

アイテム評価情報を用いた多様性のある推薦手法の検討

Algorithm Development for Diversified Recommendation based on Item Rating Data

○小川祐樹¹ 諏訪博彦¹ 山本仁志² 岡田 勇³ 太田敏澄¹

○Yuki OGAWA Hirohiko SUWA Hitoshi YAMAMOTO Isamu OKADA Toshizumi OHTA

¹電気通信大学 University of Electro-Communication

²立正大学 Risscho University ³創価大学 Soka University

本研究では、推薦に多様性を導入することによってユーザ満足度を向上させる推薦アルゴリズムを提案する。我々は、異なる嗜好傾向のアイテムを推薦リストとすることで推薦の多様性を実現する。具体的には、まず、ユーザのアイテム評価情報をもとに、類似するアイテム同士をエッジで繋いだネットワークを生成する。つぎに、これをクラスタリングすることにより、同じ嗜好傾向のアイテムをトピックとして分類し、そのトピックが複数に及ぶように推薦を行う。この手法を評価するために、Amazon.co.jp の DVD アイテムを用いて多様化を行った推薦リストをユーザに提示し、ユーザ満足度のアンケートを行った。その結果、提案手法において、既存手法よりも高いユーザ満足度が得られた。

In order to improve levels of user satisfaction to recommendation lists, we will propose an alternative recommendation algorithm that increases diversity of items in the list. We will examine the items of several different taste tendencies for a recommendation list, and realize the diversity in a recommendation list. First, we will create a similarity network of items by using item rating data. Second, we will cluster the items in the network, and identify the topics of the same taste tendency. Our proposed technique will be able to include items in the recommendation list that cover several topics. In order to evaluate improvement in the levels of user satisfaction, we will make up the recommendation list using the DVD items of Amazon.co.jp, and conduct the questionnaire survey. As a result, the higher levels of user satisfaction are observed in our recommendation list.

1. はじめに

推薦システムは、多くの情報の中から利用者の望む情報をフィルタリングする有用な技術として、Amazon.comをはじめ多くの商用サイトなどで広く用いられてきている[1]。現在、この推薦システムの実現方法としては協調フィルタリングが実用的な手法とされ、多くの改良手法が提案されている。

従来の推薦システム研究における推薦の有用性は、推薦がいかにユーザの嗜好に合っているかという推薦の正確さとして捉えられ、その評価指標である精度・再現率[2]の向上を重視している。正確さの高い推薦には、ユーザの現在の嗜好により近いアイテムを推薦できるという利点がある。しかし、その反面、推薦されるアイテムが似かよったものになるという傾向があり[3]、それだけではユーザは満足しないという結果も示されている[4]。

推薦システムの有用性は、ユーザの嗜好を正確に捉えるといった観点だけではなく、ユーザに新たな価値の発見を提供するといった多様な推薦という観点からも検討する必要がある。ユーザにとって意味がある多様な推薦、すなわちユーザが今まで知り得なかった、かつ興味のあるアイテムを推薦するには、現在のユーザの嗜好に近いものばかりだけではなく、複数の異なる嗜好傾向のものを推薦することが有効であると考えられる。

2. 先行研究

推薦システムの多様性の問題に対する研究として、清水ら[5]は、アイテムの既知・不既知情報を用いることにより、ユーザ間、アイテム間の類似度を計算し、ユーザが知らないであろうアイテムを推薦する手法を提案している。この結果、既存の協調フィルタリングによる推薦よりもユーザの知らないアイテムを多く推薦できている。しかし、この手法では、知らないアイテムに対してユーザから「知らない」という情報を得ることは難しいと考えられるため、ユーザ労力の観点においては課題が残る。

また、Zieglerら[4]は、アイテムに付与しているジャンルや著者などのカテゴリー情報(Amazon.comにおける分類情報)を利用して、推薦リスト内のアイテム類似度を計算する指標を提案し、この類似度が低くなるように推薦アイテムを選定する多様化の手法を提案している。この結果、ある程度の多様化を行った推薦リストによって最も高いユーザ満足度が得られたことを示した。しかし、この手法の問題点として、カテゴリーという既に定義されている情報があることを前提としているため、適用範囲が本やDVDなどのカテゴリー付けが容易なアイテムに限定されてしまう点がある。また、時事的に変化する情報(例:流行のアイテム)や、嗜好傾向による違い(例:政治書籍における思想の違い)など、カテゴリーだけではアイテム間の類似

性を表現できないという問題がある。推薦リスト内のカテゴリーの多様化が、必ずしもユーザにとって意味ある多様化とは限らない。

本研究では、ユーザのアイテム評価情報という嗜好傾向の情報に着目し、推薦リスト内アイテムの嗜好傾向を多様化させることで推薦の多様化を実現する手法を提案する。具体的には、ユーザのアイテム評価情報をもとに、類似するアイテム同士をエッジで繋いだネットワークを生成し、これをクラスタリングすることにより、同じ嗜好傾向のアイテムをトピックとして分類する。そして、そのトピック情報を利用して推薦リスト内のトピックを多様化させることで推薦の多様化を実現する。これにより、ジャンル等の人手で付与される静的なカテゴリーの多様化よりも、ユーザへ新たな価値の発見を提供する推薦が実現できると考える。

3. 嗜好傾向の多様化による推薦の多様化手法

提案手法では、「評価が類似するアイテム群」を「嗜好傾向」と捉え、これを「トピック」として表現し、このトピックが多様になるように推薦を行うことで多様化を実現する。提案手法は大きく3つのステップに分かれる。

- step 1. 嗜好傾向をもとにしたアイテムのトピック分類
- step 2. ユーザごとにパーソナライズされた推薦リストの作成
- step 3. 推薦リストのトピック多様化

step 1 では、ユーザのアイテム評価情報を利用して、嗜好傾向にもとづくアイテムのトピック分類を行う。トピックの抽出方法は、アイテム間の評価の類似関係をネットワークとして表現し、これを Newman らのアルゴリズム[6]でクラスタリングすることにより行う。

step 2 では、多様化を行う前段階の処理として、あらかじめユーザごとにパーソナライズされた正確さの高い推薦候補アイテムを選定しておく。本研究では、既存のユーザベースの協調フィルタリングを用いて、パーソナライズされた推薦リストを作成する。このリストをベースとし、step 3 の多様化の処理においてトピックが多様になるようにアイテムを選定する。

step 3 では、step 1 で得られたアイテムのトピック情報を用いて、step 2 で得られた推薦リストのトピック多様化の処理を行う。具体的には、トピックが複数に及び、かつ step 2 の協調フィルタリングで得られる予測評価値が高くなるようなアイテムを選定することで、多様化を行った新たな推薦リストを作成する。

上記の方法によって、正確さが高く、かつユーザの新たな嗜好を発見できる多様性のある推薦を実現する。

3.1. 嗜好傾向をもとにしたアイテムのトピック分類 (step 1)

本研究では、全ユーザのアイテム評価値行列から評価が類似するアイテム間をエッジとして繋いだ類似アイテムネットワークを作成し、これを Newman らのアルゴリズム[6]でクラスタリングすることにより、嗜好傾向にもとづいたトピック分類を行う。

ユーザのアイテム評価値情報を利用したアイテム間の類似度計算の手法は、アイテムベースの協調フィルタリングなどで用いられており、類似するアイテムを推薦するという点で有効な手法である[3]。ただし、類似度の値だけでは、アイテム間の一对一の直接的な関係しか表現できず、間接的に近い関係までは表現できない。例えば、ユーザ i がアイテム A と B を評価し、ユーザ j がアイテム B と C を評価したとき、 A と C とに直接的な類似関係は存在しないが、間接的にある程度の類似関係が存在すると考えられる。そこで提案手法では、評価が類似するアイテム間をエッジで繋いだネットワークとして表現する手法をとる。

ネットワークのクラスタリングをもとにしたカテゴリーに関する研究としては、論文のリンク関係を利用した属性の生成[7]や、SNS のリンク関係を利用したコミュニティの分析[8]などの研究があげられる。これらは、潜在的なコミュニティの発見や、時事的に変化する情報を組織的に表現できる点で有効な手法である。これらより、アイテム評価の類似関係を表現したネットワークのクラスタ分析が、嗜好傾向にもとづいたトピックを抽出する上で有効な方策であると考えられる。

以下、3.1.1 にトピック分類に用いる類似アイテムネットワークの作成方法、3.1.2 にそのネットワークのクラスタリングによるトピック分類方法について述べる。

3.1.1. 類似アイテムネットワークの作成

トピック分類に用いるネットワークには、アイテムをノード、エッジに類似度の重みを設けた重み付き無向ネットワークを用いる。

ネットワークの作成方法としては、まず、アイテムの初期評価情報から得られる図1のユーザ- t_0 -アイテムの評価値行列から、式(1)のコサイン類似度によってアイテム間の類似度を計算し、アイテム- t_0 -アイテムの類似度行列を作成する。この類似度行列を用いて、アイテム間を類似度の重みが付いたエッジで繋いだ類似アイテムネットワークを作成する。ここで、図1における $r_{x,a}$ は、ユーザ U_x のアイテム I_a に対する評価値を表す。また、アイテム I_a と I_b とのコサイン類似度 $\text{sim}(I_a, I_b)$ は、式(1)によって定義される。

	I_1	I_2	...	I_a	...	I_b	...	I_n
U_1	$r_{1,1}$	$r_{1,2}$...	$r_{1,a}$...	$r_{1,b}$...	$r_{1,n}$
U_2	$r_{2,1}$	$r_{2,2}$...	$r_{2,a}$...	$r_{2,b}$...	$r_{2,n}$
...
U_x	$r_{x,1}$	$r_{x,2}$...	$r_{x,a}$...	$r_{x,b}$...	$r_{x,n}$
...
U_m	$r_{m,1}$	$r_{m,2}$...	$r_{m,a}$...	$r_{m,b}$...	$r_{m,n}$

図1 ユーザ-to-アイテム評価値行列

$$sim(I_a, I_b) = \frac{\sum_i r_{i,a} r_{i,b}}{\sqrt{\sum_i (r_{i,a})^2} \sqrt{\sum_i (r_{i,b})^2}} \quad (1)$$

3.1.2. ネットワークのクラスタリング

トピックの抽出は、3.1.1の類似アイテムネットワークをNewmanらのアルゴリズム[6]でクラスタリングすることにより行う。

Newmanらは、クラスタリングの性能を評価するModularity Q という指標を提案し[9]、この指標を用いたクラスタリング手法を提案した[6]。ここで Q が示すものは、[モジュール内でのノード間にリンクが存在する確率の実測値] - [ランダムネットワークと仮定した場合のモジュール内におけるリンクの割合の理論値]である。モジュール内のリンクが密で、かつモジュール間のリンクが疎である場合にこの値は大きくなる。Newmanらは、この値が0.3を超えると、独立したモジュール化構造があると評価できるとしている。以下に、Qの計算式(2)を示す。ここで、mはネットワーク全体に存在するエッジの本数とする。

$$Q = \sum_i (e_{ii} - a_i^2) \quad (2)$$

$$e_{ii} = \frac{\text{クラスタ } i \text{ 内のエッジ数}}{m}$$

$$a_i = \sum_j e_{ij}$$

$$e_{ij} = \frac{\text{クラスタ } i \text{ とクラスタ } j \text{ 間のエッジ数}}{2m}$$

Newmanらによるクラスタリング手法は、初期状態を1ノード1クラスタとして、Qの値の増加値 ΔQ が最大となるノードとの合併を続けていく手法である。この手法は、 ΔQ が最大であるクラスタ同士を結合していく貪欲アルゴリズムであり、準最適な解を求める手法ではあるが、比較的短時間で有効なクラスタリングが行

える手法として多く用いられている[7][8][11]。以下にクラスタ*i*と*j*を結合したときのQの増分値 ΔQ_{ij} の式(3)を示す。

$$\Delta Q_{ij} = 2(e_{ij} - a_i a_j) \quad (3)$$

上記の手法は、重みなし無向ネットワークにおけるクラスタリング手法であるが、重み付きネットワークへの応用も可能である[10]。また、エッジに重みを設けることでクラスタのサイズが平均化され、クラスタリングの結果が改善されるという結果も示されている[11]。

本手法では、Qを重み付きネットワークに適応させた $\Delta Q'$ [12]を用いてクラスタリングを行う。以下に、 $\Delta Q'$ の式を示す。

$$\Delta Q'_{ij} = 2(e'_{ij} - a'_i a'_j) \quad (4)$$

$$e'_{ij} = \frac{\text{クラスタ } i \text{ とクラスタ } j \text{ 間のエッジの重みの和}}{\text{全エッジの重みの和}}$$

$$a'_i = \frac{\text{クラスタ } i \text{ 内のノードと結びついたエッジの重みの和}}{\text{全エッジの重みの和}}$$

3.2. ユーザごとにパーソナライズされた推薦リストの作成 (step 2)

提案手法では、多様化を行う前にあらかじめユーザーごとにパーソナライズされた正確さの高い推薦候補アイテムを選定しておく。これは、推薦リストにある程度の正確性がないと多様性を導入してもユーザー満足度の向上がみられないという結果[4]を考慮するためである。このリストをベストとし、後の多様化の処理において、このリストからトピックが多様になるようにアイテムを選定する。

本研究では、既存のユーザーベース協調フィルタリングを用いて、ユーザーごとにパーソナライズされた推薦リスト(50アイテム)を作成する。

3.2.1. ユーザーベース協調フィルタリング

協調フィルタリング(Collaborative Filtering)による推薦は、ユーザーと好みの似たユーザーグループが好きなアイテムをそのユーザーに推薦するという手法である。手順としては、類似度計算と予測評価値計算の2つの手順で行われる。類似度計算では、推薦を受けるユーザーと似た嗜好を持っているユーザーを推定するために、ユーザー間の類似度を計算する。類似度の計算にはコサイン類似度やピアソン相関が一般に用いられる。予測評価値計算では、類似するユーザーの評価をもとに、未評価のアイテムに対して、そのアイテムの予測評価値Pを計算する。この値の上位Xアイテムが、Top-X推薦リストとしてユーザーに提示される。以下に、ユーザー U_x の未評価アイテム I_a への予測評価値の計算式(5)を示す。

$$P_{x,a} = ave(r_x) + \frac{\sum_{k \in K} sim(x,k)(r_{x,a} - ave(r_k))}{\sum_{k \in K} |sim(x,k)|} \quad (5)$$

ここで、 $ave(r_x)$ はユーザ U_x の投票したすべての評価値の平均値、 $\sum_{k \in K}$ Kはユーザ U_x と類似度の高い上位K人の近傍ユーザとする。

3.3. 推薦リストのトピック多様化 (step 3)

多様化の手法としては、3.1 で得られたアイテムのトピック情報を用い、3.2 で得られた推薦リストの中からトピックが多様になるようにアイテムを選定する。

具体的には、3.2 の推薦リスト内のアイテムをトピックで分類し、協調フィルタリングで得られる予測評価値を用いて、各トピックの予測評価値の平均値を算出する。そして、各トピックの予測評価値の平均値が高い順番で、かつトピックが複数に及ぶようにアイテムを選定する。これにより多様化を行った新たな推薦リストを作成する。

4. 推薦リストの評価

本研究における推薦リストの評価は、ユーザ満足度評価のアンケートによって行う。

精度と再現率は、情報検索システムの評価指標としてよく知られており、協調フィルタリングによる推薦リストの正確さの指標として用いられている[2]。しかし、これらの評価指標は、ユーザが提供する初期評価アイテムをどれだけ正確に推薦できるかという指標であり、初期に評価したアイテムから分かるユーザモデルに対する評価しか考慮されていない。推薦の評価は、いかにユーザが初期評価したアイテムに近いアイテムが推薦されるかだけでなく、今まで知らなかったが、推薦されて興味を持ったというような、ユーザの潜在的興味をどれだけ発見できたかということも考慮する必要がある。

そこで我々は、推薦への多様性の導入の効果をシステム評価で測るのは難しいと考え、推薦の評価指標としては、ユーザの推薦への直接的な評価であるユーザ満足度を用いる。

4.1. ユーザ満足度評価

本研究で目指す推薦は、ユーザにとって意味がある多様な推薦、すなわちユーザが今まで知り得なかった、かつ興味のあるアイテムの推薦である。

そこで本研究では、多様性の評価を、推薦リスト内の「知らないアイテム」の数と、その平均評価値によって評価する。ユーザ満足度の評価のために、推薦アイテムごとに評価値(嫌い:1 ~ 好き:5)と既知・不既知評価(知っている、知らない)をユーザに回答してもらう。

5. 評価実験

提案手法が「ユーザの知らない、かつ興味のあるアイテム」を推薦できるかを評価するために、既存の協調フィルタリング手法(CF)との比較実験を行った。

5.1. データセット

本実験では、アイテム集合として Amazon.co.jp の DVD アイテム 1,000 個、評価値情報として学生 14 人と Amazon.co.jp のレビュアーの情報をを用いた。

なお、DVD アイテム 1,000 個は、Amazon.co.jp の全 DVD アイテム数に対する各ジャンルのアイテム数の割合を考慮し、各ジャンルでの売上上位のアイテムを選定した。内訳は、「外国映画:224 個」、「日本映画:49 個」、「アニメ:179 個」、「ミュージック:151 個」、「TV ドラマ:87 個」、「ドキュメンタリー:17 個」、「お笑い:12 個」、「ステージ:26 個」、「ホビー:63 個」、「スポーツ:65 個」、「キッズ:55 個」、「BOX セット:48 個」、「アイドル:24 個」である。Amazon.co.jp のレビュアー情報としては、ユーザ数 1,609 人、レビュー数 5,692、1 ユーザあたりの平均評価アイテム数 3.5 個、平均評価値 4.2 のデータであった。なお、データは Amazon API [13] によって 2007/4/18 から 2 日間かけて収集した。

5.2. 実験概要

実験の手順を以下に示す。

アイテムの初期評価情報の収集:

ユーザ(学生 14 人)にランダム 30 個の DVD アイテムを提示し、既知・不既知(知っている、知らない)と、評価値(1:嫌い~5:好き)を入力してもらいデータを得る。また、評価情報の標準として Amazon のレビュアーの情報を利用する。

トピックの抽出:

のデータを用いて、類似アイテムネットワークを作成し、これをクラスタリングしてアイテムをトピックに分類する。

多様化推薦リストの作成:

のデータを用いて通常の協調フィルタリングで推薦候補の 50 アイテムを選定する。そして、のデータと推薦候補の 50 アイテムを用いて、多様化を行った上位 X アイテムの推薦リスト(X [10,20,30,40,50])を作成する。

ユーザ満足度評価

で作成した推薦リストをユーザに提示し、各アイテムに対して、既知・不既知(知っている、知らない)と、評価値(1:嫌い~5:好き)を入力してもらいユーザ満足度のデータを得る。

5.3. 実験結果

5.3.1. トピック分類の結果

収集したアイテムの初期評価情報より、図2の類似アイテムネットワークを作成した。また、このネットワークをクラスタリングした結果、表1のトピックが抽出できた。

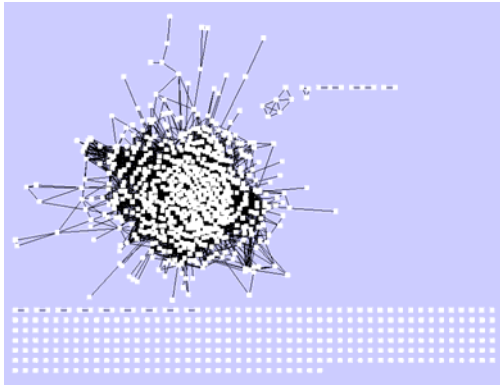


図2 類似アイテムネットワーク
(ノード数：1,000 エッジ数：10,543)

表1 トピックの抽出結果

抽出トピック数	343
1トピックの平均アイテム数	2.92
最大のネットワークのアイテム数	659
最大のネットワークのモジュール性 Q'	0.43

作成した類似アイテムネットワークは、1,000アイテム中659のアイテムが一つのネットワークとして繋がった。また、このネットワークに対するクラスタリングの結果、 $Q'=0.43$ と高いクラスタリング性能を得た。抽出したトピックに関しては、著者の主観ではあるが、同じジャンル、シリーズ、話題の映画など、嗜好の類似するアイテムである程度まとまっていた。

5.3.2. 多様化推薦リストの結果

推薦リスト内の平均トピック数を表2に示す。この結果より、提案手法の方が既存手法(CF)よりも多くの異なるトピックのアイテムを推薦できていることが分かる。

表2 推薦リストの平均トピック数

推薦アイテム数	平均トピック数		重複アイテム数
	提案手法	CF	
10	9.93	5.93	5.79 (57.9%)
20	16.14	10.14	12.57 (62.9%)
30	16.14	13.21	22.14 (73.8%)
40	16.14	14.93	34.29 (85.7%)
50	16.14	16.14	50.00(100.0%)

また、推薦リスト内の「知らないアイテム」の内訳を図3に示す。この結果より、推薦リストのアイテム数が10~50の全ての場合において、提案手法が既存手法よりも多くの「知らないアイテム」を推薦できていることが分かる。

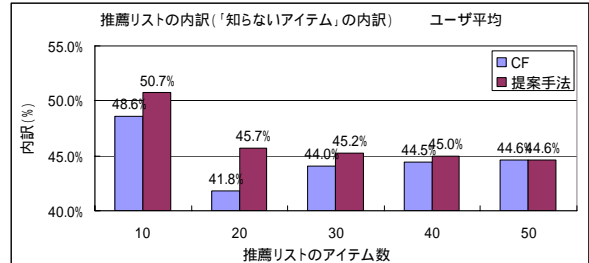


図3 推薦リストの「知らないアイテム」の内訳

5.3.3. ユーザ満足度評価の結果

アンケートによる推薦リストへのユーザ満足度の結果を以下に示す。図4は推薦リスト内の「知らないアイテム」の平均評価値である。対応のある平均値の差の検定の結果、推薦アイテム数20、および30のとき提案手法と既存手法(CF)との間に有意差が確認されている。図5は「知っているアイテム」の平均評価値、図6は全アイテムの平均評価値である。

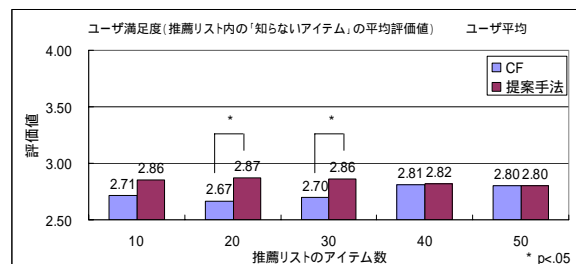


図4 推薦リストの「知らないアイテム」の平均評価値

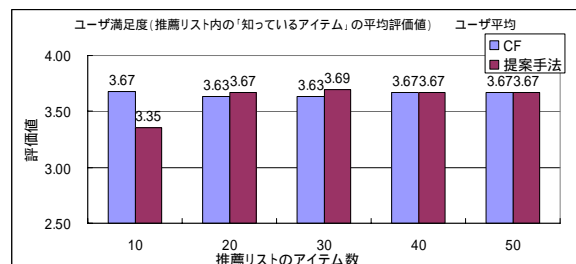


図5 推薦リストの「知っているアイテム」の平均評価値

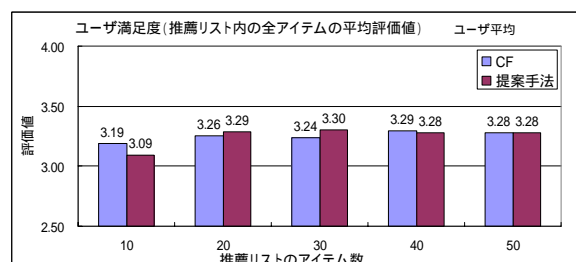


図6 推薦リストの全アイテムの平均評価値

6. 考察

本研究で目標とする推薦は、ユーザが今まで知り得なかった、かつ興味のあるアイテムの推薦である。

ユーザの「知らないアイテム」をより多く推薦する、ということに関しては、図3の結果より、既存手法よりも多くの「知らないアイテム」を推薦できている。このことから、推薦リスト内における嗜好傾向のトピックを多様化させる提案手法が、ユーザの知らないアイテムを推薦する有効な手法であったといえる。

また、ユーザの「知らなくて、かつ興味のあるアイテム」を推薦するという点に関しては、図4の結果より、既存手法よりも評価の高いアイテムが推薦できたといえる。これは、各トピックからアイテムを選ぶ際、予測評価値が最も高いものを優先して選択していることが、興味の高いアイテムの推薦に繋がったためと考えられる。以上より、提案手法によって、ユーザの知らない、かつ興味のある多様な推薦が実現できたといえる。

しかし、図5の「知っているアイテム」に関しては、推薦アイテム数が10個のときでは、既存手法よりも低い評価であった。この理由として、提案手法では、推薦リスト内のトピックの数をより多くすることを最も優先するため、予測評価値の低い、つまり興味の低いと考えられるアイテムであっても推薦してしまう可能性がある。このため、推薦アイテム数が少ない段階では評価値が低くなってしまったと考えられる。

図6の「知らないアイテム」「知っているアイテム」を総合した1アイテムの平均評価値の結果では、最もユーザ満足度が高くなるのは、提案手法での推薦アイテム数が30個のときであった。しかし、推薦アイテム数が10個のときは、既存手法の方が全体的な評価値では高くなっているため、今後は正確さと多様さを両立させた推薦手法についてさらなる検討が必要であると考える。

7. 結論

本研究では、推薦に多様性を導入することによってユーザ満足度を向上させる推薦アルゴリズムの構築を目指した。そこで、ユーザのアイテム評価情報という嗜好傾向の情報に着目し、推薦リスト内アイテムの嗜好傾向を多様化させることで推薦の多様化を実現する手法を提案した。具体的には、まずユーザのアイテム評価情報をもとに、類似するアイテム同士をエッジで繋いだネットワークを生成し、これをクラスタリングすることにより、同じ嗜好傾向のアイテムをトピックとして抽出した。そして、そのトピックが複数に及ぶように推薦を行うことにより推薦リスト内のトピックを多様化させるアルゴリズムを提案した。実験として、

DVD アイテムへの評価情報を用いて多様化を行った推薦リストをユーザに提示し、ユーザ満足度のアンケートを行った。その結果、提案手法によって、ユーザの知らない、かつ興味のある多様な推薦が実現でき、既存手法よりも高いユーザ満足度が得られた。

8. 今後の課題

今回は、提案手法により推薦アイテム数が30個のときに最も高いユーザ満足度が得られたが、実際にユーザが目にするのは推薦リスト上位の少ないアイテムのみである。今後は、推薦アイテム数が少ないときでも、よりユーザ満足度を高くする推薦手法について検討していく必要がある。また、トピックの抽出結果について、嗜好傾向にもとづいた適切なトピック分類ができているかは、現在は著者の主観のみで判断している。適切な分類が行えているかどうかを、今後アンケート等によって客観的に評価したいと考えている。さらに実験においては、被験者数が学生14人と少なかつたため、結果の有効性について課題が残る。今後、より多くの被験者で実験を行い、提案手法の有効性を示したい。

参考文献

- [1] Linden, G., Smith, B., and York, J. "Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering", *IEEE Internet Computing*, Vol.7, No.1, 2003.
- [2] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., and Riedl, J. "Application of dimensionality reduction in recommender system", *Proc. of ACM WebKDD Workshop*, 2000.
- [3] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Riedl, J. "Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms", *Proc. 10th International World Wide Web Conference(WWW10)*, Hong Kong, May 1-5, pp.285-295, 2001.
- [4] Ziegler, C., S.M. McNee, J.A. Konstan, and G. Lausen. "Improving Recommendation Lists through Topic Diversification", *WWW2005*, pp.22-32, 2005.
- [5] 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に関する基礎検討", 情報処理学会研究報告. データベース・システム研究会報告, vol.2006, No.59, pp.53-60, 2006.
- [6] M. E. J. Newman. "Fast algorithm for detecting community structure in networks", *Phys. Rev. E*, Vol.69, 066133, 2004.
- [7] 唐門準, 松尾豊, 石塚満, "論文ネットワークからのリンクマイニング", 電子情報通信学会技術研究報告. KBSE, 知能ソフトウェア工学, vol.106, No.473, pp.73-78, 2007.
- [8] 湯田聡夫, 小野直亮, 藤原義久, "ソーシャル・ネットワークングサービスにおける人的ネットワークの構造", 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.3, pp.865-874, 2006.
- [9] M. E. J. Newman. "Detecting community structure in networks", *Eur. Phys. J. B* 38, pp.321-330, 2004.
- [10] M. E. J. Newman. "Analysis of weighted networks", *Phys. Rev. E* 70, 056131, 2004.
- [11] 安藤潤, 吉井伸一郎, "WWW ナビゲーション向けコミュニティ分割手法に関する一考察", 情報処理学会研究会報告, Vol.2006, No.2, pp. 115-122, 2006.
- [12] 榊剛史, 松尾豊, 石塚満, "制約付きクラスタリングを用いた論文分類", 人工知能学会第20回全国大会 JSAI2006, 2006.
- [13] Amazon Web Services:
<http://www.amazon.com/gp/aws/landing.html>