

タグランキングに基づく映像推薦

Video Recommendation Based on Tag Ranking

吉田 大我†
Taiga Yoshida

入江 豪†
Go Irie

佐藤 隆†
Takashi Satou

小島 明†
Akira Kojima

1. はじめに

VOD や動画共有サイトなどの映像配信サービスの普及により、ユーザが視聴可能な映像数は飛躍的に増加している。一方で、ユーザにとっては、大量の映像の中から興味のある映像を探し出すことがますます困難になってきている。多くの映像配信サービスでは、キーワードなどの条件を指定して検索することにより、映像を探すことができる。ユーザが視聴したい映像のイメージを明確に持っている場合には、適当なキーワードを指定することで目的の映像を発見することができるであろう。しかし、そうでない場合には、検索条件の作成自体が困難であり、興味のある映像を発見するのは難しい。このような問題を解決するためのアプローチの一つとして、映像推薦がある。映像推薦によって興味のあるような映像のリストを提示することにより、ユーザに検索条件を要求することなく、映像発見を支援できる。

現在、最も良く知られたアプローチの1つとして、履歴ベースの推薦がある。これは、ユーザのアクセス履歴や視聴履歴などの類似性を評価して推薦に利用するものであり、主なフレームワークとして協調フィルタリング [1, 2] がある。履歴ベースの推薦手法は、利用する履歴の量が多い場合には効果的な推薦を行うことができる。一方で、履歴を利用するという特性上、十分な量の履歴が得られない場合には類似性が評価できず、推薦精度が低下してしまうという問題 [3] がある。映像推薦は、ユーザの映像発見を効率化する基本的機能を提供するものである。そのため、映像推薦の機能はできる限り多くのユーザが享受可能であることが望ましい。よく知られているように、映像配信サービスでは、視聴本数の少ないユーザや、視聴数の少ない映像が全体に対して占める割合が大きく、履歴ベースの推薦手法では推薦が難しい。このため、履歴の量が少ない場合にも効果的に推薦できることが求められる。

この問題の解決に向けた代表的なアプローチとして、内容ベースの推薦がある。これは、コンテンツの内容に付随する情報の類似度に基づいて推薦を行う。特に最近では、「タグ」と呼ばれるアノテーションが普及してきていることから、これを利用した手法が研究されている。例えば、コンテンツに付与されたタグの共起度に基づきコンテンツ間の類似性を評価する手法 [4] がある。内容ベースの推薦手法は、推薦のために履歴を利用しないため、履歴の量に関わらずコンテンツの類似度を算出することができる。しかし、コンテンツに付与されているタグの中には、映像内容と関連の高いタグもあれば、映像内容とはあまり関連しないタグも存在する。例えば、表1は動画共有サイト

表1 YouTube^(注1)の映像におけるタグの例

roger federer novak djokovic us u.s. open 2009 tennis spectacular shot amazing phenomenal sport sports ny new york flushing meadows point match crazy

YouTube^(注1)において「Federer Amazing Shot at the US Open 2009 Semifinal」というタイトルの映像に付与されたタグの一覧である^(注2)。この映像は、テニスの試合を撮影した映像であり、「federer」や「tennis」といった内容との関連の高いタグが付与されている。しかしながら一方で、「2009」や「crazy」のような、内容とはあまり関連しないタグも付与されている。このように、映像に付与されたタグの中には、映像内容に関連するタグだけでなく、映像内容との関連が低いタグや一般的すぎるタグも存在する。そのため、共通するタグ数の比較などの単純な推薦手法では、映像内容が類似しているかを正確に評価できず、推薦精度が低下してしまう可能性がある。そのため、精度の高い推薦のためには、どのタグが内容と関連の高い重要なタグなのかを分析することによって、映像内容の類似度をより正確に算出し、推薦する必要がある。

本研究では、タグランキングに基づく映像推薦手法を提案する。提案手法は、各映像に付与されたタグについて、内容との関連の高さを分析して算出したタグの重要度に基づき、各映像のタグランキングを作成する。続いて、作成したタグランキングを比較することにより映像の類似度を算出し、ユーザが視聴した映像との類似度が高い映像を推薦する。本研究では、新規ユーザに対する推薦や、埋もれている映像を対象とした推薦など、視聴数の少ないユーザや映像を対象とした場合に、効果的な推薦が可能な映像推薦手法を目指している。そこで、動画共有サイトの映像を用いて、利用可能な履歴の量が少ない状況における推薦精度の評価実験を行った。その結果、履歴の少ないユーザや映像を対象にした推薦において、協調フィルタリングなどの履歴ベースの手法や、映像に付与されたタグの共起度に基づいて推薦する手法に比べ、提案手法が有効であることを確認した。

2. 関連研究

利用可能な履歴の量が少ない場合に精度の高い推薦を行うためには、履歴以外の情報に基づいて映像の類似度を算出する必要がある。履歴以外の情報として、映像に付与さ

(注1) YouTube, <http://www.youtube.com/>

(注2) <http://www.youtube.com/watch?v=RJuEzJIEQ9N4>

†日本電信電話株式会社 NTT サイバーソリューション研究所

れたメタデータや、映像の中身を解析して得られた特徴量などを利用し、推薦する技術が取り込まれてきた。このような推薦手法は、内容ベースフィルタリングと呼ばれる。また、コンテンツに付与されたタグを、内容と関連しているかに基づきスコア付けすることにより、映像に付与されたタグの比較による映像間類似度の算出精度を向上できると考えられる。キーワードとコンテンツの内容の関連を分析することにより、重要キーワードを判定する技術についても取り組みが行われてきた。それぞれの技術について説明する。

2.1 内容ベースフィルタリング

映像配信サービスでは、映像のタイトルや概要文、タグと呼ばれるキーワードなどのテキスト情報がメタデータとして映像に付与されている場合が多い。これらのテキスト情報を比較することによって映像の類似度を算出し、推薦する手法が存在する。Szomszor [5]らは、ユーザが高く評価した映像と低く評価した映像に付与されたタグの出現傾向からユーザプロフィールを作成し、コンテンツに付与されたタグとユーザプロフィールを比較することによりコンテンツの評価値を予測する手法を提案している。ユーザプロフィールをタグの出現傾向で表すことは効果的な手法である。本手法においても、ユーザが視聴した映像に付与されたタグをより多く含む映像ほど、より高頻度で推薦する。加えて、我々の手法では、ユーザが視聴した映像と推薦候補の映像について、映像内容との関連を考慮したタグのマッチングを行う際、全てのタグを同列に扱うのではなく、重み付けを行う。映像に付与されたどのタグが映像の内容と関連が高いかに基づいてタグの重み付けをすることにより、映像間の類似度をより正確に算出する。

映像の中身を解析して得られた特徴量を利用して推薦する手法としては、映像の見た目や聞こえ方に基づいて映像を特徴量で表現し、比較する手法がある。Yang [6]らの手法は、映像全体の色や動き、音のテンポの平均値と標準偏差などの特徴を利用して映像の類似度を算出し、テキスト情報に基づく推薦手法と組み合わせて推薦を行う。また、映像の見た目や聞こえ方を比較する手法として、映像中に同じシーンが存在するかどうかを分析し、映像リストを並べ替える手法がある。Wu [7]らの手法は、映像中に同じシーンを含む映像が映像リスト内に重複しないように映像リストの並べ替えを行う。映像からユーザの嗜好に寄与する特徴量を抽出し解析することは難しく、精度を大きく向上させるには至っていない。また、映像の解析には計算コストがかかるという課題が残っている。

2.2 重要キーワードの判定

映像に付与されたテキスト情報から重要キーワードを判定する一般的な手法としては、文書中におけるキーワードの出現回数 (TF 値) と、キーワードが出現する全文書数の逆数 (IDF 値) からキーワードの重要度を算出する手法 [8]がある。この手法により、映像の内容と関連の高いキーワードを取得し、内容を比較することができると考えられる。しかし、この手法は文書を対象としており、1つのコ

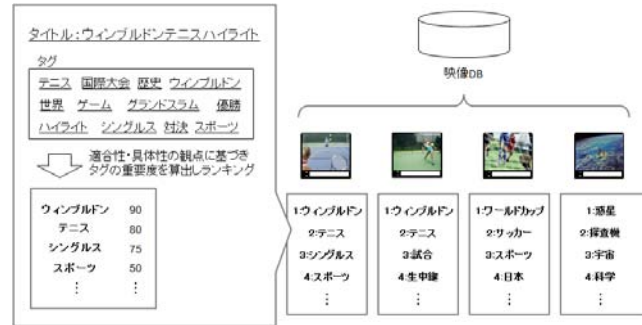


図1 タグランキングの作成

ンテンツに同じキーワードが複数回出現することを想定している。同一のコンテンツに複数回同じタグが付与されることはないため、タグを対象にする場合には TF 値を利用することができず、手法の適用が困難である。提案手法は、映像間のタグの共起関係に基づいて重要度を算出するため、タグの TF 値を利用せずに映像間の類似度算出が可能である。

タグを対象にした手法として、コンテンツの内容に適合しているタグを自動判定する試みが報告されている。例として、Liu [9]らによるタグランキング手法や Iwata [10]らによる適合性判定手法が挙げられる。Liu らは、タグによる画像検索の精度向上や、画像に付与すべきタグの推薦を目的として、画像に付与されたタグを、画像との適合性が高い順にランキングするタグランキングを提案した。Iwata らは、トピックモデルを利用し、教師なしで内容に適合するタグを推定する手法を提案した。これらの手法は、いずれも内容と適合するタグであるかどうかを分析する手法である。推薦では、内容がより類似したコンテンツを提示することが求められる。そのため、コンテンツ間で共通するタグが内容と適合しているかを分析することは有用である。加えて、提案手法では、一般的なタグが共通しているよりも、具体的なタグが共通している場合の方が、コンテンツの類似度はより高いというアイデアのもと、具体的なタグであるかどうかという点に着目し、タグのランキングを作成する。

3. 提案手法

3.1 推薦の概要

本手法では、まず、映像 DB 内の各映像についてタグランキングを作成する。タグランキングは、タグと映像内容との関連の高さを分析して算出したタグの重要度に基づいて作成する。そして、タグランキングを比較することによって映像間の類似度を算出し、ユーザが視聴した映像と類似度の高い映像を推薦する。

共通するタグが付与されている映像は、類似する映像である可能性が高い。しかし、付与されたタグの中には、内容との関連の低いタグも存在し、このようなタグが共通していても、映像の類似度が高いとはいえない。また、一般的なタグが共通している場合よりも、具体的なタグが共通している場合の方が映像の類似度はより高いと考えられる。



図2 映像の類似度算出

そこで本研究では、タグの重要度を適合性と具体性の観点によって算出し、タグランキングを作成する [11]. 適合性とは、タグと映像内容との関連の高さを表す。タグが映像における中心的話題を示していると考えられるほど、適合性は高い。具体性とは、タグがどれだけ話題を絞り込むことができるか、すなわちどれだけ具体的なタグであるかを表す。適合性、具体性の値がともに大きいほど、タグの重要度は高く、タグランキングの上位となる。

図1を例に適合性と具体性に基づくタグランキング作成の概要を説明する。いま、ユーザが「ウィンブルドンテニスハイライト」の映像を視聴したとする。このとき、提案手法では、まず映像に付与されたタグの適合性を算出する。映像に付与されたタグには、「ウィンブルドン」や「テニス」、「スポーツ」といった、映像内容との関連の高いタグと、「世界」や「ゲーム」といった、映像内容との関連の低いタグが混在している。「世界」タグはニュースなどの話題の映像に付与されやすく、「ゲーム」タグはテレビゲームのプレイ動画などに付与されやすいタグである。そのため、これらのタグは映像の中心的話題を表現しているとはいえない。一方、「ウィンブルドン」や「テニス」、「スポーツ」といったタグは、テニスの試合、特にウィンブルドンの試合映像に付与されやすいタグであり、映像の中心的話題を表現したタグであると考えられる。このようなタグを、適合性の高いタグと推定する。また、「ウィンブルドン」、「テニス」、「スポーツ」の3つのタグを比較したとき、「スポーツ」タグが共通している映像よりも「テニス」タグが共通している映像の方が、さらに、「テニス」タグが共通している映像よりも「ウィンブルドン」タグが共通している映像の方が、映像内容の類似度は高いと考えられる。その理由は、「ウィンブルドン」、「テニス」、「スポーツ」の順に、タグがより具体的であるためである。

重要度の高いタグが多く共通している映像は、映像内容の類似度も高いと考えられる。そこで、図2に示すように、重要度がより高いタグがより多く共通している映像の類似度が高くなるように、映像間の類似度を算出する。本手法では、ユーザが視聴した映像との類似度が高い映像を、推薦映像として提示する。

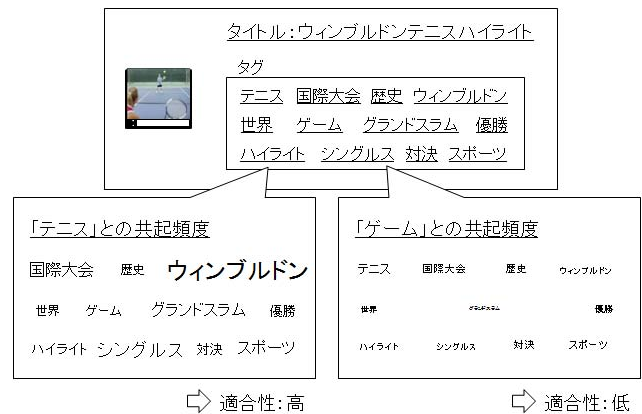


図3 キーワードの適合性算出

3.2 適合性・具体性によるタグランキング

まず、映像内容との適合性の算出方法について説明する。タグの適合性算出の概要図を図3に示す。図は、ある映像に付与されたタグについて、「テニス」および「ゲーム」タグと他のタグとの共起頻度を文字の大ききで表現している。文字のサイズが大きいほど、映像DB内の映像において高頻度で共起することを表している。一般的に、映像の中心的話題に関連するタグは、映像に多く付与される傾向がある。そのため、同じ話題に関連するタグ（共起頻度の高いタグ）が多く付与されていた場合、それらのタグは映像の中心的話題に関連していると考えられる。図の例では、映像内容と関連の高いタグである「テニス」は他のタグと高頻度で共起している。しかし、「ゲーム」は、他の話題にも出現しやすいタグであるため、映像に付与された他のタグとの共起頻度は低い。そこで、本研究では、同一映像に付与された他のタグとより多く、より高頻度で共起するタグほど、適合性が高くなるよう算出する。いま、 v_n は映像DB中に存在する映像のうちの一つであり、 $k_m^{v_n}$ は v_n に付与されたタグ集合 $K^{v_n} = \{k_m^{v_n} | m = 1, 2, \dots\}$ のうちの一つであるとする。このとき、映像 v_n におけるタグ $k_m^{v_n}$ の適合性 $S_r(v_n, k_m^{v_n})$ を式(1)によって算出する。

$$S_r(v_n, k_m^{v_n}) = \sum_{k_l \in K^{v_n} \text{ s.t. } k_l \neq k_m^{v_n}} \chi^2(k_l, k_m^{v_n}) \quad (1)$$

$C(k_x, k_y)$ は、映像集合における各タグの出現傾向が独立であることを帰無仮説とするカイ2乗検定統計量の値を、タグ k_x と k_y の出現頻度に正の相関があれば正の値、負の相関があれば負の値として算出したものである。 $\chi^2(k_x, k_y)$ は、タグ間の正の相関が高いほど大きな値になる。そのため、タグ $k_m^{v_n}$ が、同一映像に付与された他の多くのタグと高い正相関であるほど、タグの適合性 $S_r(v_n, k_m^{v_n})$ の値は大きくなる。

続いて、タグの具体性の計算方法について説明する。タグの具体性算出の概要図を図4に示す。図は、全映像に付与されたタグにおいて、「テニス」と「スポーツ」という2タグが、それぞれどのようなタグと共起しているかを表

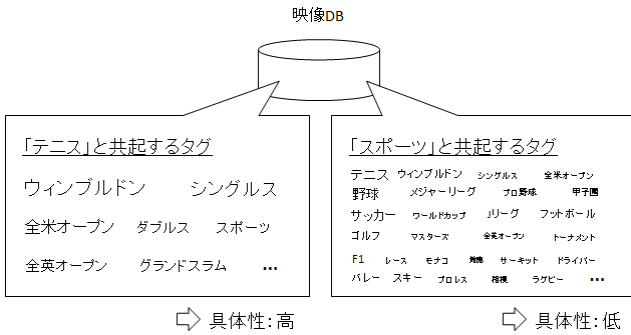


図4 キーワードの具体性算出

している。文字のサイズが大きいほど、共起頻度が高いことを表している。具体的な内容を表すタグの場合、共起するタグの種類は少なくなると考えられる。例えば、「テニス」というタグは、「ウィンブルドン」や「シングルス」など、テニスに関連するタグを中心に共起する傾向があるのに対し、「スポーツ」は野球やサッカーなどに関連するタグとも共起し、共起するタグの種類は多い。そこで、本研究では、ばらつき度合いの指標であるエントロピーの値に基づき、映像 v_n におけるタグ $k_m^{v_n}$ の具体性 $S_c(k_m^{v_n})$ を以下の式(3)によって算出する。

$$E(k_m^{v_n}) = \sum_{k_i \in K_m^{v_n}} \frac{N_{k_i}}{N_m^{v_n}} \log \frac{N_{k_i}}{N_m^{v_n}} \quad (2)$$

$$S_c(k_m^{v_n}) = e^{E(k_m^{v_n})} \quad (3)$$

ただし、 $K_m^{v_n}$ は $k_m^{v_n}$ と共起するタグの集合、 N_{k_i} は $k_m^{v_n}$ と k_i がともに付与された映像数、 $N_m^{v_n} = \sum_{k_i \in K_m^{v_n}} N_{k_i}$ である。タグ $k_m^{v_n}$ が付与されている映像の集合において、 $k_m^{v_n}$ と共起するタグの偏りが大きい、すなわち、同じ話題の映像である可能性が高い場合ほど、タグの具体性 $S_c(k_m^{v_n})$ の値は大きくなる。

以上の適合性と具体性に基づき、タグの重要度を算出し、ランキングを作成する。映像 v_n に付与されたタグ $k_m^{v_n}$ の適合性 $S_r(v_n, k_m^{v_n})$ と $k_m^{v_n}$ の具体性 $S_c(k_m^{v_n})$ に基づき、タグの重要度 $S(v_n, k_m^{v_n})$ を式(4)によって算出する。

$$S(v_n, k_m^{v_n}) = S_r(v_n, k_m^{v_n}) \times S_c(k_m^{v_n}) \quad (4)$$

タグ $k_m^{v_n}$ が映像 v_n の内容に適合しており、かつ、 $k_m^{v_n}$ が具体的であった場合に、 $S(v_n, k_m^{v_n})$ の値は大きくなる。映像 v_n に付与されたタグを重要度の高い順に並べ替え、タグランキングを作成する。

3.3 タグランキングに基づく推薦映像の決定

重要度が高い、すなわちタグランキングにおいて上位のタグ同士がより多く共通しているほど、関連する映像であると考えられる。そこで、映像 v_m と v_n の類似度 $R_v(v_m, v_n)$ を、式(5)によって算出した。

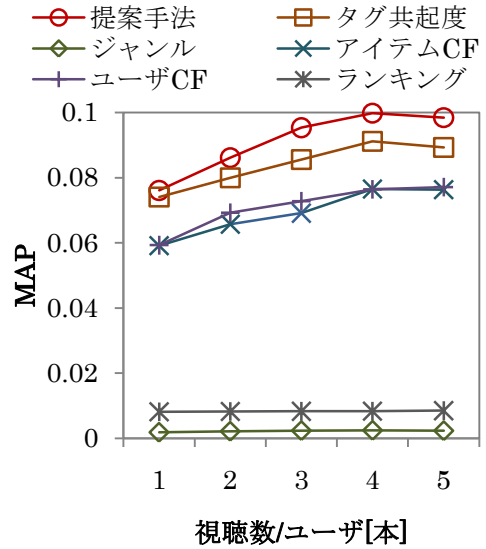


図5 ユーザの視聴本数が少ない場合の推薦精度

$$R_v(v_m, v_n) = \sum_i \sum_j \frac{1}{ij} \delta(k_i^{v_m}, k_j^{v_n}) \quad (5)$$

ただし、 $k_i^{v_m}$ は v_m に付与されたタグのランキングにおける i 番目のタグである。また、 $\delta(k_i^{v_m}, k_j^{v_n})$ は、タグ $k_i^{v_m}$ と $k_j^{v_n}$ が等しい場合に1、それ以外の場合に0となる関数である。映像 v_m と v_n において重要度がより高いタグがより多く共通しているほど、 $R_v(v_m, v_n)$ の値は大きくなる。

提案手法では、ユーザが視聴した映像と類似度の高い映像を推薦する。ユーザが映像 $V = \{v_i | i = 1, 2, \dots\}$ を視聴しているとき、 V に対する映像 v_n の推薦スコアを式(6)によって算出する。このとき、ユーザに対し、 $R(V, v_n)$ の値が大きい映像を順に推薦する。

$$R(V, v_n) = \sum_{v_i \in V} R_v(v_i, v_n) \quad (6)$$

4. 評価実験

映像の推薦では、利用可能な履歴の量が少ない場合にも、精度の高い推薦ができることが重要である。本研究は、履歴の量に依らない推薦手法として、映像に付与されたタグのランキングに基づいて推薦する手法を提案した。そこで、本手法の有効性を検証するため、以下の項目について評価実験を行った。

1. ユーザの視聴本数が少ない場合の推薦精度
2. 視聴数が少ない映像の推薦精度

4.1 実験設定

評価実験では、提案手法に加え、内容ベースの推薦2手法、履歴ベースの推薦3手法の計6手法について比較を行った。

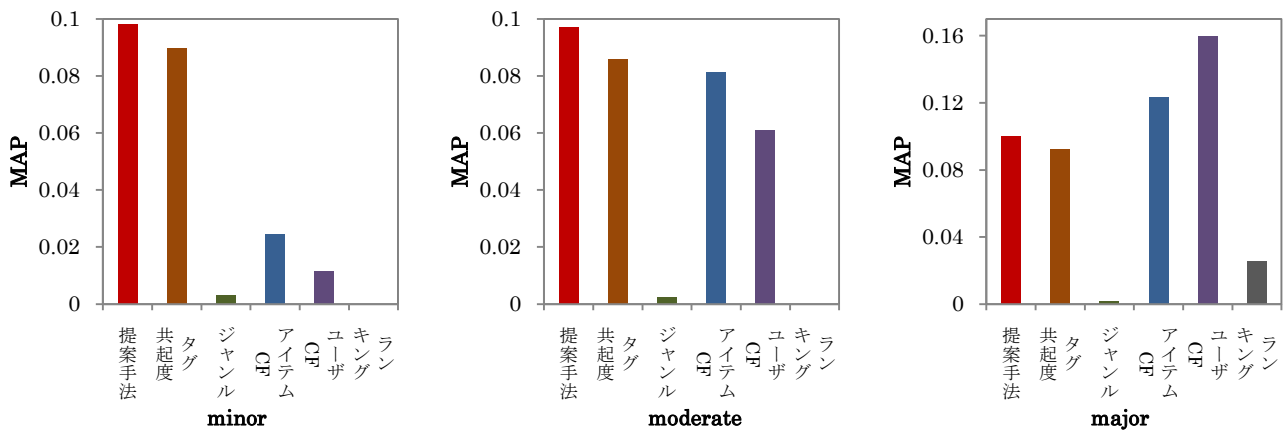


図6 対象映像の視聴数ごとの推薦精度

- 内容ベースの推薦手法

- 提案手法

適合性・具体性によるタグランキングに基づく推薦手法

- タグ共起度

映像間のタグ集合の共起度を Jaccard 係数によって求めた値を類似度とする手法

- ジャンル

ユーザが視聴した映像と同一ジャンルの映像の中からランダムに推薦する手法

- 履歴ベースの推薦手法

- アイテムベース協調フィルタリング (アイテム CF)

映像ごとの視聴ユーザの履歴に基づき映像間の類似度を算出し、ユーザが視聴した映像と類似する映像を推薦する手法

- ユーザベース協調フィルタリング (ユーザ CF)

ユーザごとの視聴映像の履歴に基づきユーザ間の類似度を算出し、類似ユーザの視聴映像を推薦する手法

- ランキング

全映像の視聴数ランキングのうち、ユーザが未視聴の映像を上位から順に推薦する手法

評価には、動画共有サイトにおける 14,159 本の映像を利用した。各映像には、映像情報としてタグおよびジャンルが付与されている。ジャンルは 20 種類あり、そのうちどれか 1 つが映像に付与されている。推薦精度の評価には、一般的にユーザが視聴やレビューを行った映像についての履歴の予測精度が用いられる。本研究では、映像に対するユーザのコメント履歴をレビュー (視聴) 履歴とみなして評価を行った。ユーザの視聴数を変化させた場合の推薦精度の推移を分析するため、6 本以上の映像を視聴したユーザ 2,774 名を、学習用ユーザ 1,387 名と、テストユーザ 1,387 名の 2 グループにランダムに分類した。学習用ユーザの視聴履歴は履歴ベースの推薦手法における学習に利用し、テストユーザの視聴履歴は推薦精度の評価に利用した。推薦精度は、テストユーザが視聴した 1 本目から 5 本目までの履歴に基づいて推薦リストを作成した際の、6 本目の

視聴映像 (対象映像と呼ぶ) の予測精度により評価した。

4.2 ユーザの視聴本数が少ない場合の推薦精度

本実験では、ユーザ 1 人あたりの視聴本数を 1 本から 5 本の間で変化させたときの対象映像の予測精度を評価することにより、ユーザの視聴本数が少ないときの推薦精度を評価した。実験結果を図 5 に示す。図の横軸は、テストユーザ 1 人あたりの視聴本数であり、縦軸は推薦結果上位 100 件について算出した平均適合率の平均 (MAP) である。

実験の結果、提案手法が最も高精度であった。履歴ベースの推薦手法では、推薦に利用可能な視聴履歴の量が少なくなると効果的な推薦を行うことが難しい。一方、提案手法は映像に付与されたタグを比較するため、視聴履歴の量が少ない場合にも、映像の類似性を評価することができ、精度が向上したものと考えられる。視聴履歴の量がさらに増えた場合には、履歴ベースの手法の方が精度が高くなると考えられるが、視聴本数の少ないユーザへの推薦手法として、提案手法が有効であると考えられる。

内容ベースの推薦手法について見てみると、提案手法およびタグ共起度に基づく手法は、ジャンルベースの手法に比べて高い精度で推薦できていることが分かる。ジャンルはユーザの嗜好を考慮する上で有効な属性であるが、同じジャンルに属する映像が大量に存在するため、ジャンルだけで映像の情報を十分に表現することができず、タグを利用した手法の方が高精度であったと考えられる。提案手法とタグ共起度による手法を比較すると、提案手法の方が高精度であった。ユーザの視聴本数が 1 本から 5 本のそれぞれの場合における、提案手法とタグ共起度に基づく手法についてウィルコクソンの符号付順位和検定を行い、有意水準 1% で有意差があることを確認した。映像に付与されるタグには、一般的すぎるタグや、内容とあまり関連しないタグも含まれるため、提案手法によってタグの重要度を考慮することで、これらのタグの影響を避けたことが精度の向上に貢献したものと考えられる。

適合性と具体性の推薦精度への寄与度合いを調べるため、ユーザの視聴本数が 5 本の場合における適合性のみ、および、具体性のみによる推薦精度を測定した。その結果、両

者を用いた場合の MAP が 0.0985 であったのに対し、適合性のみでは 0.0966、具体性のみでは 0.0958 であった。この結果より、両者が精度の向上に寄与しているといえる。

4.3 視聴数が少ない映像の推薦精度

本実験では、対象映像を、学習用ユーザの視聴履歴における視聴数によって以下の3グループに分類した。

- **minor**: 視聴数下位 1/3 未満の映像
- **moderate**: 視聴数上位 2/3 以上 1/3 未満の映像
- **major**: 視聴数上位 1/3 以上の映像

各手法が、それぞれのグループの映像をどれくらいの精度で推薦できるかを分析することにより、視聴数の少ない映像を効果的に推薦できる手法であるかを評価した。本実験では、テストユーザを、視聴した映像が属するグループごとに分け、対象映像の推薦精度を評価した。

実験結果を図6に示す。図の縦軸はテストユーザの1本目から5本目の視聴履歴に基づいて推薦した場合の MAP の値である。実験の結果、minor グループおよび moderate グループの映像の推薦精度では、提案手法が最も高精度であった。また、major グループの映像の推薦では、ユーザベースの協調フィルタリングが最も高精度であった。この理由は、履歴ベースの手法では、履歴の量が多いほど、すなわち、視聴された回数が多い映像ほど映像間の類似度の予測が容易になり、精度が上がるためであると考えられる。提案手法は、推薦のために履歴を利用しないため、映像の視聴数が少ない場合でも高精度な推薦ができたと考えられる。

手法ごとに見てみると、提案手法は、全体的に高精度で推薦できている。タグ共起度による手法と比べ、どのグループにおいても提案手法の方が精度が高かった。提案手法とタグ共起度に基づく手法についてウィルコクソンの符号付順位と検定を行い、moderate グループでは有意水準 1%、minor グループと major グループでは有意水準 5% で有意差があることを確認した。映像に一般的なタグが付与されている場合、タグ共起度に基づく手法では、一般的なタグが共通する映像を多く推薦してしまう。一方、提案手法は、どのタグが内容と関連しているかを分析し、推薦に利用するタグを重み付けするため、高精度な推薦ができたと考えられる。アイテムベース協調フィルタリングおよびユーザベース協調フィルタリングの手法では、major グループの映像の推薦精度は高かったが、minor グループの映像の推薦精度が低かった。本実験により、履歴ベースの手法では履歴の量によって推薦精度が大きく変化するが、提案手法では視聴数が少ない映像でも効果的な推薦が行えることを確認した。提案手法を用いて映像推薦を行うことで、視聴数の少ない映像を効果的に推薦できることが期待される。

5. まとめ

本研究では、利用可能な履歴の量が少ない場合にも効果的な推薦ができる手法を目指し、映像ごとにタグランキングを作成し、推薦に利用する手法を提案した。提案手法では、映像に付与されたタグについて、適合性と具体性の観点に基づいてタグの重要度を算出し、タグをランキングする。そして、タグランキングで上位のタグがより多く共通

している映像ほど類似度が高いと考え、ユーザが視聴した映像との類似度が高い映像を推薦する。提案手法の有用性を検証するため、動画共有サイトの映像情報を利用し、ユーザが視聴した映像の本数、また、映像が視聴された回数が少ない場合を想定した評価実験を行った。実験の結果、従来の手法に比べ、想定した状況において提案手法によって効果的な推薦を行えることを確認した。今後は、既存手法によるタグランキングを用いた場合との精度の比較や、異なる映像データセットに対して手法を適用した実験を行い、提案手法の有効性を検証する予定である。

参考文献

- [1] B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan and J. Riedl. Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. In Proc. of the International World Wide Web Conference (WWW), pp.285–295, 2001.
- [2] J.S. Breese, D. Heckerman and C. Kadie. Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering. In Proc. of the Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI), pp. 43–52, 1998.
- [3] D. Maltz and K. Ehrlich. Pointing the Way: Active Collaborative Filtering. In Proc. of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI), pp. 202–209, 1995.
- [4] B. Markines, C. Cattuto, F. Menczer, D. Benz, A. Hotho and G. Stumme. Evaluating Similarity Measures for Emergent Semantics of Social Tagging. In Proc. of the International World Wide Web Conference (WWW), pp. 641–650, 2009.
- [5] M. Szomszor, C. Cattuto, H. Alani, K. OäsÅôHara, A. Baldassarri, V. Loreto and V.D. Servedio. Folksonomies, the Semantic Web, and Movie Recommendation. In Proc. of the European Semantic Web Conference (ESWC), pp. 71–85, 2007.
- [6] B. Yang, T. Mei, X.-S. Hua, L. Yang, S.-Q. Yang and M. Li. Online Video Recommendation Based on Multimodal Fusion and Relevance Feedback. In Proc. of the ACM International Conference on Image and Video Retrieval (CIVR), pp. 73–80, 2007.
- [7] X. Wu, A.G. Hauptmann and C.-W. Ngo. Practical Elimination of Near-Duplicates from Web Video Search. In Proc. of the ACM International Conference on Multimedia (ACM MM), pp. 218–227, 2007.
- [8] G. Salton and C. Buckley. Term-Weighting Approaches in Automatic Text Retrieval. Information Processing and Management, Vol. 24, No. 5, pp. 513–523, 1988.
- [9] D. Liu, X.-S. Hua, L. Yang, M. Wang, and H.-J. Zhang. Tag Ranking. In Proc. of the International World Wide Web Conference (WWW), pp. 351–360, 2009.
- [10] T. Iwata, T. Yamada, and N. Ueda. Modeling Social Annotation Data with Content Relevance using a Topic Model. Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), pp. 835–843, 2009.
- [11] 吉田大我, 入江豪, 佐藤隆, 小島明. 適合性と具体性を考慮したキーワードのランキング. 第9回情報科学技術フォーラム, No. 2, pp. 183–186, 2010.