

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

小川 祐樹^{†1} 諏訪 博彦^{†1} 山本 仁志^{†2}
岡田 勇^{†3} 太田 敏澄^{†1}

近年、推薦システムは膨大な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多くの商用サイトなどで用いられてきている。従来の推薦システム研究において、推薦の有用性は推薦の正確さととらえられていたが、それだけではユーザは満足しないという結果も報告されてきている。本研究では、推薦の目新しさという観点に注目し、目新しいアイテムを推薦することでユーザ満足度を向上させる推薦手法の構築を目的とする。我々は、嗜好傾向の異なるアイテムを複数推薦することで推薦リストの嗜好傾向を多様化し、これによりユーザが「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」の割合 (Novelty) を向上させる手法を新たに提案する。具体的には、共評価が行われているアイテムどうしをエッジでつないだ共評価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、嗜好傾向の類似するアイテムをトピックとして分類する。そして、このトピックが複数に及ぶようにアイテムを選定することで嗜好傾向の多様化を実現する。評価実験として、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、提案手法が既存の協調フィルタリング手法よりも Novelty の高い推薦を実現できることを確認した。

Recommendation Algorithm for Improving Novelty Based on Dynamic Topic Classification

YUKI OGAWA,^{†1} HIROHIKO SUWA,^{†1}
HITOSHI YAMAMOTO,^{†2} ISAMU OKADA^{†3}
and TOSHIZUMI OHTA^{†1}

Many e-commerce sites use a recommendation system to filter the specific information that a user wants out of an overload of information. Currently, the usefulness of the recommendation is defined by its accuracy. However, findings that users are not satisfied only with accuracy have been reported. We consider

that a recommendation having only accuracy is unsatisfactory. We define the usefulness of a recommendation as “Novelty” that is ability to recommend an item that the user does not know by that time, but the user is interested in by reading its summary. To improve user satisfaction levels with recommendation list, we propose an alternative recommendation algorithm that increases the novelty of the recommended list. We examined items appealing to several different taste tendencies for a list and achieved diversity in that list. First, we created a Co-rated network of items by using item rating data. Second, we clustered the items in the network and identified the topics that appealed to the same taste tendency. Our proposed algorithm is able to include items that cover several topics in the recommendation list. To evaluate the effect on user satisfaction levels, we used our algorithm to make a recommendation list for the DVD items on Amazon.co.jp and conducted a questionnaire survey. The results showed higher levels of user satisfaction with our list than list by Collaborative-Filtering.

1. はじめに

近年、インターネットの急速な普及により、膨大な情報を誰でも容易に取得できるようになった。しかしその反面、利用者が本当に望む情報を取得することが非常に難しくなってきた。有用な情報をいかに選定するかという情報フィルタリング技術の重要性が高まってきた。そのなかで推薦システムと呼ばれる技術は、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¹⁾ 多くの商用サイトなどで広く用いられ大きな成功をおさめている²⁾。

従来の推薦システム研究において、推薦の有用性は、推薦がいかによりユーザの好みに合っているかという推薦の正確さとしてとらえられ、その評価指標である予測精度 (精度・再現率, MAE)³⁾ の向上が重視されてきた。しかし、最近ではその高い推薦精度が災いして、好みではあるが似たようなアイテムばかり推薦されてしまい、結果的にユーザはそれだけでは満足しないという結果も報告されている⁴⁾。たとえば、推薦システムを備えた EC サイトにおいて、いったんジブリ映画作品の DVD を購入したとき、その後しばらくは他のジブリ

^{†1} 電気通信大学大学院情報システム学研究所
Graduate School of Information Systems, University of Electro-Communications

^{†2} 立正大学経営学部
Faculty of Business Administration, Risssho University

^{†3} 創価大学経営学部
Faculty of Business Administration, Soka University

作品の DVD が積極的に推薦される。これは推薦の正確さという観点では適切な推薦であるが、推薦された作品をすでにユーザが見ていた場合、これらの推薦はユーザにとって退屈な推薦であり、長く続けば推薦への飽きにつながり、結果的にはユーザはそのサイトを利用しなくなるということが考えられる。

今後の推薦システムの課題として、推薦システムの有用性を、従来の正確さの観点だけではなく、ユーザに新たな価値の発見を提供するといった正確さ以外の観点から新たに検討することの重要性が指摘されている⁵⁾⁻⁷⁾。たとえば、ユーザにとって目新しさのある推薦⁵⁾を行うことは、すでに知っているアイテムが推薦されることによる推薦に対する飽きの問題を解消し、ユーザの新たな嗜好の開拓につながると考えられる。

本研究では、推薦の有用性を従来の正確さの観点からとらえるのではなく、推薦の目新しさという観点に注目し、目新しいアイテムを推薦することでユーザ満足度を向上させる推薦手法の構築を目的とする。本研究において推薦の目新しさ (Novelty) とは、ユーザが「今まで知らなかったが、推薦されて (アイテムのタイトル・概要文・画像を見て) 興味を持ったアイテム」を推薦できることと定義する。我々は、嗜好傾向が類似するアイテムを複数推薦するよりも、嗜好傾向の異なるアイテムを複数推薦する方が、ユーザの知らないアイテムを推薦する可能性が広がるという仮定に基づき、推薦リストの嗜好傾向の多様化手法により Novelty を向上させる手法を新たに提案する。

本論文の構成を以下に示す。2 章では関連研究として、従来の推薦システムのアルゴリズム、推薦の評価指標、推薦の正確さ以外の向上を目的とした推薦システム研究について述べる。3 章では、本研究で提案するトピックの多様化を用いた推薦手法について、嗜好傾向に基づいたトピック抽出の方法、トピックを用いた推薦の多様化手法について詳細を述べる。4 章では、提案手法の有効性を評価するための評価実験について述べる。5 章において実験結果に対する考察、6 章においてまとめ、7 章で今後の課題を述べる。

2. 関連研究

2.1 従来の推薦システムのアルゴリズムと評価

推薦システムの実現方法は、大きく分けて、コンテンツベースフィルタリング方式と、協調フィルタリング方式とに大別される^{8),9)}。

コンテンツベースフィルタリング方式は、アイテムの属性情報から抽出した特徴情報と、ユーザの嗜好を表現した特徴情報を比較し、それらが類似するアイテムを推薦対象アイテムとして選定する手法である^{10),11)}。この方式は、推薦の質が利用するユーザの数やアイテム

の数に影響されず、運用の初期段階でも比較的安定した推薦が行えるといった利点がある。しかし、アイテムによっては特徴を解析することが困難である場合もあり、特徴情報をどのように抽出し表現するかといった問題がある。また、アイテムの特徴のみを用いて推薦対象を決めるため、推薦アイテムが似かよったものになりやすく、意外な推薦が行われ難いといったことが問題点としてあげられる。

協調フィルタリング方式は、ユーザの嗜好を評価履歴という形で記録し、推薦対象ユーザと似た評価履歴を持っているユーザの評価履歴をもとに、ユーザの嗜好を推測し、推薦対象となるアイテムを選定する手法である^{12),13)}。この方式では、ユーザの評価に基づいてユーザ間、あるいはアイテム間の類似性を求めるため、アイテムの内容の特徴解析を行わない。そのため、どんな種類のアイテムに対しても同じ手法が適用可能であるという利点がある。類似度計算において、ユーザ間の類似度を計算する場合はユーザベース協調フィルタリング¹²⁾、アイテム間の類似度を計算する場合はアイテムベース協調フィルタリングと呼ばれている¹⁴⁾。それぞれの特徴として、ユーザベースでは、ユーザ間の類似度を用いるため、コンテンツベースに比べ Serendipity の高い推薦が行われる余地が大きいという利点がある。一方、アイテムベースではユーザベースよりも予測精度が高く計算量が少なく済むという利点があるが、一時的な個人化までしか行えず、似たアイテムばかり推薦されてしまうということが実験的に示されている⁶⁾。また、協調フィルタリング全体の欠点として、各ユーザの嗜好を把握するためには、多くのアイテム評価情報が必要であるといった問題がある¹¹⁾。そのため、これら互いの方式の欠点を補うために、コンテンツベースフィルタリング方式と協調フィルタリング方式の統合したハイブリッド方式も提案されている^{15),16)}。このほかにも、Web ページの推薦などにおいて、ユーザの嗜好データの不足を Web ページに付与されるタグといった抽象データによって補うことで解決しようという Folksonomy を用いた新たな推薦方式も提案されてきている¹⁷⁾。しかし、これらの研究の多くは、推薦の正確さを高めることを目的とした研究であり、正確さ以外の観点については重視されていない。

推薦システムによる推薦結果を評価する方法に関して、Herlocker ら⁵⁾ や神嵐¹⁸⁾ は評価方法の分類や具体的な評価指標について述べている。推薦の評価方法は、オフラインで行う場合と、オンラインで行う方法とに分けられる。オフラインでの評価とは、ユーザから事前に集めた嗜好のサンプルデータと、そのサンプルデータより生成した予測データを比較し、その一致程度を評価する方法である。一般的には交差検証法による評価方法が多く用いられている。この方法は、事前にユーザの嗜好のサンプルデータさえあれば評価が行えるため、実際の調査を行う必要がなく、調査のためのコストが少ないという利点を持つ。ただし、交

差検証法による評価は、サンプルデータと予測するデータは同じ分布から得られることを仮定しているため、厳密な予測精度の評価ではないという欠点がある。一方、オンラインでの評価とは、ユーザに実際に推薦システムを利用してもらい、推薦が適切かどうかを評価する方法である。この方法は、ユーザからの直接的な評価であり、実際の運用に近い評価であるという利点があるが、調査のためのコストが大きいという欠点がある。

推薦の具体的な評価指標は、推薦の正確さの指標とそれ以外の指標に大別できる。推薦の正確さは、ユーザの関心のあるアイテムを推薦できるかという点で最低限備えておくべき推薦の規準である¹⁹⁾。従来の推薦の評価では、多くの研究がこの正確さの向上を重視している。正確さの評価指標としては、精度・再現率のような評価指標が用いられる。オンライン評価の精度は、推薦リスト中の好みのアイテム（5段階評価の場合、上位2段階の評価のアイテムなど）の割合として評価する方法である。この指標は、個々の推薦アイテムへの評価を用いた評価指標であるが、推薦リスト全体へのユーザ満足度とも高い相関があり¹⁹⁾、最も基本的な評価指標とされている。オフライン評価の精度と再現率は、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。このほか、個々の推薦アイテムの予測の正確さの評価として、予測評価値と実際のユーザの評価値がどれだけ近いかを評価する平均絶対誤差（MAE）などがある。

しかし、現在では推薦の有用性を正確さの指標のみで測るだけでは不十分であることが指摘されている^{5),6)}。推薦システムにおいて、ユーザの好みのアイテムを推薦するという正確さの観点は重要であるが、好みであってもユーザがすでに経験したアイテム（見た、あるいは読んだことがあるアイテム）だけを推薦しても、ユーザにとって本当に有用な推薦とはいえない。このため、正確さ以外の指標について、異なる観点で様々な指標の提案がなされている。代表的な評価指標としては、Novelty や発見性、Serendipity などがある。推薦の Novelty とは、ユーザが関心を持ち、かつそれがまたユーザの知らないものである推薦の目新しさのことを指す⁵⁾。また、発見性²⁰⁾は、推薦リスト中の知らないアイテムの割合を評価する指標である。また、Serendipity は、目新しさに、思いがけなさ、予見のできなさ、または意外さの要素が加わった概念として示されている¹⁸⁾。ただ、Serendipity はユーザの感情的な面に影響される部分が大きいので、定量的に示すことが難しい評価とされている⁶⁾。いくつかの提案指標として、推薦リスト内アイテムの類似性（Intra-List-Similarity）⁴⁾や、評価対象である推薦システムの予測結果とプリミティブな推薦システムの予測結果との差異を意外性として評価した意外性²¹⁾などの指標が考えられている。

2.2 推薦の正確さ以外の向上を目的とした研究

推薦の正確さ以外の向上を目的とした研究としては、清水ら²⁰⁾と Ziegler ら⁴⁾の研究がある。

清水ら²⁰⁾は、ユーザの「知らないアイテム」を推薦することを推薦の発見性ととらえ、ユーザのアイテムへの既知・不既知の情報を用いて協調フィルタリングを行うことにより発見性を向上させる推薦手法を提案した。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・好みのアイテムを多く推薦できることをオフラインの Novelty 精度⁵⁾の評価実験により示した。しかし、実際の運用の場面を考えたとき、知らないアイテムに対してユーザから「知らない」という情報を明示的に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。よりユーザ労力の少ない方法で有効な効果が出せる手法について考える必要がある。また、推薦の評価がオフラインで行われる Novelty 精度による評価のみであるため、オンラインでのユーザの直接的な評価によっても推薦手法の有効性を示す必要がある。

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静的なカテゴリ情報（Amazon.com におけるカテゴリ分類情報）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として Intra-List-Similarity 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た。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オンラインでのユーザ満足度の評価実験で示した。しかし、この手法の問題点として、カテゴリというすでに定義されている静的なカテゴリ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 などのカテゴリ付けが容易なアイテムに限定されてしまうという点がある。また他の問題点として、アイテム間には、静的なカテゴリだけではとらえきれない類似関係が存在すると考えられる。作品・テーマの類似性という観点でいえば、たとえば、同じジブリ作品の映画というカテゴリであっても、多くの人々が好む「となりのトトロ」と、賛否両論分かれる「ゲド戦記」は必ずしも強い類似関係があるとは限らない。また、話題の類似性という観点では、ヒットした映画などにおける認知度の違いなどが考えられ、これらはジャンルという静的なカテゴリだけではとらえきれない。話題性は動的に変化し、テーマ・思想などを1人で定義することは分類に恣意性を生じさせる。これらのことから、多様化に用いるカテゴリについて、テーマ・話題の類似性などを考慮したカテゴリを人手により設計するには、大きな労力と困難さを有する。

3. 推薦の多様化手法

本研究では、ユーザのアイテム評価という行動履歴から動的に変化する嗜好傾向に基づき、ともに評価されやすいアイテム群のカテゴリ（これをトピックと呼ぶ）を自動的に作成し、それに基づく多様化によって Novelty の高い推薦、すなわちユーザが「知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム」を推薦する手法を提案する。Novelty の高い推薦を行うことは、ユーザの推薦に対する飽きの問題を解消し、ユーザの新たな嗜好の開拓につながると考えられるため、推薦の正確さ以外の観点として重要な要素といえる。

提案する手法において、トピックの多様化によりユーザの知らなかったアイテムを推薦するという考えは、特定の嗜好傾向を持ったユーザに対して同じトピックのアイテムを推薦しても、すでにユーザはそのアイテムを知っている可能性が高いという仮定に基づいている。たとえば、推薦リスト内のアイテムが特定の嗜好傾向で偏っていたとき（ジブリ作品映画のみの推薦リストの場合など）、ユーザがその推薦アイテムのどれかに興味がありすでに見ていた、あるいは知っていた場合、ユーザは推薦リスト内の同じ嗜好傾向を持つその他のアイテムについても知っている可能性が高いと予想できる。そのため、特定のトピックのアイテムを複数推薦するよりも、異なるトピックのアイテムを複数推薦する方が、ユーザの知らないアイテムを推薦する可能性が高いと考えられる。

以上の考えのもと、我々は、嗜好傾向の異なる複数のアイテムを推薦リストとしてユーザに提示することにより、ユーザの知らないアイテムを推薦する。また、推薦リストの作成段階において、トピックの選定とトピック内からのアイテムの選定に予測評価値を用いた優先順位を設けることで、推薦の正確さを確保する。これにより、Novelty の高い推薦を行う。

3.1 アルゴリズムの概要

提案する推薦システムの全体図を図 1 に示す。提案手法は以下の 3 つのステップに分かれる。

- step 1. 嗜好傾向に基づく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. トピックを用いた推薦リストの多様化

step 1 では、ユーザの嗜好傾向を反映したトピックを作成する。トピックの作成には、ユーザの嗜好行動を表した全ユーザのアイテム評価履歴を用いる。具体的には、全ユーザのアイテム評価行列から「このアイテムを評価しているユーザは、このアイテムも評価している」といったアイテム間の評価の共評価関係をネットワークとして表現し、これをクラスタリ

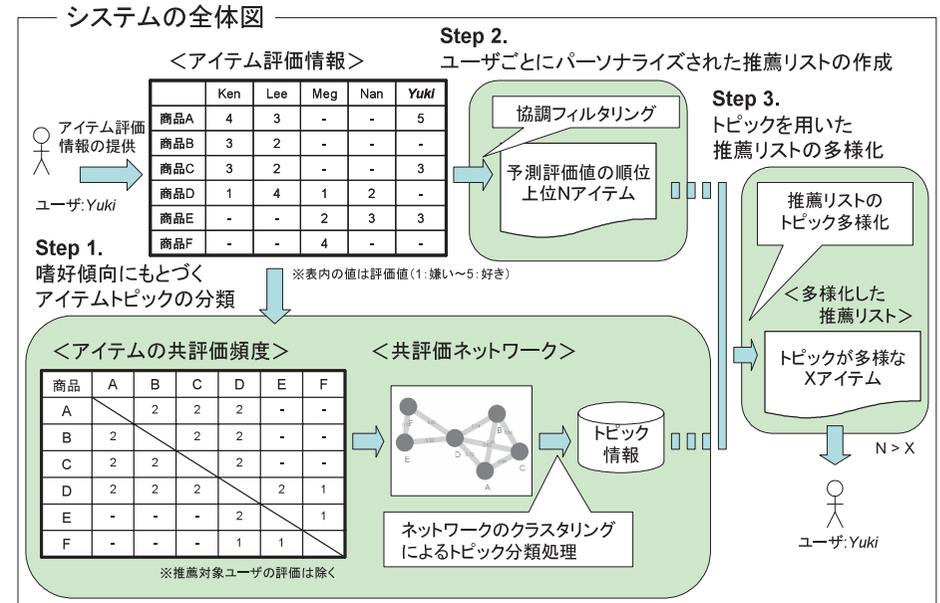


図 1 提案する推薦システムの全体図

Fig. 1 The outline of the proposed recommender system.

グすることにより、嗜好傾向が近いアイテムをトピックとして分類する。

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推薦候補となる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、ユーザが「知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム」の推薦を、ユーザのアイテム評価情報という少ない情報のみで実現する。以下の節では、それぞれの step における処理の詳細を述べる。

3.2 嗜好傾向に基づくアイテムのトピック分類 (step 1)

我々は、ユーザのアイテム評価履歴という行動履歴からアイテムの共評価関係をネットワーク化し、このネットワークをクラスタリングすることにより嗜好傾向を反映したトピックの作成を行う。

ネットワークのクラスタリングをもとにしたカテゴリズに関する研究として、グラフ分析を用いた文書集合からのトピック抽出²²⁾ や、論文の共著関係からの研究者コミュニティの抽出²³⁾、また、SNS のリンク関係を利用したコミュニティの分析²⁴⁾ など、現在多くの研究が行われている。これらは、潜在的なコミュニティやトピックの発見、また、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。このことより、我々は、アイテムの共評価関係をネットワークとして表現し、これをクラスタリングする手法が、嗜好傾向に基づいたトピックを抽出する方法として有効な手法であると考えられる。

以下、3.2.1 項にトピック分類に用いる共評価ネットワークの作成方法、3.2.2 項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の詳細を述べる。

3.2.1 共評価ネットワーク

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、エッジにアイテム間の共評価の頻度の重みを設けた重み付き無向ネットワーク（以下、共評価ネットワーク）を用いる。

3.2.2 ネットワークのクラスタリングによるトピック分類

トピックの分類は、3.2.1 項のアイテムの共評価ネットワークを Newman のアルゴリズム²⁵⁾ でクラスタリングすることにより行う。

Newman は、クラスタリングの性能を評価するモジュール性 Q という指標を提案し²⁶⁾、この指標を用いたクラスタリング手法を提案した²⁵⁾。ここで Q 値が示すものは、「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」であり、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。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²⁷⁾。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²⁸⁾。

Newman のアルゴリズムはエッジが密なほど同じクラスタに所属することになる。さらに、エッジに共評価の頻度を重みとして与えることで、エッジが密で高い共評価頻度が高いものがより同じクラスタに所属しやすくなる。共評価頻度が高いということは、それらのアイテムはあるユーザから見るとともに知られている可能性が高いということであるので、

同じクラスタに所属しているアイテムは嗜好傾向が近いアイテム群となる。つまり、トピックとは、そこに所属するアイテムを互いに知っている評価者が多いことになるので、トピックが異なれば、知らない可能性が高くなる。

以上より、我々は、エッジにアイテムの共評価の頻度の重みを設けた重み付きネットワークに対し、Newman のクラスタリング手法を用いることで、嗜好傾向が類似するアイテムのグループをトピックとして分類することができると思う。

3.3 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ごとにパーソナライズされた推薦候補アイテムを選定しておく。このリストをベースとし、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、既存のユーザベース協調フィルタリングを用いて、ユーザごとにパーソナライズされた推薦リストを作成する。

ユーザベースの協調フィルタリングによる推薦は、ユーザと好みの似たユーザグループが好きなアイテムをそのユーザ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と似た嗜好を持っているユーザを推定するために、ユーザ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係数¹²⁾ が用いられる。予測評価値計算では、類似するユーザの評価をもとに、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 N アイテムが、Top- N 推薦リストとしてユーザに提示される。以下に、ユーザ U_x の未評価アイテム I_a への予測評価値の計算式 (1) を示す。

$$P_{x,a} = ave(r_x) + \frac{\sum_{k \in K} sim(x, k)(r_{x,a} - ave(r_k))}{\sum_{k \in K} |sim(x, k)|} \quad (1)$$

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、 $\sum_{k \in K}$ はユーザ U_x と類似度の高い近傍ユーザに関する総和とする。

上記のユーザベース協調フィルタリングを用いることにより、ユーザごとにパーソナライズされた推薦リストを作成する。

3.4 トピックを用いた推薦リストの多様化 (step 3)

我々は、ユーザにとって Novelty のある推薦を実現するために、複数の異なるトピックから推薦アイテムを選定するトピック多様化アルゴリズムを提案する。多様化の手法としては、3.2 節で得られたアイテムのトピック情報を用い、3.3 節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。図 2 にトピック多様化のアルゴリズムを示す。

```

procedure TDA( $L_i, X$ ) {
   $L_i^{TD} \leftarrow \{\}$ ;
   $L_i^{CF} \leftarrow L_i$ ;
  if ( $X > |L_i^{CF}|$ ) return  $L_i^{TD}$ ; //  $X$  が範囲外の場合

  while (1)
     $TP \leftarrow \{\}$ ;
     $list \leftarrow \{\}$ ;

    for all  $item \in L_i^{CF}$ 
       $topic \leftarrow \text{getTopic}(item)$ ;
      if ( $\neg(\text{has}(TP, topic))$ )
         $\text{add}(list, item)$ ;
         $\text{add}(TP, topic)$ ;
      end if
    end for

    for all  $item \in list$ 
       $\text{add}(L_i^{TD}, item)$ ;
       $\text{delete}(L_i^{CF}, item)$ ;
      if ( $|L_i^{TD}| = X$ ) go to end while;
    end for
  end while
  return  $L_i^{TD}$ ;
}

```

図 2 トピック多様化のアルゴリズム
Fig. 2 Topic diversification algorithm.

ここで、既存の協調フィルタリングから生成されるユーザ i の N アイテムの推薦リスト L_i から、トピックを多様化し、かつ既存のリスト L_i^{CF} の順位を維持した X アイテムの新たな推薦リスト L_i^{TD} を作成することを考える (ただし、 $X < N$ とする)。多様化アルゴリズムの概要は以下のとおりである。

まず、最初の for 内において、既存の推薦リスト L_i^{CF} から各トピック最低 1 アイテムずつ、かつ推薦順位が高いアイテムの順に選んだリスト $list$ を作成する。具体的には、既存の推薦リスト L_i^{CF} の上位から順に 1 アイテム選定し、そのアイテムのトピックを 3.2 節で得られたトピック情報を用いて調べ ($\text{getTopic}(item)$)、そのアイテムのトピックがまだ選定したことのないトピックであれば ($\neg(\text{has}(TP, topic))$)、 $list$ に追加する ($\text{add}(list, item)$)。以上の処理により、 $list$ に追加したアイテムは多数のトピックにまたがることになるので、ユーザのまだ知らない可能性の高いアイテムが選定されやすくなる。また、あるトピックか

ら推薦するアイテムを抽出する際に、予測評価値の高い順に抽出することで、ユーザの興味の高いアイテムが選ばれやすくなる。これらによって、Novelty の高い推薦リストを作成することができる。

次に、2 番目の for 内において、作成した $list$ 内のアイテムを多様化リスト L_i^{TD} に加え ($\text{add}(L_i^{TD}, item)$)、追加したアイテムは既存のリストから削除する ($\text{delete}(L_i^{CF})$)。以上の処理を、 L_i^{TD} のアイテム数が X に達するまで繰り返すことで、推薦リストに複数の異なるトピックを含ませ、かつ予測評価値の高いトピックを優先したリスト L_i^{TD} を作成する。

4. 評価実験

提案手法が、Novelty の高い推薦を実現できるかを評価するために、従来の協調フィルタリング手法 (以後、CF) との比較実験を行った。

4.1 実験概要

4.1.1 実験対象

実験は、大学生 20 人に対して行った。

4.1.2 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 20 人と Amazon.co.jp のレビュアー者の情報を用いた。データは Amazon API²⁹⁾ によって 2007/4/18 ~ 2007/4/20 の間にかけて収集し、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げ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。上記の 1,000 アイテムに対する Amazon.co.jp のレビュー数は、9,102 レビューであり、このうちレビュー数が 1 つしかないユーザを除き、最終的にユーザ数 1,609 人、レビュー数 5,692 のデータを得た。

4.1.3 実験手順

実験の手順を以下に示す。

(1) アイテム評価情報の収集：

ユーザ (学生 20 人) にランダム 30 個の DVD アイテムを提示し、既知・不既知 (1: 見た, 2: 見てないけど知っている, 3: 知らない) と、評価値 (1: まったく見たくない, 2: あまり見たくない, 3: どちらでもない, 4: やや見たい, 5: とても見

たい)を入力してもらいアイテム評価のデータを得る。また、評価情報の標本として Amazon のレビュー者の情報を利用する。

(2) トピックの分類:

Amazon.co.jp のレビュー者の情報を用いて、アイテムの共評価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。

(3) 多様化推薦リストの作成:

(1) のデータのうち、ユーザの「知っているアイテム (見た or 見てないけど知っているアイテム)」を用いてユーザベースの協調フィルタリングで推薦候補上位 Top-50 アイテムを選定する。そして、(2) 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 ($X \in [10, 20, 30, 40, 50]$) を作成する。

(4) オンラインでのユーザ満足度評価:

(3) 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 (1: 見た, 2: 見てないけど知っている, 3: 知らない) と、評価値 (1: まったく見たくない or もうまったく見たくない, 2: あまり見たくない or もう見たくない, 3: どちらでもない, 4: やや見たい or たまに見たい, 5: とても見たい or また見たい) を入力してもらいユーザ満足度のデータを得る。

(5) オンライン評価分析:

(4) で得たアイテム評価をもとに推薦リストの評価を行う。本論文では、推薦リスト中の「好みのアイテム」の割合を Precision と定義する。さらに、それを知っていたかどうかという観点から、推薦リスト中の「知っている・好みのアイテム」の割合を Accuracy, 推薦リスト中の「知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム」の割合を Novelty と定義する。

なお、ユーザが知らないアイテムに対しても評価を行えるよう、(1) と (4) でユーザに提示するアイテムは、Amazon.co.jp で用いられている「タイトル」、「表紙画像」、「商品の概要文」をともに提示した。

4.2 実験結果

4.2.1 トピック分類の結果

収集したアイテムの評価情報より、図 3 のアイテムの共評価ネットワークを作成した。また、図 3 のネットワークをクラスタリングしたものが図 4 である。このネットワークをクラスタリングした結果、トピック数 355, 1 トピックの平均アイテム数 2.82, クラスタリング性能も $Q = 0.29$ とモジュール性を持ったクラスタリング結果を得た。トピックに関して

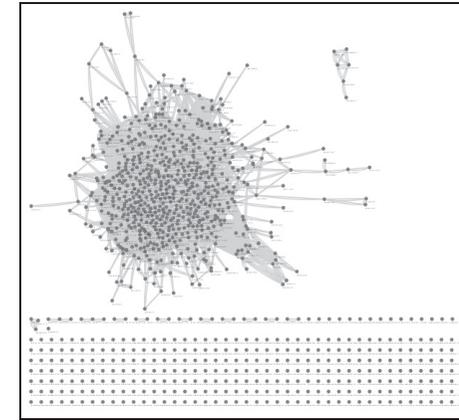


図 3 アイテムの共評価ネットワーク (ノード数: 1,000 エッジ数: 9,171)

Fig. 3 Co-rated item network.

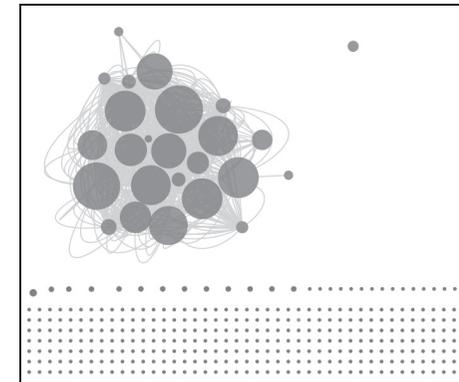


図 4 図 3 のネットワークをクラスタリングした結果 (ノードの大きさはクラスタ内ノード数の多さを表す)

Fig. 4 The result of clustering of Fig. 3.

は、アイテムのジャンル、シリーズ、あるいは視聴対象者などで似かよっており、嗜好傾向を反映したトピック分類結果が得られている (表 1)。

また、提案したトピックがユーザの嗜好に基づいて動的に変化し、それらが既存のカテゴリ情報ではとらえられないアイテムの類似性を表現できることを、2007/4/20 時点でのレ

表 1 2007 年次のトピック分類結果 (一部)

Table 1 The result of a topic classification of the item in 2007.

タイトル	
トピック A	All About 東方神起
トピック B	Kinki Kids Dome Tour 2004 - 2005 -Font De Anniversary- (通常版)
トピック C	東方神起 HISTORY of JAPAN vol.1
トピック D	DVD版 ダンス・スタイル・ロッカーズ
トピック E	ダンス・スタイル・ヒップホップ
トピック F	ダンス・スタイル・ファースト
トピック G	ダンス・スタイル・ブレイカーズ
トピック H	ダンス・スタイル・ベイシク
トピック I	ダンス・スタイル・ポップン
トピック J	F1 レジェンド スーパーパフォーマンス '87-'95
トピック K	FASTER
トピック L	NHK うたって おどろんぼ! うたとダンスのゆかいななななまたち
トピック M	NHKおかあさんといっしょ最新ソングブック ふしぎはすてき
トピック N	TVアニメシリーズ 『ぼのぼの』 DVD-BOX vol.1
トピック O	TVアニメシリーズ 『ぼのぼの』 DVD-BOX vol.2
トピック P	WE ARE THE CHAMPIONS FINAL LIVE IN JAPAN
トピック Q	X-ファイル シーズン・フォー DVDコレクターズ・ボックス
トピック R	アメリカ
トピック S	あらしのよるに スタンダード・エディション
トピック T	ウィ・アー・ザ・ワールド・20thアニヴァーサリー
トピック U	ゴーストライダー1&2
トピック V	ゴッドファーザーDVDコレクション
トピック W	サウンド・オブ・ミュージック〈ファミリー・バージョン〉
トピック X	さよなら銀河鉄道999 -アンドロメダ終着駅- (劇場版)
トピック Y	ティファニーで朝食を
トピック Z	トイ・ストーリー
トピック AA	トイ・ストーリー2
トピック AB	となりのトトロ
トピック AC	ドラゴンクエスト~勇者アベル伝説~ コンプリートDVD-BOX(限定生産)
トピック AD	ドン・キホーテ
トピック AE	ファンタジア
トピック AF	ブラザー・サン シスター・ムーン
トピック AG	ブリティ・ウーマン 特別版
トピック AH	マトリックス リローデッド
トピック AI	マトリックス 特別版
トピック AJ	メリーポピンズ スペシャル・エディション
トピック AK	もののけ姫
トピック AL	モンスターズ・インク
トピック AM	ルパン三世 -カリオストロの城-
トピック AN	ロード・オブ・ザ・リングス スペシャル・エクステンデッド・エディション
トピック AO	銀河鉄道999 (劇場版)
トピック AP	銀河鉄道の夜
トピック AQ	劇場版NARUTO -ナルト- 大興奮!みかづき島のアニマル騒動(パニック)だってばよ
トピック AR	紅の豚
トピック AS	耳をすませば
トピック AT	超時空要塞マクロス ~愛・おぼえていますか~
トピック AU	天空の城ラピュタ
トピック AV	百色眼鏡
トピック AW	風の谷のナウシカ
トピック AX	魔女の宅急便

表 2 2007 年次と 2008 年次のトピックの変化 (一部)

Table 2 Comparison of the topic of the item in 2007 and 2008.

2007年次のトピック		2008年次のトピック	
トピック X	硫黄島からの手紙 期間限定版	トピック Y	武士の一分
	硫黄島からの手紙 (特製BOX付 初回限定版)		大奥 スタンダード・エディション
	武士の一分		プレイバート
	父親たちの星条旗 期間限定版		フラガールスタンダード・エディション
	父親たちの星条旗 (特別版)		UDON スタンダード・エディション
	大奥 スタンダード・エディション		009-1 ゼロゼロナインワン vol.8
	岸辺のふたり		009-1 ゼロゼロナインワン vol.5
	華麗なる一族		硫黄島からの手紙 期間限定版
	ワンス・アポン・ア・タイム・イン・アメリカ		硫黄島からの手紙 (特製BOX付 初回限定版)
	ワールド・トレード・センター		父親たちの星条旗 期間限定版
ロッキー DTSコレクターズBOX	父親たちの星条旗 (特別版)		
ユーリ・ノルシュテイン作品集	モンティ・パイソン・アンド・ホーリー・グレイル		
モンティ・パイソン・アンド・ホーリー・グレイル	ディ・アフター・トゥモロー		
パブリカ (Blu-ray Disc)	サウンド・オブ・ミュージック		
トゥルーマン・ショー (通常版)	あしたのジョーCOMPLETE DVD-BOX		
ティファニーで朝食を	DVD'Debu Vs Debu		
ディパーテッド (期間限定版)			
サウンド・オブ・ミュージック			
クライング・ゲーム DTSスペシャル・エディション			
キングダム・オブ・ヘブン ディレクターズ・カット			
マリサベスタウン スペシャル・コレクターズ・エディション			
セラゴン 遺志を継ぐ者 (Blu-ray Disc)			
イントゥ・ザ・ブルー			
イルマレ			

ビューデータを用いて作成したトピックと、1年後のデータを加えたデータ(2008/4/20時点でのレビューデータ)から作成したトピックとをともに比較し確認している(表2)。

表2のトピックYでは、「武士の一分」と「フラガール」がトピックとして分類されている。これらのアイテムは、ジャンルというカテゴリでみた場合、邦画という大きなジャンルでは同じ分類であるが、その内容は「時代劇」と「青春・学園」とまったく異なるもので

あり、現在の Amazon のカテゴリ分類情報のみからでは類似性を確認できない。しかし、これらのアイテムは 2007 年度の日本アカデミー賞の受賞という共通の類似性が存在しており、実際に 2007 年度以降の共評価関係が増加することで、2008 年次では同トピックとして分類できている。また、2007 年次のトピック X 中の「硫黄島からの手紙」「父親たちからの星条旗」は、2007 年次ではアイテム数が多いトピックであったが、2008 年次以降に共評価が増加することで、2008 年次ではより嗜好傾向に近い独立したトピックとして分類されている。以上のことから、共評価関係からトピック分類を行う提案手法は、既存のカテゴリ分類では表現できない嗜好傾向に基づいた動的に変化するトピックを生成できているといえる。

提案手法のような自動的に分類するというアプローチとは別に、人手で新たなカテゴリを追加することで対応するという方法も考えられる。しかし、刻々と変化する情報からこれらの類似性を人手で推測するには大きな労力を有することを考えると、自動で分類できることが望ましい方法と考える。

4.2.2 多様な推薦リストの結果

4.2.1 項で得たトピック分類の結果をもとに、提案手法によりトピックを多様化した推薦リストを作成した。表3に、ある被験者の CF のリストの一部(上位 20 アイテム)と、そ

表 3 CF でのリスト (左) と提案手法でのリスト (右) の比較

Table 3 Comparison of the list by the proposal technique, and the list by CF.

タイトル	トピック	タイトル	トピック
天空の城ラピュタ	C	天空の城ラピュタ	C
紅の豚	C	ランボー/怒りの脱出	D
ランボー/怒りの脱出	D	悪魔のいけにえ	E
モンスターズ・インク	C	ナイロビの蜂	F
もののけ姫	C	ユー・ジュアル・サスペクツ	G
Turn 8 ラグナセカの青い空	D	ファイナルファンタジーVII アドベントチルドレン	H
魔女の宅急便	C	カーズ	I
悪魔のいけにえ	E
タイガー&ドラゴン「三枚竜巻の回」	E		
砂と霧の家 特別版12	E		
ルパン三世・カリオストロの城	C		
耳をすませば	C		
FASTER	C		
ナイロビの蜂	F		
ユー・ジュアル・サスペクツ	G		
ブラックホーク・ダウン	E		
ロスト・イン・トランスレーション	E		
ファイナルファンタジーVII アドベントチルドレン	H		
バタフライ・エフェクト	E		
カーズ	I		
...	...		

これをトピックで多様化させた提案手法のリストの一部 (上位 7 アイテム) の比較を示す。この結果、CF のリストでは推薦上位のアイテムが同トピックのアイテムでかたまりやすい傾向がみられた。一方、提案手法では、推薦上位から各トピックにまたがって推薦アイテムを選定しているため、推薦リストの上位でもトピックが偏ることなく複数の異なるトピックのアイテムを推薦できている。具体的には、CF のリストではジブリ作品の多いトピック C のアイテムが推薦リストの上位にきているが、提案手法のリストではジブリ作品以外のアイテムも推薦できている。

また、図 5 に、推薦リスト内のトピックの網羅数を全被験者の平均で表したものを示す。この結果より、図 2 で示したトピック多様化アルゴリズムによって、実際に推薦リスト内のトピックが多様化していることが分かる。具体的には、CF では推薦リストの上位 50 アイテム内における全トピックを網羅するのに 50 アイテムの推薦が必要になるが、提案手法では上位 20 アイテムの段階で全トピックを網羅できていることが分かる。

4.2.3 ユーザ満足度評価の結果

図 6 に、推薦リスト上位 X アイテム中のユーザの「知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム (5 段階評価中の上位 2 段階評価のアイテム)」の割合 (Novelty) を示す。対応のある平均値の差の検定の結果、推薦リストの上位 10 位において 1% の有意差、上位 20 位において 5% の有意差が確認されている。この結果より、提案手法が CF よりも

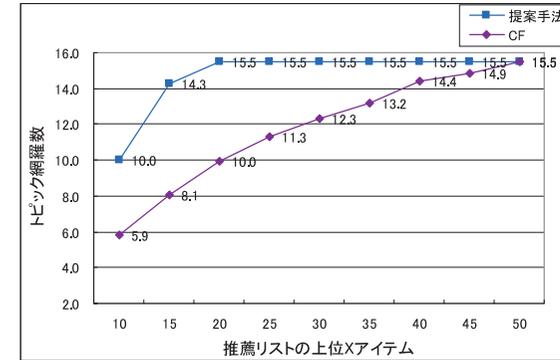


図 5 推薦リストの上位 X アイテム中におけるトピック網羅数
Fig. 5 The number of the topics in a recommendation list.

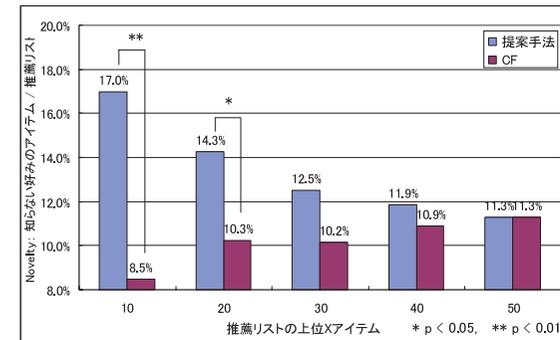


図 6 Novelty: 推薦リストの上位 X アイテム中における「知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム」の割合
Fig. 6 Rate of the item which "user does not know, but may like" in recommendation list.

Novelty の高い推薦が実現できていることが分かる。

図 7 に、推薦リストの上位 X アイテム中のユーザの「知っている・好みのアイテム」の割合 (Accuracy) を示す。対応のある平均値の差の検定の結果、有意な差はみられなかった。この結果より、提案手法が CF と同程度のユーザの「知っている・好みのアイテム」を推薦できていることが分かる。

図 8 に、推薦リストの上位 X アイテム中のユーザの「好みのアイテム」の割合 (Precision)

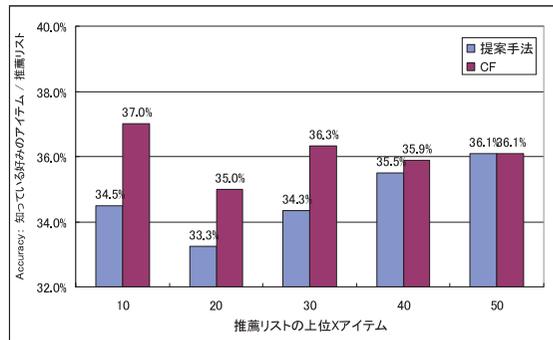


図 7 Accuracy : 推薦リストの上位 X アイテム中における「知っている・好みのアイテム」の割合
Fig. 7 Rate of the item which “user does know, and like” in recommendation list.

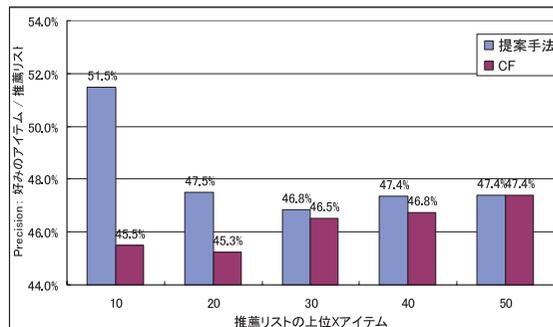


図 8 Precision : 推薦リストの上位 X アイテム中における「好みのアイテム」の割合
Fig. 8 Rate of the item which “user does like” in recommendation list.

を示す。対応のある平均値の差の検定の結果、有意な差はみられなかった。この結果より、提案手法が CF と同程度のユーザの「好みのアイテム」を推薦できていることが分かる。

5. 考 察

本研究で目指す推薦は、Novelty の高い推薦、つまりユーザが「知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム」を推薦することである。提案手法においては、上位 50 位までの推薦アイテムの並べ替えを行っているため、アイテム数が多くなるほど差はなくなるこ

は当然である。ユーザは推薦リストの上位より閲覧するため、推薦リストの上位において有意な差が出るのが、効果を測定するうえで重要となる。図 6 の対応のある平均値の差の検定結果において、推薦リストの上位 10 位で 1% の有意差、上位 20 位で 5% の有意差が確認されている。このことから、トピックの多様化と予測評価値を用いて優先度を設定する提案手法が、Novelty の高い推薦をするうえで有効な手法であるといえる。

一方、ユーザの「知っている・好みのアイテム」を推薦することに関しては、対応のある平均値の差の検定結果より、提案手法が CF と同程度ユーザの「知っている・好みのアイテム」を推薦できていることが示されている。提案手法では、予測評価値の高いアイテムを優先しながらトピックを多様化しているため、トピック多様化による Accuracy の低下が抑制できたといえる。なお、有意差はないものの、提案手法において値が低い理由としては、提案手法ではすべてのトピックを網羅するように推薦リストを作成するために、アイテムの嗜好傾向の幅が広くなり、結果的に知っているアイテムが推薦される可能性が減ったことが原因と考えられる。

ユーザの「好みのアイテム」を推薦することに関しては、対応のある平均値の差の検定結果より、提案手法が CF と同程度ユーザの「好みのアイテム」を推薦できていることが示されている。なお、提案手法と CF との間に有意な差はみられなかったが、提案手法の方が CF よりも高い結果を得ている。これは、図 5 におけるユーザの「知っている・好みのアイテム」の結果において、提案手法が CF よりも値が低かったことが原因となっているためと考えられる。

ユーザの「知っているアイテム」の推薦と、ユーザの「知らないアイテム」を推薦することはトレードオフの関係にあるが、ユーザの「知っている・好みのアイテム」を推薦することと、ユーザの「知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム」を推薦することは、必ずしもトレードオフの関係にあるとは限らない。その点において、提案手法は、Accuracy を維持しながら Novelty を向上させることができていることから、CF よりも有効な推薦手法であるといえる。

以上より、推薦リスト内におけるトピックの多様化手法が、Novelty の高い推薦を実現する有効な推薦手法であることが実験により示された。ただし、現状の研究の制約として、対象が DVD アイテムのみであること、被験者が学生のみであること、比較アルゴリズムがユーザベースの協調フィルタリングのみであることがある。今後多くの異なる被験者と、様々なアイテム、アルゴリズムによって提案手法の有効性を検証する必要があるだろう。

6. ま と め

本研究では、推薦の目新しさという観点に注目し、目新しいアイテムを推薦することでユーザ満足度を向上させる推薦手法の構築を目的とした。我々は、嗜好傾向が類似するアイテムを複数推薦するよりも、嗜好傾向の異なるアイテムを複数推薦する方が、ユーザの知らないアイテムを推薦する可能性が広がるという仮定に基づき、推薦リストの嗜好傾向の多様化により推薦の目新しさ (Novelty) を改善させる手法を新たに提案した。具体的には、まず、ユーザのアイテム評価情報をもとに、共評価が行われているアイテムどうしをエッジでつないだネットワークを生成する。次に、これをクラスタリングすることにより、嗜好傾向の類似する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アイテムを選定することで嗜好傾向の多様化を実現する。評価実験として、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。実験結果より、提案手法が既存のユーザベースの協調フィルタリング手法よりも、Novelty の高い推薦、つまり、ユーザの「知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム」をより多く推薦できることを確認した。

7. 今後の課題

今後の課題として、1 つはユーザベースの協調フィルタリング以外でもトピックの多様化が有効であるかを検証することがある。協調フィルタリング手法の欠点として、評価されるアイテムに偏りが生じる「評価値疎ら問題」¹⁶⁾ や、それにより運用の初期段階ではユーザの満足する推薦が得られないといった「cold-start 問題」³⁰⁾ があげられる。そこで、今後はアイテムベースの協調フィルタリングや、あるいはコンテンツベースフィルタリングなどの協調フィルタリング以外を用いたときにも本手法が適用可能かどうかを比較検討していきたい。2 つめとしては、正確さと目新しさ (Novelty) のトレードオフの問題についてより詳細な分析を行うことである。今回は、提案手法によりユーザの「知らなかったが、推薦されて興味を持ったアイテム」を多く推薦できたが、その分、推薦の正確さ (ユーザの「知っている・好みのアイテム」の推薦) を犠牲にしている。今後、推薦リスト全体への評価など、評価方法についても検討し、ユーザは推薦にどの程度の Novelty を求めるのか検証していきたい。

謝辞 本論文に対して貴重なご意見を寄せてくださった査読者の方々に感謝いたします。

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) Schafer, J., Konstan, J.A. and Riedl, J.: E-Commerce recommendation applications, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.5, pp.115–153 (2001).
- 3) Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Riedl, J.: Application of dimensionality reduction in recommender system, *Proc. ACM WebKDD Workshop* (2000).
- 4) Ziegler, C., McNee, S.M., Konstan, J.A. and Lausen, G.: Improving Recommendation Lists through Topic Diversification, *Proc. WWW2005*, pp.22–32 (2005).
- 5) Herlocker, J., Konstan, J. and Riedl, J.: Evaluating collaborative filtering recommender systems, *ACM Trans. Information Systems*, Vol.22, No.1, pp.5–53 (2004).
- 6) McNee, S.M., Riedl, J. and Konstan, J.: Being accurate is not Enough: How Accuracy Metrics have hurt Recommender Systems, *A Work-In-Progress paper in the Extended Abstracts of the 2006 ACM Conf. on Human Factor in Computing Systems (ACM SIGCHI)*, pp.1097–1101 (2006).
- 7) Smyth, B. and McClave, P.: Similarity vs. Diversity, *Proc. 4th International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR)*, pp.347–361 (2001).
- 8) Adomavicius, G. and Tuzhilin, A.: Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions, *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering*, Vol.17, No.6, pp.734–749 (2005).
- 9) 神鷹敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (2), *人工知能学会誌*, Vol.23, No.1, pp.89–103 (2008).
- 10) Pazzani, M., Muramatsu, J. and Billsus, D.: Syskill and webert: Identifying interesting web sites, *Proc. 13th National Conf. on Artificial Intelligence*, pp.54–61 (1996).
- 11) Mooney, R.J. and Roy, L.: Content-Based Book Recommending Using Learning for Text Categorization, *Proc. ACM SIGIR'99 Workshop Recommender Systems: Algorithms and Evaluation* (1999).
- 12) Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstorm, P. and Riedl, J.: GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews, *Proc. ACM Conf. on Computer Supported Cooperative Work*, pp.175–186 (1994).
- 13) Resnick, P. and Varian, H.: Recommender systems, *Comm. ACM*, Vol.40, No.3, pp.56–58 (1997).
- 14) Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Riedl, J.: Item-based collaborative filtering recommendation algorithms, *Proc. 10th International World Wide Web Conf. (ACM)*, pp.285–296 (2001).
- 15) Balabanovic, M. and Shoham, Y.: Fab: Content-based, collaborative

- recommendation, *Comm. ACM*, Vol.40, No.3, pp.66–72 (1997).
- 16) Claypool, M., Gokhale, A., Miranda, T., Murnikov, P., Netes, D. and Sartin, M.: Combining Content-Based and Collaborative Filters in an Online Newspaper, *Proc. ACM SIGIR'99 Workshop Recommender Systems: Algorithms and Evaluation* (1999).
 - 17) 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).
 - 18) 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).
 - 19) Swearingen, K. and Sinha, R.: Beyond Algorithms: An HCI Perspective on Recommender Systems, *ACM SIGIR Workshop on Recommender Systems* (2001).
 - 20) 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*, Vol.93-D, No.3, pp.538–550 (2008).
 - 21) 村上知子, 森紘一郎, 折原良平: 推薦結果の意外性を評価する指標の提案, *人工知能学会全国大会 (第 21 回) 論文集*, 2C5-2 (2007).
 - 22) 戸田浩之, 北川博之, 藤村 考, 片岡良治: グラフ分析を利用した文書集合からの話題構造マイニング, *電子情報通信学会論文誌*, Vol.90-D, No.2, pp.292–310 (2007).
 - 23) 松尾 豊, 友部博教, 橋田浩一, 中島秀之, 石塚 満: Web 上の情報から人間関係ネットワークの抽出, *人工知能学会論文誌*, Vol.20, No.1E, pp.46–56 (2005).
 - 24) 湯田聡夫, 小野直亮, 藤原義久: ソーシャル・ネットワーキ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).
 - 25) Newman, M.E.J.: Fast algorithm for detecting community structure in networks, *Phys. Rev. E*, Vol.69, 066133 (2004).
 - 26) Newman, M.E.J.: Detecting community structure in networks, *Eur. Phys. J.*, B38, pp.321–330 (2004).
 - 27) Newman, M.E.J.: Analysis of weighted networks, *Phys. Rev. E*, Vol.70, 056131 (2004).
 - 28) 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).
 - 29) Amazon Web Services. <http://www.amazon.com/gp/aws/landing.html>
 - 30) Schein, A., Popescul, A., Ungar, L. and Pennock, D.: Methods and metrics for cold-start recommendations, *Proc. 25th Annual ACM SIGIR Conf.*, pp.253–260 (2002).

(平成 20 年 8 月 4 日受付)

(平成 21 年 3 月 6 日採録)



小川 祐樹 (正会員)

2006 年大分大学工学部知能情報システム工学科卒業。2008 年電気通信大学大学院情報システム学研究科情報システム運用学専攻博士前期課程修了。現在、同大学院情報システム学研究科社会知能情報学専攻博士後期課程在学中。シミュレーション研究に興味を持つ。



諏訪 博彦 (正会員)

1998 年 3 月群馬大学社会情報学部卒業。2006 年 3 月電気通信大学大学院情報システム学研究科博士後期課程修了, 博士 (学術) 取得。現在, 電気通信大学大学院情報システム学研究科社会知能情報学専攻社会情報システム学講座助教。



山本 仁志 (正会員)

1995 年電気通信大学電気通信学部卒業。2003 年電気通信大学大学院情報システム学研究科博士後期課程修了, 博士 (工学)。現在, 立正大学経営学部講師。研究テーマは社会シミュレーション。



岡田 勇 (正会員)

1995 年創価大学工学部卒業。2000 年電気通信大学大学院情報システム学研究科にて博士 (学術)。現在, 創価大学経営学部准教授, 日本社会情報学会理事。研究テーマは社会シミュレーション。



太田 敏澄 (正会員)

1947年生, 1970年東京工業大学工学部経営工学科卒業, 1972年同大学院理工学研究科工学修士, 1977年工学博士, 電気通信大学大学院情報システム学研究科教授. 社会情報システム学, 組織知能工学. 『社会の中の企業』(共著), 『都市と環境の公共政策』(共著), 『環境としての情報空間』(共著), 『社会情報システム学・序説』(共著), 『Creative and Innovative

Approaches to the Science of Management』(共著), 日本社会情報学会 (JASI), 日本ソフトウェア科学会, 経営情報学会, 日本 OR 学会等各会員.
