

ユーザの視聴履歴と投稿動画における タグの共起関係に基づく動画推薦手法

工藤 真之[†] 北山 大輔[†]

[†] 工学院大学情報学部コンピュータ科学科 〒163-8677 東京都新宿区西新宿 1-24-2
E-mail: ††j111037@ns.kogakuin.ac.jp, ††kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 近年、ニコニコ動画や Youtube などの動画共有サイトには非常に多くの動画が存在し、今も増え続けている。このような状況で、ユーザは興味を持つ動画を発見するのは手間がかかる。そのため、ユーザは、ランキング上位の現在盛り上がっている発見が容易な動画を目にすることが多くなる。しかし、ランキングにない動画が面白くなく、ユーザにとって興味のないものとはいえない。そこで、本研究ではユーザの視聴した動画に付与されたタグの共起関係と動画全体のタグの共起関係の差異を用いて動画を抽出し、共起関係により拡張したユーザのタグから見た片方向の一致度と動画のメタデータを用いてランキングすることで、ユーザにとっての未知性や動画の面白さを考慮した推薦手法を提案する。

キーワード 動画推薦, 動画共有サイト, CGM, ソーシャルタグ

1. はじめに

近年、ニコニコ動画^(注1)や Youtube^(注2)などの動画共有サイトには非常に多くの動画が存在する。2014年9月8日現在、ニコニコ動画には約11,210,000件もの動画が存在し、今も増え続けている。このように、動画が数多く存在する中からユーザが興味を持つ動画を発見するのは非常に手間がかかる。そのため、ユーザは発見が容易な、現在盛り上がっているランキング上位の動画を目にすることが多くなる。しかし、ランキングにないものが面白くなく、ユーザにとって興味のないものであるとはいえず、ランキングに掲載される動画より多くの面白い動画が存在していると考えられる。加えて、ランキングは全ユーザの現在盛り上がっている動画があげられているため、当然、ユーザにとってすべてが興味のある動画ではない。また、ニコニコ動画には「あなたにオススメの動画」というサービスがある。しかし、このサービスは直近で見た動画に付与されたタグから推薦されているため、ユーザが知っている動画や直近で見た興味がありそうなタグが付与された動画が多く推薦される傾向にあり、必ずしもユーザの好みを反映できていない。

ニコニコ動画におけるタグとは、「動画タグ」の略語として使われ、1つの動画につき10個まで登録でき、動画の分類や動画間の関連付けや検索を行いやすくする目的としてつけられるが、派生して動画の説明やネタ、動画を見ている人同士のコミュニケーションにも使われる。投稿者は最大5個までタグをロックすることができ、ロックされていないタグであれば誰でもタグの内容を編集することができる(図1)。本稿では、1つの動画に対して付けられているタグ同士の関係を共起関係と呼ぶ。本研究では、ユーザにとっての未知性や動画の面白さを考慮し



図1 タグの例

た推薦手法を提案する。本研究では、対象とする動画共有サイトをニコニコ動画とする。また、未知性とは、ユーザが知らない動画を未知性があるという。未知性については、ユーザのタグの共起関係と投稿されている動画全体のタグの共起関係の差異を用いて実現する。一方、面白いとは、ユーザの興味に合っていることを指す。面白さについては、ユーザの履歴中のタグをタグの共起回数を基に拡張し、視聴履歴から見た、片方向の一致度を用いて実現する。加えて、マイリスト数と再生数を用いて、ユーザにより面白い動画を推薦する。

本稿の構成は以下のとおりである。2章では、関連研究について述べる。3章と4章では、本研究の手法について述べる。5章では、手法で用いる式のパラメータの選定実験の結果と考察を述べる。6章では、本研究のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

動画推薦については、様々な研究が行われている。その中でも協調フィルタリングを用いるものや、動画に付与するコメントなどに着目した研究が多く存在する。松原らの研究[1]では、動画にしたコメントやお気に入りにした情報からユーザの繋がりを発見し、動画を推薦する手法を提案している。中村らの研究[2]ではユーザの動画を見る順序や視聴時間、再生経路などを用いて、推薦度を計算し、動画のタイトルとタグを用いて、類似度計算をして動画を推薦している。佃らの研究[3][4]では、コメントを用いて登場人物の活躍パターンを抽出し、登場人物

(注1) : <http://www.nicovideo.jp/>

(注2) : <https://www.youtube.com/>

の活躍パターンがユーザが視聴している動画の登場人物の活躍パターンと類似している動画を推薦している。吉尾らの研究 [5] では、ユーザが検索語を入力し、得られた検索結果から閲覧した動画の特徴語と得られた検索結果の全動画から抽出した検索語以外の重要度の高い特徴語を足し合わせて特徴語ベクトルを作成し、閲覧した動画の投稿者の繋がりを辿り動画を収集し、それぞれの特徴ベクトルを作成する。そして、特徴語ベクトルと特徴ベクトルの類似度を計算し、上位 5 件の動画を推薦している。我々の研究は、コメントや動画のタイトル、視聴時間などのデータは使わず、ユーザの視聴した動画の履歴のみを入力として、タグと再生回数、マイリスト数を用いて動画を推薦する。

動画投稿サイトのタグに関する研究として、村上らの研究 [6] がある。村上らは ISR (Inter-section ratio) 手法を用いてタグの階層化を行っている。我々の手法でも、ユーザの履歴中の動画のタグを一般的な共起回数を基に拡張する際に、ISR 手法を用いている。

ニコニコ動画に関する先行研究として、平沢らの研究 [7] がある。平沢らの研究において、「タグや説明文で使われている語の共起パターンを用いることで、新たな面白い動画を発見できると考える。」とある。我々も同様に、タグの共起パターンを用いることで、面白い動画を発見できると考える。しかし、平沢らの研究では再生数の少ない面白い動画の発見に主眼が置かれている。また、タグに関しては「もっと評価されるべき」というタグに注目していて、タグ同士の共起関係ではなくそのタグを持つ動画のコメントに含まれる単語の特徴語の抽出に主眼が置かれている。そのため、ユーザ個人に合った面白さではなく、一般的な面白さを評価している。我々の研究では、すべてのタグを対象にタグ同士の共起関係を用いて、ユーザ個人に合った面白い動画を発見、推薦することを目指す点で異なっている。

この他にも、ニコニコ動画に関する研究がある。青木らの研究 [8] では、コメントの頻度によってその映像にともなう音楽のサビの検出と同手法が映像要約に応用可能かの検証をしている。松原らの研究 [9] では、画像特徴量の変化を利用して分割した動画の各シーンを動画の再生時刻でのコメントに基づいて分類し、各シーンで最も盛り上がる場面を抽出している。石野らの研究 [10] では、コメントとタグを用いて、動画の重要なシーンと特徴語を抽出し、動画シーンヘラベリングをしている。これらの研究は、ユーザがその動画を視聴するかを判断する補助をするもので、動画自体を推薦する我々の研究とは異なっている。

3. 推薦候補抽出手法

本研究では、ユーザの興味を考慮した動画を推薦するために、ユーザの視聴履歴を利用する。まず、ユーザにとって未知性があり、興味を持つ可能性のある動画を検索するクエリを生成する。視聴履歴からユーザが見た動画に付与されているタグを取得する。それらのタグを用いて、タグどうしの共起回数を求める。

次に、ニコニコ動画の全データにおける共起回数を求める。本来は総当たりでタグの組み合わせについて求めるべきである

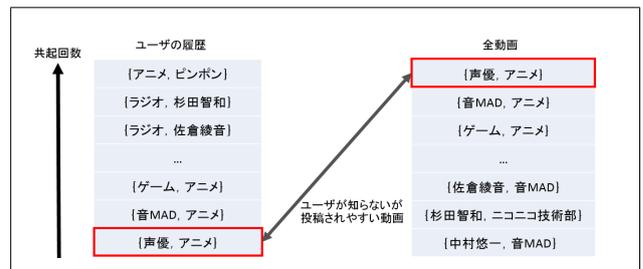


図 2 本手法がターゲットとする動画

が、本稿では、処理量を抑えるために、ユーザが見た動画に付与されていたタグの出現回数が 3 回以上のタグの共起回数を求めている。我々は、ユーザの視聴履歴に付与されたタグの出現回数が少なく、逆に、ユーザの視聴動画の中で多く出現したタグで一般的に共起回数が多いタグの組み合わせはユーザが知らない動画かつ、興味のある動画が多く存在すると仮説を立て、この条件に合う動画を推薦候補とする。そのようなタグの組合せを得るために以下の式 (1) でランキングし、上位 n 件をクエリとして用いる。

$$QueryScore(t_i, t_j) = \frac{Cooc(t_i, t_j)}{UserCooc(t_i, t_j) + 1} \quad (1)$$

ユーザのタグ集合を $\{t_1, t_2, \dots\}$ とし、 $Cooc(t_i, t_j)$ はタグ t_i とタグ t_j の投稿動画全体での共起回数を求めるもので、 $UserCooc(t_i, t_j)$ はタグ t_i とタグ t_j のユーザの履歴での共起回数を求めるものである。図 2 は生成されるクエリの例である。 $\{声優, アニメ\}$ というタグの共起回数は、ユーザの履歴では共起回数は少ないため、このようなタグの組み合わせを持つ動画は未知である可能性が高い。また、全動画のタグの共起回数は多いので、一般的に投稿され、意味のある組み合わせであると考えられる。そのため、条件に一致するので、クエリとして用いる。このようにして抽出したそれぞれのクエリによるタグ検索の結果の和集合を推薦候補とする。

4. ランキング手法

ユーザの履歴中の動画のタグを一般的な共起回数を基に拡張する。そして、拡張されたユーザの履歴中の動画のタグと生成したクエリに合致するタグを持つ動画 (以下、推薦候補と記す) のタグを用いて、ランキングする。タグ拡張を行うことで、履歴からでは得られないが、ユーザにとって興味があるタグを抽出でき、ランキングの際によりユーザの嗜好を反映したランキングを行えることを期待している。タグの拡張方法としては、ユーザの履歴中の動画のタグで出現回数が m 回以上のタグを対象に拡張を行う。出現回数が少ないものを拡張するとノイズの原因になると考えられる。

拡張対象になったタグと一般的に共起するタグと共起回数を取得する。取得した一般的に共起するタグを拡張候補とし、以下の式 (2) でランキングし、ニコニコ動画が定めたカテゴリタグと他の拡張タグを含むユーザの履歴中の動画のタグを除き、さらにスコアが 0.6 より大きいものを除いたランキング上位 3 件を拡張タグとする。

$$ExtendScore(t_u, t_{ex}) = \frac{|Video(t_u) \cap Video(t_{ex})|}{|Video(t_{ex})|} \quad (2)$$

t_u は拡張対象になったタグであり, t_{ex} は拡張候補のタグである. $Video(t)$ はタグ t を持つ動画を取得する関数であり, $|Video(t)|$ はタグ t を持つ動画数である.

次に片方向の一致度を用いて, 動画に評価値を与える. ユーザの履歴のタグに含まれているタグを多く持つ動画はユーザの興味に一致すると考える. そのため, 視聴履歴から見た, 重みをつけた片方向の一致度を用い, 以下の式 (3) で算出する.

$$score(T_U, T_D) = \sum_{i=1}^x \left(\frac{|t_i \cap T_D|}{|T_U|} \times \sqrt{f_i} \right) \quad (3)$$

ユーザの履歴の動画のすべてのタグの集合を $T_U = \{t_1, t_2, \dots, t_x\}$, ユーザの履歴の動画のタグの出現回数を $F_U = \{f_1, f_2, \dots, f_x\}$ とする. x はタグの種類数である. 一方, 推薦候補の動画のタグの集合を T_D とする. ユーザが見た動画のタグの出現回数が多いものに重みを与えるために, 出現回数に平方根で重みづけしている. 拡張タグは推薦候補のタグに拡張元のタグがないが, 拡張したタグが付与されている場合に, 拡張元と同等に扱うことにする.

たとえば, ユーザの履歴の動画のタグが $\{A, B, C, D, E\}$ で, 出現回数はそれぞれ $\{1, 2, 5, 1, 2\}$ で, タグ C の拡張タグが $\{C_1, C_2, C_3\}$ のとき,

$$\begin{aligned} score(T_U, T_D) &= \left(\frac{1}{5} \times \sqrt{1} \right) + \left(\frac{1}{5} \times \sqrt{2} \right) + \left(\frac{1}{5} \times \sqrt{5} \right) \\ &\quad + \left(\frac{0}{5} \times \sqrt{1} \right) + \left(\frac{0}{5} \times \sqrt{2} \right) \\ &\simeq 0.93 \end{aligned}$$

推薦候補の動画すべてに対してスコア付けをし, 上位 300 件を取得する.

4.1 メタデータを用いた評価値計算

動画のメタデータを用いて動画にスコア付けをし, 前節のスコアと合わせてランキングする. メタデータを用いることで, 推薦される動画の面白さを担保する. ここで用いるメタデータとは, 動画の再生数とマイリスト数である. 以下の式 (4) で算出する.

$$score = \frac{mylist}{V(view)} \quad (4)$$

動画の再生数を $view$, マイリスト数を $mylist$ とする. 再生数が少なすぎると面白い動画である可能性が低く, 再生数が多すぎると面白い動画である可能性は高いが, ユーザが知っている可能性も高くなるため, V の値は, 再生数が少なければ少ないほど, 多すぎれば多すぎるほど値が大きくなるのが好ましい. しかし, 再生数が多い動画は一般的に面白い動画である可能性が高いため, 再生数が少ない動画と同等に扱おうと, ユーザの知らない再生数の多い面白い動画を推薦できなくなる可能性が生じる. そのため, V を以下の式 (5) で定義する.

$$V(view) = \begin{cases} (view - \overline{view})^2 + 1 & (view \leq \overline{view}) \\ \frac{1}{x}(view - \overline{view})^2 + 1 & (view > \overline{view}) \end{cases} \quad (5)$$

表 1 予備実験の平均適合率

x	2	3	...	160	161	162	163	164	...	998	999
被験者	0.614	0.627	...	0.711	0.714	0.714	0.714	0.704	...	0.674	0.674

\overline{view} は全推薦候補動画の再生数の平均である. x は重みを調整するパラメータを表す. x の値が大きければ, 再生数の多い動画が推薦されやすくなる. 式 (4) で算出した値と前節の式 (3) で算出した 300 件分の値との積を推薦候補のスコアとし, スコアの高い順に推薦する.

なお, ニコニコ動画にはゲーム実況やネットラジオなど同じタイトルで話数のみ変わるものが多く存在している. そのような動画には同じタグがつくことが多い. そのため, このままでは同じシリーズのものが固まって推薦されてしまう問題がある. そこで, 本手法では, 推薦した動画の数字を取り除いたタイトルを別に保持し, 推薦する際に, 推薦する動画のタイトルから数字を除き, 別に保持した動画タイトルと一致したら推薦しないという方法を取り, 同じタイトルで話数のみ変わる動画は上位のもののみ推薦する.

5. 予備実験

5.1 再生数のパラメータ x の選定

ニコニコ動画を対象に, 投稿されている動画を対象に式 (5) の x の値を選定する実験を行った. 実験を行った動画は株式会社ドワンゴおよび有限会社ブラジルと国立情報学研究所が協力して提供しているニコニコデータセット^(注3)を用いた. ニコニコデータセットは 2012 年 11 月初旬までに投稿された約 830 万件の動画のメタデータであり, 動画とタイトル, タグなどが含まれる. このデータセットにない動画データがユーザの履歴に出現した場合, その都度その動画のデータを API, getthumbinfo^(注4)を用いて取得し, 追加する. これらの動画データに対し, 提案手法の式 (5) の x の値を選定する. 本実験では, 被験者 1 人を対象に実験を行う. はじめに, 被験者の履歴に対して, 提案手法を用いてスコア付けをする. この時, 推薦候補抽出手法によって作成されるクエリは上位 3 件を使用する. また, 重みをつけた片方向の一致度を用いる際, タグ拡張は行わない. 再生数のパラメータ x の値を 2~999 まで変化させたスコア上位 30 件の推薦結果をそれぞれ評価をする. そして, 平均適合率が最も高い x の値を最適な x の値とする.

5.2 実験結果

被験者 2 人の平均適合率をそれぞれ算出したものを表 1 に示す. 表 1 より, 被験者 1 の平均適合率の最大値は, x が 161, 162, 163 のときの 0.714 であった. この結果より, 本稿では, 式 (5) 中の重みを調整するパラメータとして, $x = 162$ を用いる.

(注3) : <http://www.nii.ac.jp/cscenter/idr/nico/nico.html>

(注4) : http://ext.nicovideo.jp/api/getthumbinfo/sm**

表 2 評価実験の平均適合率

候補抽出	ランキング	A	B	C	D	E	F	G	H	I	平均
比較手法	比較手法	0.56	0.77	0.79	0.33	0.51	0.8	0.43	0.47	0.73	0.60
比較手法	提案手法	0.24	0.62	0.83	0.05	0.59	0.69	-	-	-	0.50
提案手法	比較手法	0.53	0.21	0.51	0.14	0.63	0.85	0.76	0.69	0.81	0.57
提案手法	提案手法	0.31	0.1	0.34	0.57	0.1	0.51	-	-	-	0.32

6. 評価実験

6.1 実験内容および結果

被験者 9 人に対して、ニコニコ動画を対象に被験者の視聴履歴を用いて動画を推薦し、推薦された動画を視聴したいかどうか評価をしてもらう。その際、比較手法として、次の 2 つを用いる。1 つ目は、推薦候補抽出手法をユーザの視聴履歴中の共起回数が高い上位 3 件をクエリとして使用する方法。2 つ目は、メタデータを用いた評価値計算の部分をマイリスト数のみを使用する方法である。提案手法の推薦候補抽出とメタデータを用いた評価値計算、2 つの比較手法による計 4 通りの組み合わせでそれぞれ動画をスコア上位 30 件ずつをランダムに並べ、提示する。被験者は推薦された動画に対して視聴したいかどうかを回答する。なお、ユーザに提示する情報は推薦する動画のサムネイルと、動画のタイトル、再生時間、再生数、コメント数、マイリスト数である。

被験者それぞれの平均適合率とその平均を表 2 に示す。A~I の列は被験者ごとの平均適合率である。候補抽出とは推薦候補抽出手法の意味で、ランキングとはメタデータを用いた評価値計算の部分を意味している。被験者 G, H, I は、ランキング手法が提案手法である 2 組は結果を得ることができなかった。

6.2 考察

今回の評価実験では比較手法と比較手法の組み合わせが一番高くなった。理由としては、今回用いたデータセットに古いデータが多くあることがあげられる。実験の際、被験者に「見たことがあるか」という質問も用意していたが、ほとんど「見たことがない」という回答であった。そのため、ユーザの興味があるタグの組み合わせかつマイリストが高いものを推薦している比較手法と比較手法の組み合わせが一番評価が高くなったと考えられる。提案手法では、動画の未知性を高めるために、多少の面白さを犠牲にする手法であるため、未知の動画が多いデータセットではこのような結果となるのは妥当である。以降、この評価に対して提案手法がどの程度精度を犠牲にせずに、推薦できているかについて考察する。ランキングに提案手法を用いた結果、平均適合率の平均に 0.1 の差が出た。この結果より、中程度の再生数のうち、比較的マイリスト数が多い動画は比較手法には劣るもののユーザの興味を引く動画を含むといえる。クエリの生成に提案手法を用いたとき、ユーザの履歴での共起回数が少ないものをクエリとして用いたにも関わらず高い値になったといえる。このことより、提案手法によるクエリ生成はユーザが見ていないタグの組み合わせであり、なおかつ、興味から外れない動画を検索できるクエリを生成できているといえる。提案手法と提案手法の組み合わせは、クエリ作成とランキングで未知性を考慮しているため、ユーザの嗜好から外れてし

まい、評価が下がったと考えられる。クエリ生成よりもランキングの方が精度を下げていることから、ランキング手法は改善が必要であり、今回の結果からユーザはマイリスト数の高いものを好むことから、再生数の高いものも好む可能性が高いと推測できる。しかしながら、再生数、マイリスト数と未知性の間にはトレードオフの関係があると考えられるため、今後、ユーザが面白いと感じ、なおかつ未知性を確保できる再生数やマイリスト数を適切に推定する手法が必要となる。

7. まとめ

本研究では、ユーザの興味を反映しつつ、未知性や動画の面白さを考慮した推薦手法を提案した。ユーザの未知動画検索のためにタグのユーザの共起回数と一般的な共起回数との違いを利用した。一方、ランキング手法としては、視聴履歴のタグの拡張をし、片方向の一致度とメタデータを用いた評価式を用いてランキングした。予備実験では、メタデータを用いた評価式中の適切なパラメータを選定した実験結果を平均適合率を用いて評価し、重みを調整するパラメータを $x = 162$ に決定した。また、提案手法の有用性を確認するために、比較手法を用いて評価実験を行った。その結果、比較手法と比較手法の組み合わせが最も良い結果となったが、クエリ作成に関しては、ユーザの履歴での共起回数が少ないものをクエリとして用いたにも関わらず高い値になった。

今後の課題として、タグ拡張の手法の妥当性の検証が挙げられる。ユーザの視聴履歴の動画のタグを実際に拡張し、拡張タグとして妥当かを評価し、手法の妥当性を検証していくと共に他の拡張方法にしたときの影響の測定を考えている。

また、今回の評価実験の適合率が低いものがある。これにはいくつかの事柄が影響していると考えられる。それらの中でもデータセットの問題、視聴履歴の期間の問題、クエリ作成時のタグの種類の問題があげられる。

ランキングを作成する時、視聴履歴にデータセットに出現しない動画やタグが出現することがあった。そのため、ユーザの視聴履歴中で多く出現するタグを持つ動画が少なかったり、タグ拡張が行えないことがあった。このことは、データセットと現在ニコニコ動画に存在する動画データの差分を収集することで、より精度が高い動画推薦を行えると考えられる。

ユーザの視聴履歴が最近見たものか少し前に見たものかでユーザの嗜好に変化がある可能性があり、評価に影響している可能性がある。このことは、ユーザが動画を視聴したタイミングを調べ、影響があるかを検証することを考えている。影響がある場合にはどの程度の期間が妥当かを検証することを考えている。また、推薦する動画も時間情報を用いて、昔に投稿された動画よりも最近投稿された動画のほうがスコアが高くなるようにすることでよりユーザの嗜好と流行りに合わせた推薦が行われ、精度が向上すると考えている。

クエリの作成の際、式 (1) では意図した組み合わせを抽出できていないことがある可能性がある。理由は、式 (1) 中でユーザの視聴履歴の共起回数と投稿動画全体の共起回数を用いるが、評価対象とするタグが音楽やゲームなどのカテゴリタグの様な

多くの動画に付与されているタグを含む組み合わせは投稿動画全体の共起回数も多くなることが多くなる。そのようなときに、ユーザの視聴履歴の共起回数が多くても式(1)では一般的な共起回数次第ではクエリとして選定されてしまう。このような意図していないクエリが選ばれていないか確認をすると共に、このようなことがないよう改善を考えている。

謝 辞

本研究の一部は、平成26年度科研費若手研究(B)(課題番号:24700098)によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

文 献

- [1] 松原宏和, 太田学. : ユーザの繋がりとコメントを用いた意外性のある動画推薦システム, 第5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 Forum2013), B8-1, 2013
- [2] 中村智浩, 山名早人. : Unexpected and Interesting : 動画視聴サイトにおける発見性を重視した動画推薦手法の提案, 第2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 Forum2010), A3-1, 2010
- [3] 佃洗撰, 中村聡史, 山本岳洋, 田中克己. : 映像に付与されたコメントを用いた登場人物が注目されるシーンの推定, 情報処理学会論文誌 Vol.52, No12, pp.3471-3482, 2011
- [4] 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, WISS2011, B15, 2011
- [5] 吉尾透, 太田学. : ユーザの繋がりをを用いた意外性のある動画推薦システム, 第4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 Forum2012), B4-1, 2012
- [6] 村上直至, 伊東栄典. : 動画投稿サイトで付与された動画タグの階層化, 情報処理学会研究報告.MPS, 数理モデル化と問題解決研究報告 2010-MPS-81(17) pp.1-6, 2010
- [7] 平澤真大, 小川祐樹, 諏訪博彦, 太田敏澄. : ニコニコ動画のログデータに基づくソーシャルノベルティのある動画の発見手法の提案, 情報処理学会論文誌 Vol.54, No.1, pp.214-222, 2013
- [8] 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、ヒューマンコンピュータインタラクション研究報告, Vol.50, pp.37-42, 2008
- [9] 松原宏和, 新妻弘崇, 太田学. : 画像特徴量とコメントを用いたニコニコ動画の指示的要求サムネイルの生成手法, 研究報告組込みシステム 2014-EMB-35 巻 18 号, pp.1-9, 2014
- [10] 石野克徳, 折原良平, 中川博之, 田原康之, 大須賀昭彦. : 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, 情報処理学会論文誌 Vol.53, No.11, pp.2494-2506, 2012