

# 話題を考慮した多様性のある情報推薦手法の提案

小池 達也<sup>†</sup> 高木 友博<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 明治大学理工学部情報科学科 〒214-8571 神奈川県川崎市多摩区東三田 1-1-1

E-mail: † {koike, takagi}@cs.meiji.ac.jp

**あらまし** 従来の協調フィルタリングでは、推薦する情報にユーザの好みは反映されていない可能性があり、また内容に基づくフィルタリングでは、推薦する情報が収束してしまいがちになる。そこで、我々は推薦する情報に、なぜこの情報を推薦するのかという明確な理由付けが必要であると考えた。本稿では、ターゲットユーザと共通な話題を持つユーザに基づきアイテムを推薦する手法を提案する。これにより、推薦する情報と併せてどのユーザのどの話題を用いて推薦したか提示することで理由付けができる。ソーシャルブックマークを用いて評価実験を行った結果、我々の提案手法はユーザの好みは考慮し、かつ多様性のある情報を推薦することができた。**キーワード** 情報推薦, トピック, 多様性

## Proposal of Information Recommendation Method that Diversity in Consideration of the Topic

Tatsuya KOIKE<sup>†</sup> Tomohiro TAKAGI<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Computer Science, School of Science and Technology, Meiji University  
1-1-1 Higashi-mita, Tama-ku, Kawasaki-shi, Kanagawa, 214-8571 Japan

E-mail: † {koike, takagi}@cs.meiji.ac.jp

**Abstract** Traditionally, collaborative filtering may not reflect the user's preference to be recommended. On the other hand, content-based filtering is a tendency to converge recommended information. Therefore, we consider that distinct rationale to recommended information, why to recommend this information, is required. In this paper, we propose a method to be recommended on the basis of users with the topic of the target user. Consequently, our method can present the recommendation using any topic which user together with recommended information. Results of evaluation experiment using social bookmark, our proposed method has recommended information that is diversity and considering the user's preference.

**Keyword** Recommender System, Topic, Diversity

### 1. はじめに

インターネット上には膨大でかつ様々な情報が溢れている。それらの情報からユーザにとって有益な情報を取得することは容易ではない。このことから、人に代わり自動的に必要な情報を抽出し提示する情報推薦技術が注目されている。

我々が何か情報を得る際、他人から評価された情報を紹介によって受け取ることはとても有益であると考えられる。紹介される情報は、どのような観点で紹介されるかの理由付けがされると、より有益な情報へと変化する。特に、どのユーザからの紹介であるか、また紹介する情報の特徴などが考えられる。

本稿では、これらが活かせる情報推薦手法を提案する。まず2章で、情報推薦技術に関する関連研究について述べる。3章では、提案手法の構造と計算方法の説明、4章では、評価実験の方法と結果、また実験結果に基づく考察を行い、5章で、本論文を締めくくる。

## 2. 関連研究

### 2.1 基盤となる情報推薦手法

基盤となる情報推薦手法として大きく以下の2種類がある。

#### a) 協調フィルタリング

(*CF : Collaborative Filtering*)

#### b) 内容に基づくフィルタリング

(*CBF : Content-Based Filtering*)

a) の手法は、ユーザ同士の嗜好類似度を計るユーザベースとアイテム同士の被嗜好類似度を計るアイテムベースが存在する。ユーザベースであれば、嗜好が類似するユーザの高評価アイテムを推薦し、アイテムベースであれば、ユーザの高評価アイテムと被嗜好が類似するアイテムを推薦する。

a) の手法は、ユーザの評価情報が少ないと機能しないという弱点がある。一方 b) の手法は、ユーザの嗜好情報と各アイテムの特徴情報の類似度を計り、類似アイテムを推薦する。ユーザの嗜好情報が収束してしまうことにより、似たようなアイテムばかり推薦してしまう問題点が挙げられる。

### 2.2 多様性を考慮した情報推薦手法と評価指標

情報推薦はユーザが参照するアイテムを予測できるかを指標とした推薦精度が高いと良い手法であると考えられることが多い。しかしながら、情報の価値つまりユーザにとって推薦される情報が有益であるかにより、推薦手法の良し悪しが決定するため、推薦精度が高ければ良いという訳ではないという議論もある。[1]

そこで、推薦手法において推薦する情報の多様性を考慮する試みがある。例えば、協調フィルタリングにより得られた推薦に相応しい上位アイテムをそのまま提示せず、類似するアイテムを除いて提示することで、推薦する情報が多種多様になるだろう。次に多様性を計る評価指標を2種類、説明する。

#### a) 推薦リスト内類似度 [2]

(*ILS : Intra-List Similarity*)

#### b) 相対的多様性 [3]

(*RD : Relative Diversity*)

a) は、推薦リスト内のアイテム同士の類似度を計算し、その総和を取る指標である。b) は、注目アイテムに対して各アイテムとの類似度を計算し、その総和を取る指標である。どちらも類似度が低ければ、多様性が高いことを示す。

### 2.3 ソーシャルブックマークでの情報推薦

膨大な情報から推薦するドメインとしてソーシャルブックマークが挙げられる。一般的なECサイトにおける商品推薦とは異なり、ユーザ総数に対してアイテム総数に相当するページ総数が遥かに大きいという特徴があり、情報推薦が容易ではない。

丹羽ら [4] は、フォークソノミー(*folksonomy*, ユーザによって情報にタグ付け)による分類を利用しWeb ページを推薦する手法を提案している。単純にユーザ同士の嗜好類似度が計れない問題を、ユーザと各タグの関連度を相対的に表す親和度を計算し、タグの表記ゆれや嗜好の表現を抽象化するためにクラスタリングを行うことで解決している。これによりユーザ同士の嗜好類似度を算出しやすくし、Web ページの推薦を実現した。

## 3. 提案手法

本章では、話題を考慮した多様性のある情報推薦手法を提案する。本手法はユーザと他ユーザとの話題を個々に着目することで、様々な話題を考慮することが可能である。これにより提示する情報には話題を網羅的に含まれるため多様性があり、話題を用いて推薦される情報の理由付けが可能となる。我々の手法は、類似度を計ることで話題を個々に着目できず推薦する情報の付加情報が欠落する従来手法より、多様性で優れた情報推薦を目指した手法である。

### 3.1 全体像

提案手法の概念について説明する。あるユーザと他ユーザとの話題をトピックとする。情報(アイテム)を推薦されるユーザ(以後、ターゲットユーザ)への推薦は、ターゲットユーザと同じトピックを持つ他ユーザから即時に情報を紹介することによって行う。紹介する情報は、他ユーザが太鼓判のような高評価をした情報に限定することで情報の信頼度

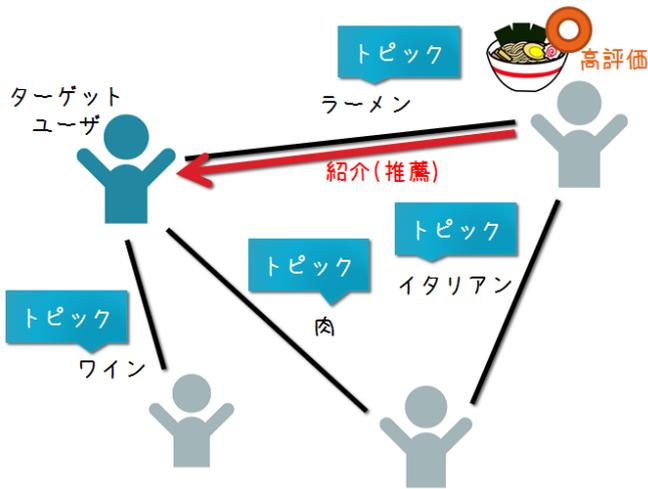


図 1：紹介による推薦の概念

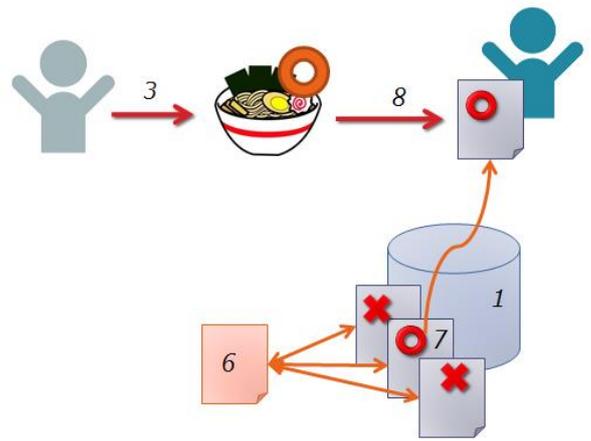


図 4：ターゲットユーザ選出と推薦

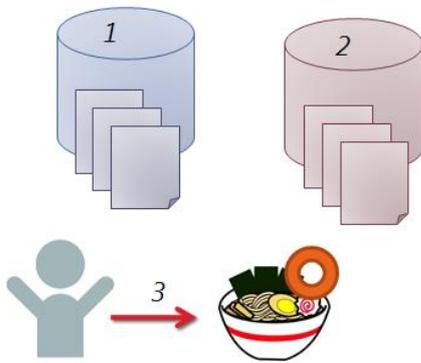


図 2：初期設定と評価付け

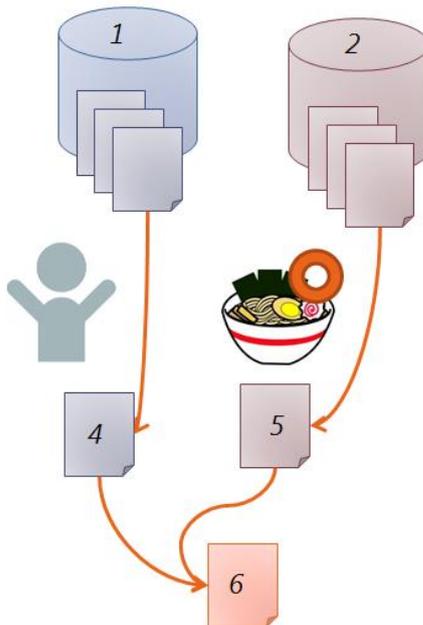


図 3：ターゲットユーザ選出の前処理

が上がり有益な推薦が行える。図 1 に紹介による推薦の概念を示す。図 1 では、ラーメンを高評価したユーザがラーメンで同じトピックを持つターゲットユーザに対し、ラーメンを紹介することで推薦する様子を表す。

次にアイテムを推薦する一連の処理手順について説明する。初期設定として図 2 のように、各ユーザの嗜好情報<1>、各アイテムの被嗜好情報<2>を構築する。あるユーザがあるアイテムに評価付け<3>を行ったとき、高評価であれば図 3、4 の処理によりターゲットユーザを選出する。まず図 3 では、ターゲットユーザ選出の前処理として、評価付けしたユーザの嗜好情報<4>と評価付けされたアイテムの被嗜好情報<5>を取得する。取得した情報から互いに関連する特徴を抽出<6>する。次に図 4 のように、この抽出した特徴について深く関連があるかユーザごとに判定<7>し、深く関連があるユーザをターゲットユーザとして選出する。その後ターゲットユーザに対してアイテムを推薦<8>する。

これらの処理をあるユーザがあるアイテムに評価付けを行う度に実行し、アイテムの推薦を行う。これより各処理の具体的な実現方法を示す。

### 3.2 嗜好情報(ユーザ)の管理

各ユーザの嗜好情報は、興味があるタグ群をユーザプロフィール(*UserProfile*) に構築する。あるユーザを  $u_j$ 、タグ集合を  $TagSet = \{t_0, \dots, t_p, \dots, t_N\}$  とし、 $u_{j(p)}$  をユーザ  $u_j$  にとってのタグ  $t_p$  に対する興味度(*Score*, 整数, 興味なしは 0) とするとき、ユーザ  $u_j$  のユーザプロフィール  $UP_j$  は次のように定義される。

$$\overline{UP}_j = (u_{j(0)}, \dots, u_{j(N)}) \quad \dots (1)$$

*UserProfile* に各タグの興味度を構築することで他ユーザと興味の一一致度合を計算することが可能となり、ターゲットユーザと他ユーザについて話題となるトピックがあるか検出可能となる。

### 3.3 被嗜好情報(アイテム)の管理

推薦するアイテムについてもユーザと同様にタグ群から成るアイテムプロフィール(*ItemProfile*)を構築する。あるアイテムを  $i_k$  とし、 $i_{k(p)}$  をあるタグ  $t_p$  がアイテム  $i_k$  を説明する要素としての適切度(*Score*, 整数, 不適切は 0) とするとき、アイテム  $i_k$  のアイテムプロフィール  $IP_k$  は、以下のように定義される。

$$\overline{IP}_k = (i_{k(0)}, \dots, i_{k(N)}) \quad \dots (2)$$

*ItemProfile* のタグにおける *Score* は、推薦するアイテムの上位概念また下位概念としての適切度に当たる。例えば、推薦するアイテムが「ラーメン屋 A 店」であるならば、タグは「グルメ」「豚骨」などが適切であり、*Score* を大きくする。

### 3.4 評価時の関連特徴抽出

あるユーザがあるアイテムを評価付ける際の処理は 2 種類想定できる。アイテムの評価付けの方法は、アイテムを利用または購買したという暗黙の評価付け、アイテムに対しユーザがどの程度高評価なアイテムかをレーティングする明示的評価付けが考えられ、本手法はどちらの評価方法でも適用可能である。

ターゲットユーザを選出するには、まず評価付けしたユーザの嗜好情報と評価付けされたアイテムの被嗜好情報について関連特徴を抽出する。評価付けしたユーザを  $u_j$ , 評価付けされたアイテムを  $i_k$  としたとき、関連特徴 *Match* を抽出する方法は、以下のように定義される。

$$\widehat{Match} = \widehat{UP}_j \circ \widehat{IP}_k \quad \dots (3)$$

ただし

$$\widehat{UP}_j = \text{Transform}(\overline{UP}_j) \quad \dots (4)$$

$$\widehat{IP}_k = \text{Transform}(\overline{IP}_k) \quad \dots (5)$$

式(3)における、 $\circ$  はアダマール積であり、同じ位置の成分を積とするベクトル(行列)を生成する。*UserProfile* と *ItemProfile* のアダマール積をとるが、関数 *Transform* によってベクトルから単位ベクトルに変形したプロフィールを用いる。関数 *Transform* は、次のように定義される。

$$\widehat{Vector} = \text{Transform}(\overline{Vector}) \stackrel{\text{def}}{=} (v_0, \dots, v_p, \dots, v_N) \quad \dots (6)$$

ただし

$$v_p = \begin{cases} 1 & (p \in \text{TopSet}_{(\alpha)}) \\ \text{else } 0 \end{cases} \quad \dots (7)$$

式(6)のとおり、ベクトル成分  $v_p$  は、集合  $\text{TopSet}_{(\alpha)}$  に要素  $p$  が含まれる場合に 1, 含まれない場合に 0 とする単位ベクトルを生成する。集合  $\text{TopSet}_{(\alpha)}$  は、ベクトル成分(*Score*) を降順に整列し、上位  $\alpha$  件 ( $\alpha$  は任意の整数,  $\alpha \leq N$ ) のみ次元に対応するタグを抽出して集合の要素とする。

### 3.5 ターゲットユーザの選出方法と推薦

次にターゲットユーザの選出方法を説明する。ユーザ集合  $\text{UserSet} = \{u_0, \dots, u_x, \dots, u_Q\}$ , 関連特徴 *Match* におけるベクトル成分が 1 となっている次元に対応するタグのみを集めた関連特徴集合を  $\text{MatchSet} = \{t_0, \dots, t_M\}$  ( $M \leq \alpha$ ) と定義し、 $UP_x$  で  $\text{TopSet}_{(\beta)}$  ( $\beta \leq N$ ) をした結果の集合を  $UP_x\text{Set} = \{t_0, \dots, t_Z\}$  ( $Z \leq \beta$ ), 評価付けしたユーザを  $u_j$  としたとき、ターゲットユーザ集合  $\text{TargetSet} = \{u_0, \dots, u_R\}$  ( $R < Q$ ) は以下のように定義される。

$$\begin{aligned} \text{TargetSet} = \{ & u_x \mid \text{MatchSet} \subset UP_x\text{Set} \\ & , u_x \in \text{UserSet} \} \quad \dots (8) \\ & (\text{MatchSet} \neq \emptyset, u_x \neq u_j) \end{aligned}$$

式(8) は、関連特徴集合  $\text{MatchSet}$  のタグを全て  $UP_u\text{Set}$  に含むユーザをターゲットユーザ集合  $\text{TargetSet}$  の要素とする。このターゲットユーザ集合  $\text{TargetSet}$  のユーザに対しアイテム  $i_k$  を推薦する。

アイテムの推薦はターゲットユーザに即時(リアルタイム)で提示する方式(*push*) もしくはユーザに推薦すべきアイテムをリストに格納しておき、推薦するときにリストから提示する方式(*pull*) のどちらも可能である。

### 3.6 プロファイルの更新

*UserProfile* のタグを頻繁に更新することでユーザの直近の興味を表現することが可能である。また *ItemProfile* はそのアイテムが最近どのような要素また項目について注目されているか表現することが可能である。具体的な処理は図 5 に示す。評価付けしたユーザは、評価付けされたアイテムの *ItemProfile* を利用して *UserProfile* を更新<9>する。同様に評価付けされたアイテムは、評価付けしたユーザの *UserProfile* を利用して *ItemProfile* を更新<10>する。どちらのプロファイル更新も手動で行わず、自動化することが可能である。

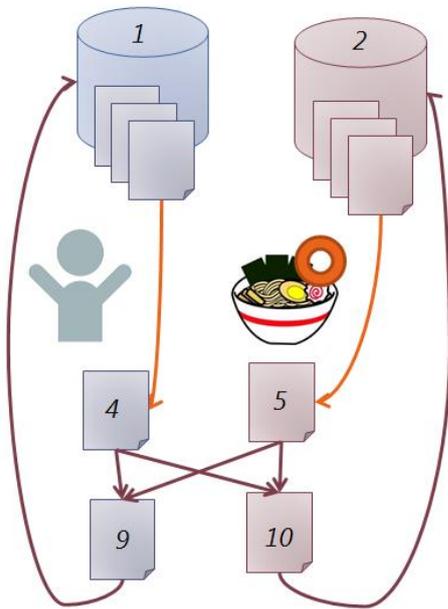


図 5：プロファイルの更新

## 4. 評価実験

本章では、提案手法の評価実験の方法と実験結果、また実験結果に基づく考察を述べる。更に、一般的に用いられている協調フィルタリングと比較することで、提案手法が有用であるかを示す。

### 4.1 ソーシャルブックマークの実験データ

実験データセットとしてソーシャルブックマークを用いた。ユーザによってページがブックマークされることを評価付け(高評価)とし、ブックマークされるページへのタグ付けをそのままプロファイルに格納して扱う。またユーザ数に対してページが膨大に存在するというページの推薦が容易ではない状況下で、どの程度推薦手法として有用な動作をするか検証する。使用したソーシャルブックマークデータ

表 1：delicious から利用する実験データの概要

<i>User</i>	1867
<i>Item (Page)</i>	69223
<i>Bookmark</i>	104799
<i>Tag</i>	40897

セットは実験用に公開されている delicious [5] を用いた。本データセットの「いつユーザがどのページをブックマークしたか」「ブックマークしたときにどのようなタグを付けたか」の情報のみを利用し実験を行った。利用する実験データの情報は表 1 のとおりである。

### 4.2 実験方法

#### a) 実験データの使用方法

図 6 のように、実験データのブックマークを時間順に並べ、ブックマーク数が均等になるよう 20 分割する。分割された 1 つを 1 セグメントと呼ぶ。1 つの実験を 1 ケースと呼び、15 ケース(1~15)行い、評価指標により得られた値の平均値を算出する。各ケースで使用するセグメントについて、1 セグメントを学習部、学習部に続く 4 セグメントを正解部とした。1 セグメントずつ学習部と正解部をずらすことにより 15 ケース用意する。推薦手法を実装したシステムに各ケースの学習部を入力として与えて実験を行う。

このような実験ケースを用意し実験する意図は 2 つある。1 つは、学習部を正解部より小さくすることで、評価付けするユーザが多くページに評価付けしない状況でも有用な推薦ができるか検証するためである。2 つ目は、正解部を 4 セグメントにし

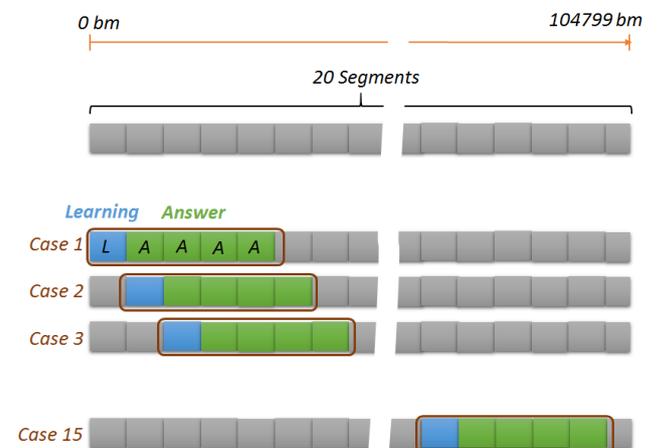


図 6：実験データの使用方法

た理由として、ある程度の正解部ブックマーク数を確保するためである。図 6 で示すとおり、各ユーザのブックマーク数を考慮せず実験を構築していることから、学習部でブックマークしているユーザが正解部でブックマークしていることを保証できない。4 セグメントを正解部に割り当てることにより、評価できるユーザ数を確保するという意図がある。

#### b) 比較手法

協調フィルタリングはユーザベース (*User-CF*) とアイテムベース (*Item-CF*) の 2 手法を比較手法として用いた。また、無作為にページを抽出し推薦したとき、どの程度の評価指標の値が算出されるか確認するために、無作為抽出手法 (*Random*) を用意した。無作為抽出手法は、全ページからユーザが未だブックマークしていないページを無作為に 3 ページ抽出し推薦として提示する手法とした。

### 4.3 提案手法の細部設定

提案手法 (*Proposal*) のパラメータ等を以下のように設定した。

#### a) プロファイルの更新

タグの出現回数を *Score* として保存する。 *Tagging* は、タグ集合 *TagSet* の次元に合わせ、タグ付けしたタグを 1 とすることでユーザによるタグ付けを表現する。プロファイル更新は、評価 (ブックマーク) 時に以下を行う。

$$\begin{aligned} \overline{UP}_j & \text{を } \overline{UP}_j + \overline{IP}_k \text{ で上書き} \\ \overline{IP}_k & \text{を } \overline{UP}_j + \overline{IP}_k \text{ で上書き} \\ \overline{UP}_j & \text{を } \overline{UP}_j + \widehat{Tagging} \text{ で上書き} \\ \overline{IP}_k & \text{を } \overline{IP}_k + \widehat{Tagging} \text{ で上書き} \end{aligned}$$

#### b) 評価時の関連特徴抽出

3.4 節の式(7) について、 $\alpha = 10$  とした。

#### c) ターゲットユーザの選出方法

3.5 節について、 $\beta = 10$  とした。

### 4.4 評価指標

ユーザの好みに対してどの程度多様性が網羅的に考慮できているかを計る評価指標を考案した。2.2 節で説明した評価指標では、多様性のあるアイテムを推薦することはアイテム同士の類似度が低いことと定義している。しかし、ユーザの好み計算に反映されないという問題点がある。提案手法は様々な話題を考慮することにより、ユーザが好む話題を

網羅的に含むことができるという利点がある。考案した評価指標はこの利点を数値化できる。

これより考案した多様性計算式、嗜好網羅的多様性 (*Profile Covering Diversity, PCD*) を説明する。 *UserProfile* に格納されているユーザが好むタグを均等に網羅するように推薦アイテム群 (以後、推薦リスト) が構築できているかを計算によって得る。提案手法はユーザの好みから外れたアイテム群を推薦しないため、推薦リストのアイテムをユーザが好むかの判定は必要ない。説明において、3 章で用いた変数をそのまま利用しているが、ベクトルは全て集合に変換 (ベクトル成分が 1 以上になっている次元に対応するタグで構成) されていることを留意されたい。

$$PCD = \frac{1}{Q} \sum_{u_j \in UserSet} UserDiversity(u_j) \quad \dots (9)$$

式(9) は、手法の嗜好網羅的多様性 (以後、多様性) を算出する計算式であり、各ユーザの多様性について平均値を算出することにより得られる。次に各ユーザの多様性を計算する方法を式(10) に示す。  $L_{u_j}$  はユーザ  $u_j$  の推薦リストである。

$$UserDiversity(u_j) = \frac{1}{|L_{u_j}|} \sum_{t_p \in UP_j} \min\{UserTagPoint(u_j, t_p), UserListTagCount(u_j, t_p)\} \quad \dots (10)$$

式(10) における *UserTagPoint* とは、そのタグを含むアイテムが推薦リストにいくつ含まれる状態が理想であるかを表す。式(11) と 式(12) より、値が得られる。

$$UserTagPoint(u_j, t_p) = |L_{u_j}| UserTagRate(u_j, t_p) \quad \dots (11)$$

$$UserTagRate(u_j, t_p) = \frac{1}{|UP_j|} \quad \dots (12)$$

式(12) では、 *UserProfile* のタグ種類数で除算することにより、各タグ  $t_p$  が推薦リスト  $L_{u_j}$  をどれくらいの割合で占めるべきかを表現する。式(11) により、推薦リスト  $L_{u_j}$  のアイテム数に対して、この割合 *UserTagRate* を乗算することにより、そのタグ  $t_p$  を含むアイテムが推薦リスト  $L_{u_j}$  にいくつ含まれる状態が理想であることを示す。

次に、式(10) における *UserListTagCount* を説明す

る。これは式(13)のように定義付けられ、推薦リストのアイテムにこのタグを持つアイテムがいくつあるかを表す。式(14)により、このアイテムの *ItemProfile* にこのタグが含まれているか判定することで 式(13) の値が得られる。

$$UserListTagCount(L_{u_j}, t_p) = \sum_{i_k \in L_{u_j}} ItemContainsTag(t_p, i_k) \quad \dots (13)$$

$$ItemContainTag(t_p, i_k) = \begin{cases} 1 & (T_p \in IP_k) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad \dots (14)$$

以上が考案した多様性の計算式と計算方法である。提案手法はこの多様性を高める情報推薦を行うことが目的であるが、多様性以外の評価指標として参考までに推薦精度を *Precision*, *Recall* により計る。また、協調フィルタリングでの実験において、計算に必要な実験データが十分でなく計算に影響し推薦すべきアイテムが得られない場合が発生するため、推薦可能なユーザの割合を *E-Rate* と定義し、これも計る。ユーザ集合  $EvaSet = \{u_0, \dots, u_E\}$  の要素を1つ以上のアイテムが推薦できたユーザとしたとき、*E-Rate* は  $E/Q$  により求まる。

#### 4.5 評価実験の結果

表 2 に各手法の推薦精度を示す。*FM* は F 値 (*F-Measure*)である。提案手法はアイテムベースの協調フィルタリングと比較して推薦精度は劣っているが、無作為抽出手法またユーザベースの協調フィルタリングより推薦精度が高いことを示している。提案手法は無作為抽出手法より精度が良くなるのは値を計るまでもないが、ユーザベースの協調フィルタリングより高い推薦精度が得られていることから、提案手法は、ある程度の精度があると考えられる。

次に表 3 で各手法の推薦有用性を比較するために推薦可能なユーザの割合と嗜好網羅的多様性について示す。まず *E-Rate* について提案手法は約 6 割弱のユーザに推薦できるのに対し、アイテムベースまたユーザベースの協調フィルタリングは約 1 割弱のユーザにしか推薦できていない。協調フィルタリングはユーザ同士の嗜好類似度またアイテム同士の被嗜好類似度を計るため、実験データが十分でないで優位にならない。よって提案手法が協調フィルタリングより推薦できるユーザが多いということから安定した推薦ができると考えられる。

次に嗜好網羅的多様性について、提案手法が他の手法と比較して最も優れていた。協調フィルタリングは、ユーザが好まないアイテムも推薦してしまうことによりユーザの好みから離れてしまうため、提案手法より劣る結果となった。よって、提案手法は話題を考慮することで嗜好網羅的多様性のある推薦が可能であると考えられる。

以上からソーシャルブックマークのような情報推薦が容易でない状況下で情報推薦する際、提案手法は協調フィルタリングに比べ、推薦精度ではあまり変わらない、もしくは大きく下げることがなかった。提案手法の目的は多様性を高めることであるため、推薦精度については参考にしかない。推薦可能なユーザについては多く、ユーザの好みに適合した情報を推薦し、ユーザの好む情報を網羅的に推薦できる提案手法が最も有用であると考えられる。

表 2：各手法の推薦精度比較

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>FM</i>
<i>Item-CF</i>	0.00568	0.00132	0.00215
<b><i>Proposal</i></b>	0.00125	0.00041	0.00062
<i>User-CF</i>	0.00072	0.00012	0.00020
<i>Random</i>	0.00029	0.00003	0.00006

表 3：各手法の推薦有用性比較

	<i>FM</i>	<i>E-Rate</i>	<i>PCD</i>
<b><i>Proposal</i></b>	0.00062	<b>0.588</b>	<b>0.271</b>
<i>Item-CF</i>	0.00215	0.088	0.051
<i>User-CF</i>	0.00020	0.081	0.048
<i>Random</i>	0.00006	1.000	0.010

## 5. おわりに

本稿では、話題を考慮した情報推薦手法を提案した。評価実験ではソーシャルブックマークを用いて膨大な情報から有益な情報推薦が可能であることを示せた。提案手法は、どのユーザによる推薦であるかに当たる評価付けしたユーザと、なぜこの情報を推薦するのかに当たるトピックまたタグを示すことにより推薦する情報に理由付けができ、またユーザの興味に深く一致する精度の高さと、様々な興味を網羅的に考慮することを実現できたと考えている。

今後の課題として、情報を組み合わせて提示するだけに留まらず、情報の内容を意味理解させ、情報を要約すること、また収集しまとめることを自動化させることで、情報推薦の質向上を図りたいと考える。

## 参 考 文 献

- [1] 奥健太, 赤池勇磨, 谷口忠大,  
“推薦システムとしてのビブリオバトルの評価”  
ヒューマンインタフェース学会論文  
Vol.15 No.1, 2013
- [2] Cai-Nicolas Ziegler, Sean M. McNee,  
Joseph A. Konstan, Georg Lausen,  
“Improving Recommendation Lists  
Through Topic Diversification”,  
Proc. of ACM WWW pp. 22-32, 2005
- [3] Sylvain Castagnos, Nicolas Jones, Pearl Pu,  
“Eye-Tracking Product Recommenders’ Usage”  
Proc. of ACM RecSys pp. 29-36, 2010
- [4] 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, 2006
- [5] Delicious Bookmarks  
<http://grouplens.org/datasets/hetrec-2011/>