

## タグクラスタ多様化による 未知性を考慮した推薦手法の提案

藤原 誠<sup>†1</sup> 中川 博之<sup>†1</sup>  
田原 康之<sup>†1</sup> 大須賀 昭彦<sup>†1</sup>

近年推薦システムの研究において、その有用性は予測精度（適合率、再現率）の高さとされていたが、既存の推薦方法では、ユーザは予測精度の高さだけでは満足しないということが報告されている。したがって、今後の推薦システムの課題として、未知性や意外性といった予測精度以外の新たな観点が重要とされている。こうした課題を踏まえ、本論文では推薦リストの未知性という観点に着目し、ユーザの嗜好に合致するが、まだ知らないコンテンツの発見を促す推薦手法を提案する。多面的に付与されたタグの話題単位で推薦リストを多様化することにより、予測精度を維持しつつ、未知性を向上させる。評価実験の結果、推薦リストの約6割に嗜好に合致し、かつ知らないコンテンツが含まれ、未知性の高い推薦が実現できていることを確認した。

### Improving Recommendation Novelty based on Tag Cluster Diversification

MAKOTO FUJIWARA,<sup>†1</sup> HIROYUKI NAKAGAWA,<sup>†1</sup>  
YASUYUKI TAHARA<sup>†1</sup> and AKIHIKO OHSUGA<sup>†1</sup>

The traditional recommendation approaches are evaluated based on accuracy, i.e., precision and recall. However, by this approaches, it has been reported that a user is not satisfied only with the accuracy. Therefore, this paper focuses on novelty in order to recommend interesting and unknown items. By diversifying recommended list on topics of tag clusters, our approach improves not only accuracy but also novelty. According to our experimental results, there are about 60% interesting and unknown are recommended.

### 1. はじめに

近年推薦システムの研究において、推薦の有用性は予測精度の高さ（適合率、再現率）とされていたが、従来の協調フィルタリングやコンテンツベースの推薦方法では、予測精度が高いがゆえに似たようなコンテンツばかり推薦されてしまい、ユーザは予測精度の高さだけでは満足しないということが報告されている<sup>1)</sup>。したがって、今後の推薦システムの課題として、未知性や意外性といった予測精度以外の新たな観点が重要とされている<sup>2)3)</sup>。

こうした課題を踏まえ、本論文では推薦リストの未知性という観点に着目し、ユーザの嗜好に合致するが、まだ知らないコンテンツの発見を促す推薦手法の構築を目的とする。一般的に嗜好に合致するコンテンツを推薦することとユーザがまだ知らないコンテンツを推薦することとの間には、トレードオフの関係があるとされており<sup>4)</sup>、既存研究では未知性を向上させているものの予測精度に関しては低下しがちである。そこで、folksonomy（フォークソノミー）の特徴である多面的に付与されたタグに基づき、各話題単位で推薦リストを多様化することにより、こうしたトレードオフを解消できるという考えのもと、未知性を考慮した推薦手法を提案する。その際 folksonomy の欠点から生じる予測精度低下を階層的クラスタリング及びユーザプロフィールに基づいたタグクラスタの選択・粒度決定により解決し、まだ知らないコンテンツを推薦する。評価実験として、はてなブックマーク<sup>5)</sup>のデータセットを用いて、推薦リストをユーザに提示し、アンケートを行った。その結果、推薦リストの約6割に嗜好に合致し、かつ知らないコンテンツが含まれ、提案手法では既存手法より未知性の高い推薦が実現できていることを確認した。

本論文の構成を以下に示す。2章では関連研究として予測精度以外の指標を重視した推薦システム及び folksonomy を用いた推薦システムに関する関連研究について述べる。3章では本研究で提案する推薦手法について述べる。4章では、提案手法の有効性を評価するために行った評価実験について述べる。5章では、実験結果に対する考察、6章ではまとめと今後の課題について述べる。

<sup>†1</sup> 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

## 2. 関連研究

### 2.1 未知性に関する関連研究

推薦リストにおける未知性とは、一般に「嗜好に合致しているがユーザがまだ知らないコンテンツ」を指す。本論文でも同様に、ユーザの嗜好の範囲内でまだ知られていないコンテンツを未知性のあるコンテンツと定義する。本論文の未知性に近い概念の研究としては、Wu<sup>6)</sup>ら、Park<sup>7)</sup>、Hijikata<sup>8)9)</sup>の研究がある。Wu<sup>6)</sup>らは、動画間の類似度を測り、好みのコンテンツと似ているが、ロングテールなものを推薦することで未知性を向上させている。また Park<sup>7)</sup>は、ロングテールなものをクラスタリングし、推薦精度の向上を行っている。これらの研究はいずれもロングテール部分から嗜好に合致するものを選ぶことにより未知なコンテンツ推薦を促している。これらの研究ではロングテール部分のコンテンツに着目しているため、コンテンツ自体の質が低下する懸念があり、特にコンテンツの質に差があるサービスを対象とした場合、その懸念が特に顕著に表れると考えられる。また Hijikata<sup>8)9)</sup>は、ユーザから明示的に与えられる、コンテンツに対する既知、不既知のプロファイルを用いて、推薦されるコンテンツが既知である確率を計算し、推薦リストの未知性を向上させている。しかし、「知らない」という情報を明示的に獲得することは難しいと考えられるため、ユーザの入力コストという観点では課題が残る。

### 2.2 推薦リストの多様化に関する関連研究

推薦リストの多様化により未知性や意外性のある推薦を促す研究として Zeigler<sup>1)10)</sup>、小川<sup>11)</sup>の研究がある。Zeigler<sup>1)10)</sup>は、「Intralist Similarity」という指標により類似度の高いコンテンツを推薦リスト内に表れにくくすることで、予測精度は低下するものの多様性が向上すると同時にユーザの満足度も向上することを示している。小川<sup>11)</sup>は、ユーザの共評価値という観点でアイテムをクラスタリングし、このクラスタリングしたトピックに基づいて多様化することにより、推薦リストの未知性を向上させている。この研究では未知性 (Novelty) を「今まで知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム」と定義しており、これは一般的に意外性 (Serendipity) という概念に近い。

### 2.3 folksonomy を用いた推薦システムの関連研究

folksonomy のタグ情報を利用した推薦手法の研究には、Guy<sup>12)</sup>、Niwa<sup>13)14)</sup>、Shepitsen<sup>15)</sup>の研究がある。Guy<sup>12)</sup>らはユーザベースとタグベースを組合わせた協調フィルタリングにより様々な種類のコンテンツを個人化して推薦することで予測精度の向上を図っている。Niwa<sup>13)14)</sup>らは、タグのクラスタリングを行うことによってタグの表記ゆれの問

題を解消している。Shepitsen<sup>15)</sup>らは、ユーザに明示的にタグを選んでもらい、それに基づいてタグクラスタの粒度を決定することにより個人化した推薦システムを提案している。これらの研究は、folksonomy の欠点であるタグの表記ゆれや多義性をクラスタリングや個人化により解決を試みており、推薦システムの予測精度を向上させている。しかしながら、これらの研究は推薦システムの予測精度のみを高めることを目的とした研究であり、未知性など予測精度以外の観点については重視されていない。

## 3. 提案手法

### 3.1 提案手法の概要

提案手法では、ユーザのブックマーク情報に付与されたタグ群から嗜好情報を取得し、それに基づき嗜好に合致し、かつ未知であるコンテンツを推薦することを目的とする。具体的には、あらかじめタグの表記ゆれを解消するためにクラスタリングをしておき、多面的に分類されたコンテンツに対し、タグクラスタ単位で推薦リストを多様化することにより、予測精度 (適合率)、未知性の双方を高く保つ。提案手法は以下のステップから成る。

- (1) タグの階層的クラスタリング
- (2) ユーザプロファイルの生成
- (3) 個人化された推薦リストの生成
- (4) タグクラスタに基づく推薦リスト多様化

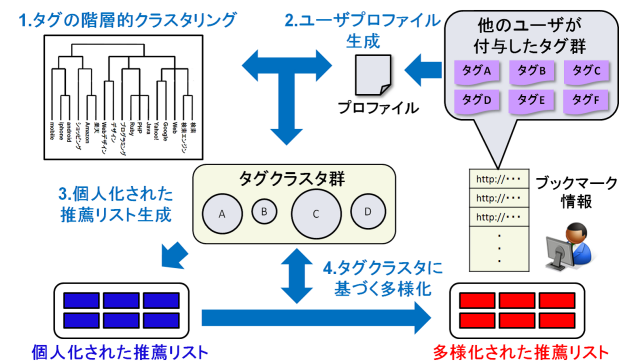


図1 提案手法の概要。

### 3.2 各ステップの詳細

#### 3.2.1 タグの階層的クラスタリング

このステップでは、タグをあらかじめクラスタリングしておくことで、表記ゆれの解消を試みる。folksonomyにおけるタグの表記ゆれという問題に対してはクラスタリングが有効であるとされている<sup>13)15)16)</sup>。また検索や推薦の個人化の度合いを高めるという点では、階層的クラスタリングが効果的であると報告されている<sup>15)16)</sup>。本論文においても、推薦リストの個人化を行っているため、階層的クラスタリングが有効な手法であると考えられる。具体的には、まずタグの出現頻度ベクトルをもとにタグ間の類似度をCosine類似度により算出し、それに基づいてクラスタをマージしていく。すべてのクラスタはサイズ1の個々のタグクラスタを作っている状態から始まる。タグがマージするかを決定する閾値Stepを変化させることによりデンドログラム(樹形図)を構築する。

#### 3.2.2 ユーザプロファイルの生成

ユーザのブックマークを入力とし、そのブックマークに付与されているタグ群からユーザプロファイルを生成する。ユーザプロファイルは、ユーザとタグの関連度を表しており、その関連度はブックマークしているコンテンツにおけるタグのtf-idf値を加算することにより算出する。tf-idf値により、「Java」や「PHP」といった特徴になりやすい具体的なタグの値を高く、「まとめ」や「あとで読む」といった抽象的なタグの値を低くすることができる。この関連度  $rel(u, t)$  の算出方法を式(1)に示す。

$$rel(u, t) = \sum_{c_i \in bookmarks} tfidf(t, c_i) \quad (1)$$

式(1)はユーザ  $u$  におけるタグ  $t$  の関連度を表しており、ユーザ  $u$  のブックマーク集合  $bookmarks$  に含まれるコンテンツ  $c_i$  に付与されたタグのtf-idf値を加算していくことで算出する。

#### 3.2.3 個人化された推薦リストの生成

本手法ではタグクラスタにより推薦リストを多様化するため、結果がタグクラスタに依存すると考えられる。したがって、予測精度と未知性の双方を高く保つためには、多様化に用いるタグクラスタはユーザの嗜好に合致する内容であり、かつ嗜好の範囲内である必要がある。そこで、個人化された推薦リストを生成するにあたって、まずユーザプロファイルに基づいてタグクラスタの選択・粒度決定を行う。例えばユーザプロファイルに「Ruby」というタグに着目した場合、「Ruby」を含むタグクラスタを選択し、粒度は「Ruby」タグがマ-

ジされた閾値  $Step=0.85$  よりあらかじめ設定した定数  $GeneralizationLevel=2$  という値に従って粒度を大きくする。そしてユーザプロファイルの関連度が閾値  $MinRelation$  以上のすべてのタグに対してこの処理を繰り返し、先に選択したタグクラスタと含有関係にある場合はクラスタサイズが大きい方のタグクラスタを選択する。この処理により、ユーザプロファイルで関連度が高いタグクラスタのみを複数選択できる。

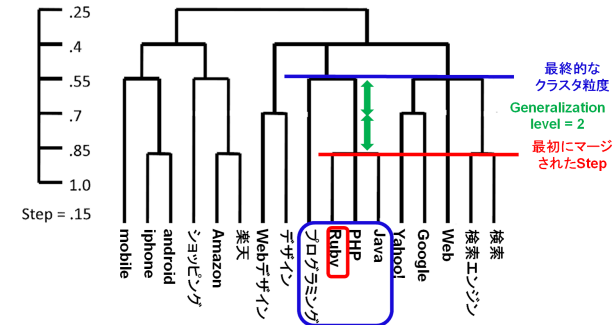


図2 タグクラスタの粒度決定。

推薦に用いるタグクラスタが決定したらタグクラスタとユーザ間の関連度を算出する。

$$w_{ucl}(u, cl) = \sum_{t_i \in cl} rel(u, t_i) \quad (2)$$

式(2)はユーザ  $u$  とタグクラスタ  $cl$  の関連度を示しており、選定したタグクラスタ  $cl$  に含まれるタグ  $t_i$  との関連度を加算していくことにより算出する。同様にタグクラスタとコンテンツの関連度を算出する。

$$w_{ccl}(c, cl) = \sum_{t_i \in cl} tfidf(t_i, c) \quad (3)$$

上記で算出したユーザ、タグクラスタ間の関連度とタグクラスタ、コンテンツ間の関連度をもとに個人化された推薦スコアを算出し、暫定的な推薦リストとする。

$$recommend\_score(u, c) = \sum_{cl_i \in Clusters} w_{ucl}(u, cl_i) * w_{ccl}(c, cl_i) \quad (4)$$

式 (3) は推薦スコアを示しており、選択したタグクラス集合  $Clusters$  に含まれるタグクラス  $cl_i$  において、関連度の積を加算していくことにより算出する。

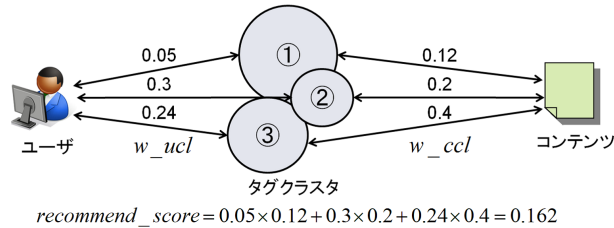


図3 個人化された推薦スコア算出。

### 3.2.4 推薦リストの多様化

ステップ3で生成した暫定的な推薦リストをタグクラスを用いて多様化する。まずステップ3で生成した推薦リストの上位から順に1つずつコンテンツを選定していく(図4中の1)。その選定したコンテンツと最も関連度の高いタグクラスを調べる(図4中の2)。そして、その最も関連度の高いタグクラスがユーザと関連するタグクラスの中でまだ選ばれていなければ(図4中の3)、新たに多様化された推薦リストにコンテンツを追加し(図4中の4)、あらかじめ設定したN件に達するまで繰り返す。こうした処理により、追加したコンテンツはある程度多様化されるが、ユーザと複数のタグクラスを介して関連しているため高いスコアが維持でき、嗜好に合致しつつもまだ知らない可能性の高いコンテンツが推薦されやすくなると考えられる。

## 4. 評価実験

提案手法において、多面的に付与されているタグを用いて推薦リストを多様化することで、予測精度を維持しつつ、未知なコンテンツが推薦できるという仮説を検証するため、評価実験を行った。

### 4.1 実験概要

#### 4.1.1 実験手順

提案手法が推薦リストの未知性向上に有効であるかを検証するため、10名の被験者によ

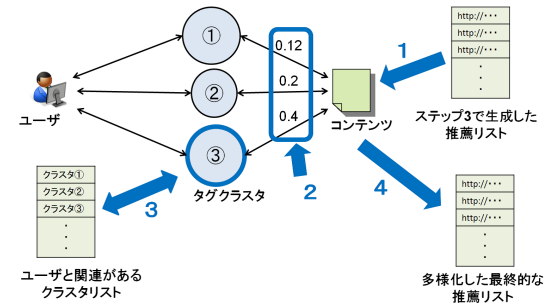


図4 推薦リスト多様化アルゴリズムの例。

る評価実験を行った。日常的にブラウジングでブックマークを利用しており、ブックマーク数が20~60件の被験者を揃えた。被験者には普段利用しているブックマークを提供してもらい、そのブックマークを入力に推薦リストを作成し、アンケート調査を実施した。

推薦された上位10件のWebページに対して嗜好に合致し、かつ未知であるかを評価してもらうため、興味について(1:非常に興味がある, 2:どちらかといえば興味がある, 3:どちらかといえば興味がない, 4:全く興味がない)の4通りの評価と興味があるWebページのうち知っている内容であるかどうか(1:知っている, 2:知らない)の2通りで、Webページの内容を閲覧し、評価してもらった。また、本論文ではタグ情報のみを利用し、推薦リストの未知性を向上させることを目的としているので、比較対象として、タグの出現頻度ベクトルの類似度により似たものを推薦するタグベース、 $W_u$ ら<sup>6)</sup>の手法を元にしたロングテール手法の2つを用いた。不公平さを無くするため、それぞれ上位10件ずつのWebページをランダムに混ぜ、計30件を評価してもらった。提案手法のパラメータは先行研究の結果に基づいて  $MinRelation=1.183$ ,  $Step=0.1$ ,  $GenelarizationLevel=2$  と設定した。

#### 4.1.2 データセット

実験データとして、はてなブックマークにおける2009年1月から2010年12月までのデータセットから、タグ付け回数100回以上のユーザをランダムに5000人選び、利用した。そこから前処理として全体で出現頻度10回以下のタグをノイズとして削除した結果、データサイズとしてコンテンツ数115,944、タグ数10,599、ユーザ数5000人で、その組み合わせであるブックマークデータ3,591,302レコードのデータを用い、実験を行った。

#### 4.2 実験結果

被験者が付けた興味に関する評価の平均値を求めた。結果を図5に示す。図5より、「か

なり興味がある」の割合はタグベースが最も高いことが確認できるが、提案手法とタグベースの間には有意な差はみられなかった。この結果より提案手法はタグベースと同等の予測精度（適合率）であることがわかる。また、提案手法とロングテール手法、タグベースとロングテール手法の間にはそれぞれ5%有意水準にて有意な差が確認できた。この結果より、ロングテール手法では未知性と引き換えに予測精度（適合率）が低下してしまうということがいえる。

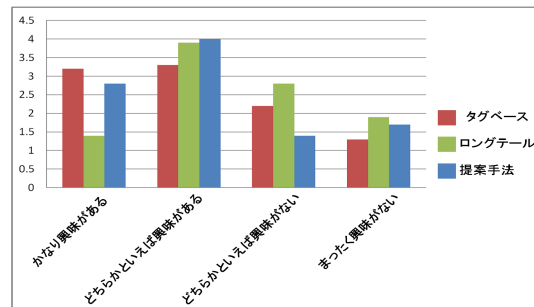


図5 推薦リストに対する興味があるかの評価。各推薦リストの平均値

興味がある（1:非常に興味がある，2:どちらかといえば興味がある）コンテンツのうち知らないコンテンツの割合の平均値を求めた。結果を図6に示す。図6より，提案手法はロングテール手法と同程度の値である。また提案手法とタグベース，ロングテール手法とタグベースの間にはそれぞれ5%有意水準にて有意な差が確認できた。この結果より提案手法はロングテール手法と同程度未知性の高い推薦が実現できているといえる。

被験者が付けた評価のうち「非常に興味がある」「どちらかといえば興味がある」と「興味があるかつ知らない」の平均値を求めた。結果を図7に示す。図7より，提案手法は「興味があるかつ知らない」コンテンツの割合が最も高い。また「興味があるかつ知らない」コンテンツにおいて提案手法とタグベース，提案手法とロングテール手法の間にはそれぞれ5%有意水準にて有意な差が確認できた。したがって，タグベース，ロングテール手法に比べ，提案手法では「興味があるかつ知らない」コンテンツを多く推薦できているといえる。

## 5. 考 察

実験結果より，提案手法が従来のタグベース，ロングテール手法の推薦リストよりも嗜好

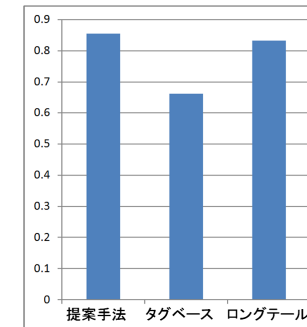


図6 各推薦リスト10件中の「興味がある」に対する「興味があるかつ未知である」コンテンツの割合。

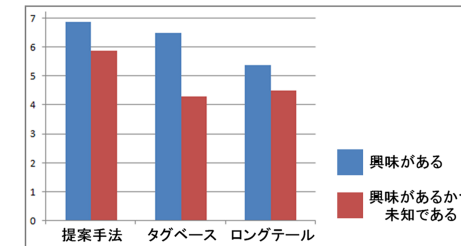


図7 各推薦リスト10件中の「興味がある」と「興味があるかつ未知である」コンテンツの平均個数。

に合致し，かつまだ知らないコンテンツを多く含んでいることが確かめられた。本論文では，推薦リストの未知性向上のため，ユーザの嗜好に合致するかつ知らない内容であるコンテンツを推薦することを目的としている。ユーザが知らないコンテンツを推薦することと嗜好に合致するコンテンツを推薦することの間には，一般にトレードオフの関係があるとされているが，評価実験では提案手法の予測精度（適合率）として約60%~70%，興味があるかつ未知なコンテンツの割合として約60%という値がそれぞれ導き出された。タグ情報のみを用いた推薦システムの予測精度としては，文献13)14)の既存手法が40%~60%であることから比較的良好な結果であるといえる。またタグに限らず一般的な範囲を対象とした推薦システムとしても，遜色ない値であるといえる。未知性に関しては，図7より推薦結果の興味があるコンテンツのうちまだ知らないコンテンツの割合はロングテール手法と同程度の値であるが，図6より提案手法は適合率を維持できているため，興味があるかつまだ

知らないコンテンツを推薦できる可能性は高い。したがって、提案手法では、多面的に付与されたタグに基づいてタグクラス単位で多様化することにより、適合率を維持しつつも、未知性の高い推薦が実現できているといえる。

提案手法では、複数のタグクラスを介して推薦されたコンテンツに対し、タグクラス単位で推薦リストを多様化している。そのため、そのタグクラスがユーザにとって興味がある内容であり、かつ興味の範囲内で選択されている必要がある。タグクラスの粒度が大きすぎると推薦リストの多様化が荒く、未知なコンテンツは増えるが予測精度は下がってしまい、逆に粒度が小さすぎると予測精度を維持できるが、多様化が不十分で未知なコンテンツが減少してしまう。提案手法では、ユーザプロフィールに基づいて、タグクラスを選択・粒度決定を行い、推薦に利用するタグクラスを個人化している。こうした処理が、予測精度低下の原因となっているタグの表記ゆれや興味の範囲外に属するタグクラスの問題を解決しており、結果的に適合率の維持につながったと考えられる。また未知性が向上したことに関しては、この個人化したタグクラスに基づいて推薦リストを多様化したため、ユーザの嗜好内で嗜好傾向の幅が広くなり、結果的に既知なコンテンツが推薦される可能性が減ったことやユーザが今まで気付かなかったタグクラスの組み合わせによる新たなコンテンツが推薦されたことが要因と考えられる。

しかしながら提案手法では、ユーザプロフィールに基づいて選択したタグクラスがコンテンツに対して多面的に関連していない(1つのタグクラスのみを介す)場合、タグの多義性による問題が生じ、意図しないコンテンツが推薦されてしまう。提案手法では、閾値の一律に設定しているが、入力ブックマーク数やそのブックマークのタグにどれほど多様性があるかなどを考慮して設定することで、こうした問題を解決できると考えられる。

## 6. まとめと今後の課題

本論文では、folksonomy型サービスにおける推薦の未知性向上を目的として、嗜好に合致しているが知らないコンテンツを推薦する手法を提案した。提案手法では、folksonomy特有の多面的に付与されたタグに基づいて推薦リストを多様化することにより、推薦リスト中の嗜好に合致し、かつ知らないコンテンツが増加するという考えのもと、未知性を考慮した推薦手法を提案した。評価実験では、はてなブックマークのデータを用いて、普段被験者が利用しているブックマーク情報を入力にコンテンツを推薦し、アンケートによる評価を行った。その結果、予測精度(適合率)に関しては約60%~70%と高い値を維持することができ、また嗜好に合致するが、知らないコンテンツに関しても既存のタグベース、ロング

テール手法より多く推薦できることを確認した。今後の方針として、パラメータの最適化設定、既存手法である協調フィルタリングとの組み合わせなど、継続的にシステムを利用できるための工夫を行っていきたいと考えている。

## 参考文献

- 1) C. N. Ziegler, S. M. Mcnee, J. A. Konstan and G. Lausen: Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification, WWW, pp.22-32,(2005).
- 2) J. Herlocker, J. Konstan, L. Terveen, and J. Riedl, J.: Evaluating collaborative filtering recommender systems, ACM Trans. on IS, Vol.22, No.1, pp.5-53,(2004)
- 3) S. M. McNee, J. Riedl: Being accurate is not always good: How Accuracy Metrics have hurt Recommender Systems, ACM SIGCHI, pp.1103-1108,(2006)
- 4) 神鷹 敏弘: "推薦システムのアルゴリズム (1)", 人工知能学会誌, Vol.22, No.6, pp.826-837,(2007).
- 5) はてなブックマーク, <http://b.hatena.ne.jp/>
- 6) X. Wu, Y. Zhang, J. Guo and J. Li: Web video recommendation and long tail discovering, IEEE ICME, pp.369-372,(2008).
- 7) Y. Park and A. Tuzhilin: The long tail of recommender systems and how to leverage it, ACM RecSys. 2008,(2008).
- 8) Y. Hijikata, T. Shimizu and S. Nishida: Discovery-oriented Collaborative Filtering for Improving User Satisfaction. ACM IUI 2009, pp.67-76,(2009).
- 9) 清水 拓也, 土方 嘉徳, 西田 正吾: 発見性を考慮した協調フィルタリングアルゴリズム, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J91-D, No.3, pp.538-550,(2008)
- 10) C. N. Ziegler, G. Lausen and L. S. Thieme: Taxonomy driven Computation of Product Recommendations, The 2004 ACM CIKM, pp.406-415,(2004)
- 11) 小川 祐樹, 諏訪博彦, 山本仁志, 岡田 勇, 太田 敏澄: 動的なトピック分類に基づく Novelty を考慮した推薦アルゴリズムの提案, 情報処理学会論文誌, Vol.50, No.6, 1626-1648, (2009)
- 12) I. Guy, N. Zwerdling, I. Ronen, David Carmel, Erel Uziel: Social Media Recommendation based on People and Tags. ACM SIGIR, pp.194-201.(2010)
- 13) S. Niwa, T. Doi and S. Honiden: Web Page Recommender System based on Folksonomy Mining, IEEE ITNG, (2006).
- 14) 丹羽 智史, 土肥 拓生, 本位田 真一: Folksonomy マイニングに基づく Web ページ推薦システム, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.5, pp.1382-1392, (2006)
- 15) A. Shepitsen, J. Gemmell, B. Mobasher and R. Burke: Personalized Recommendation in Social Tagging Systems Using Hierarchical Clustering, ACM RecSys, (2008).
- 16) J. Gemmell, A. Shepitsen, M. Mobasher and R. Burke: Personalization in Folksonomies Based on Tag Clustering, AAAI Workshop on ITWP, (2008).