大きく上回る精度で推定することができた。動画シーンへのラベリングに関しては、シーン検索と動画要約の2つの観点でアンケートによる評価を行った。アンケートの結果、シーン検索において過半数の被験者が指定したシーンの多くを検索できた。また、動画要約において属性特徴語を用いたラベルはそうでないラベルと比べて有用であることが分かった。提案手法によるラベルでは、ラベルに含まれる単語を知らなくても、属性情報によってその役割を類推することができる。そのため、事前知識がなくてもラベルの内容を理解しやすいと考えられる。

提案手法では、属性特徴語がある程度得られていれば、属性推定によってすべての属性特徴語が得られている場合とほとんど遜色ないラベルが抽出できる。しかし、どの程度の属性特徴語数があれば属性推定が有効に働くかについては、今後調査が必要であると考えられる。また、今回はゲームを対象として手法を適用したが、スポーツなど他のジャンルへ適用した場合の評価実験も必要である。

参考文献

- [1] YouTube, 入手先 (<http://www.youtube.com/>).
- [2] ニコニコ動画 (原宿), 入手先 (<http://www.nicovideo.jp/>).
- [3] ネットレイティングス株式会社プレスリリース, 入手先 (http://www.netratings.co.jp/New_news/News10272009.htm).
- [4] MyVoice: 動画共有サイトに関するアンケート調査, 入手先 (http://myel.myvoice.jp/products/detail.php?product_id=14512).
- [5] Mathes, A.: Folksonomies – Cooperative Classification and Communication Through Shared Metadata, available from (<http://www.adammathes.com/academic/computer-mediated-communication/folksonomies.html>).
- [6] Jung, K., Kim, K.I. and Jain, A.K.: Text information ex-

- traction in images and video: A survey, *Pattern Recognition*, Vol.37, No.5, pp.977-997 (2004).
- [7] Davis, S.J., Ritz, C.H. and Burnett, I.S.: Using Social Networking and Collections to Enable Video Semantics Acquisition, *IEEE Multimedia*, Vol.16, pp.52-61 (2009).
- [8] Yamamoto, D., Masuda, T., Ohira, S. and Nagao, K.: Video Scene Annotation Based on Web Social Activities, *IEEE Multimedia*, Vol.15, No.3, pp.22-32 (2008).
- [9] Uren, V., Cimiano, P., Iria, J., Handschuh, S., Vargas-Vera, M., Motta, E. and Ciravegna, F.: Semantic annotation for knowledge management: Requirements and a survey of the state of the art, *Web Semantics: Science, Services and Agents on the World Wide Web*, Vol.4, No.1, pp.14-28 (2006).
- [10] Li, L., Zhou, K., Xue, G.-R., Zha, H. and Yu, Y.: Video summarization via transferrable structured learning, *Proc. 20th International Conference on World Wide Web*, No.10, pp.287-296 (2011).
- [11] Tahara, Y., Tago, A., Nakagawa, H. and Ohsuga, A.: NicoScene: Video Scene Search by Keywords Based on Social Annotation, *Proc. 6th International Conference on Active Media Technology (AMT2010)*, pp.461-474 (2010).
- [12] 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 [音楽情報科学], No.50, pp.37-42 (2008).
- [13] Salton, G. and Buckley, C.: Term-weighting approaches in automatic text retrieval, *INFORMATION PROCESSING AND MANAGEMENT*, pp.513-523 (1988).
- [14] 山本優樹, 折原良平: 共起語ネットワーク特徴の言語・文書種非依存性に基づくキーワード抽出と見出し語の予測による性能評価, 人工知能学会論文誌, Vol.24, No.3, pp.303-312 (2009).
- [15] Grineva, M., Grinev, M. and Lizorkin, D.: Extracting key terms from noisy and multitheme documents, *Proc. 18th International Conference on World Wide Web*, pp.661-670 (2009).
- [16] Fujimura, S., Fujimura, K. and Okuda, H.: Blogosonomy: Autotagging Any Text Using Bloggers' Knowledge, *Proc. IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence 2007*, pp.205-212 (2007).
- [17] Sakurai, S. and Orihara, R.: DISCOVERY OF IMPORTANT THREADS USING THREAD ANALYSIS REPORTS, *Proc. 2006 IADIS Intl. Conf. WWW/Internet 2006*, No.2, pp.243-248 (2006).
- [18] Muhr, M., Kern, R. and Granitzer, M.: Analysis of structural relationships for hierarchical cluster labeling, *Proc. 33rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp.178-185 (2010).



石野 克徳

2010年東京工科大学コンピュータサイエンス学部コンピュータサイエンス学科卒業。2012年電気通信大学大学院情報システム学研究科社会知能情報学専攻博士前期課程修了。



折原 良平 (正会員)

1986年筑波大学第3学群情報学類卒業。1988年同大学院工学研究科電子・情報工学専攻博士前期課程修了。同年(株)東芝入社。現在、同社研究開発センター知識メディアラボラトリーに勤務。1993~1995年 University of

Toronto, Department of Industrial Engineering 客員研究員。2005~2010年東京工業大学総合理工学研究科連携准教授。2010年より電気通信大学情報システム学研究科客員教授。発想支援技術, 類推, 機械学習, データ・テキストマイニングの研究に従事。2009年度人工知能学会論文賞, 2010年度人工知能学会功労賞受賞。現在, 情報処理学会理事。人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会各会員。博士(工学)。



中川 博之 (正会員)

1974年生。1997年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。同年鹿島建設(株)に入社。2007年東京大学大学院情報理工学系研究科修士課程修了, 2008年同大学院博士課程中退。同年より電気通信大学助教, 現在に至る。エージェ

ントおよび自己適応システム開発手法の研究に従事。電子情報通信学会, IEEE CS 各会員。



田原 康之 (正会員)

1966年生。1991年東京大学大学院理学系研究科数学専攻修士課程修了。同年(株)東芝入社。1993~1996年情報処理振興事業協会に出向。1996~1997年英国 City 大学客員研究員。1997~1998年英国 Imperial College 客員研究員。2003年国立情報学研究所入所。2008年より電気通

信大学准教授。博士(情報科学)(早稲田大学)。エージェン



大須賀 昭彦 (正会員)

1981年上智大学理工学部数学科卒業。同年(株)東芝入社。同社研究開発センター、ソフトウェア技術センター等に所属。1985～1989年(財)新世代コンピュータ技術開発機構(ICOT)出向。2007年より、電気通信大学大学院

情報システム学研究科教授。工学博士(早稲田大学)。主としてソフトウェアのためのフォーマルメソッド、エージェント技術の研究に従事。1986年度情報処理学会論文賞受賞。現在、IEEE Computer Society Japan Chapter Chair, 人工知能学会理事。電子情報通信学会, 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, IEEE CS 各会員。