

レビュー閲覧履歴からの価値観モデリングを用いた情報推薦システム

Recommender System Using Personal Values-based User Modeling from Browsing History of Customer Reviews

高間 康史^{1*} 清水 涼人¹
Yasufumi Takama¹ Suzuto Shimizu¹

¹ 首都大学東京システムデザイン研究科

¹ Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University

Abstract: This paper proposes a method for generating a user model reflecting user's personal values from user's browsing histories of customer reviews. This paper also proposes a recommendation method using the personal values-based user model. Existing recommendation methods such as collaborative filtering and content-based filtering tend to be less accurate for new users and items due to the lack of information about them. The personal values-based recommender system is expected to realize more precise recommendations for new users. As a customer review contains reviewer's evaluation of an item and its attributes, the proposed method estimates attributes on which a target user put high priority when evaluating items from customer reviews the user refers to for his/her decision making. This paper examines the effectiveness of the proposed method with user experiments.

1 はじめに

本稿では、レビューを評価した履歴に基づきユーザの価値観をモデル化する手法を提案し、情報推薦に適用してその有効性を示す。情報推薦は、ユーザが好む情報やアイテムなどをシステムから提示するための技術であり、膨大な情報にアクセス可能な現代社会にとって必要不可欠な基盤技術となっている。Web上には多様なオンラインショッピングサイトやレビューサイトが存在し、満足度ランキングやベストセラーなどといった非個人化推薦も含めれば、多種多様な情報推薦技術がすでに実用化されている。しかし、個人に適応した推薦を行うためには対象ユーザに関する多くの情報が必要であり、新規に利用を開始したユーザに対して適切な推薦を行えないという問題が指摘されている [11]。また、十分な推薦精度を得るためには、一般に多くの情報を必要とする。これらの問題を解決し、情報推薦システムの適用範囲を広げるために、より少ない情報から推薦を行う必要性が高まっている [5]。

より少数の情報から安定したユーザモデルを獲得するために、本稿では価値観に着目する。価値観は個性や嗜好などとともに、意思決定に影響を与える要因の

一つであり、情報推薦に応用する手法が近年研究されている [2, 7]。価値観とは物事を評価する際に個人あるいは社会などが採用する優先順序や重みづけの体系であり、こだわりとみなすこともできる。従って、ユーザの価値観を適切にモデル化することができれば、単なる人気アイテムではなく、ロングテールでもユーザが好むアイテムの推薦など、情報推薦が本来必要とされる場合に有効性が期待できる。また、個人の価値観が意思決定に安定して反映されるのであれば、少数の情報からユーザモデルを構築できる可能性もある。この点に関して、服部らが提案している評価一致率を用いた価値観モデル [2] では、少ない嗜好情報やインタラクションからモデル構築が可能であることが報告されており、本稿でもこれを採用する。

ユーザモデル構築に用いる情報として、先行研究 [3] ではユーザが投稿したレビューを用いている。しかしこの手法では、レビューを投稿していない新規ユーザに対しては価値観モデルを作成できないため、cold-start問題には対応できない。また、そのアイテムに対する総合評価と各属性に対する評価をユーザから明示的に取得し、価値観モデルを構築するアプローチも存在するが [2]、各属性に対して評価を行うことはユーザにとって負荷の高い作業であり、モデルの作成のコストが増大する。

*連絡先：首都大学東京システムデザイン研究科
〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6
E-mail: ytakama@tmu.ac.jp

そこで、本稿ではレビューをユーザが閲覧するという行為から、ユーザの価値観をモデル化する手法を提案する。ユーザはレビュー文章や属性別評価などの情報を閲覧し、そのレビューおよび言及されているアイテムに対し評価や選択などを行う。これらの情報から、ユーザの評価とレビュー内で示されている評価を好評・不評に分類し、評価一致率を用いてユーザのアイテム選択における価値観をモデル化する。提案手法では、レビューを書いている新規ユーザに対しても価値観モデルを作成可能であり、またレビュー閲覧はオンラインレビューサイトなどで一般的な行為であるため、コスト面での効率化も期待できる。先行研究 [12] では、ユーザに提示するレビューを事前に決定していたが、提案手法では、ユーザの評価情報から次に提示するレビューを動的に決定することで、システム構築コストの削減とユーザ価値観の素早い推定を目指す。レビューの提示方法に関して、動的提示とランダム提示の2種類でユーザモデルを作成し、アンケート回答との比較や評価件数の観点などから比較を行う。

アイテム推薦に関する評価実験では、提案手法を用いて作成したユーザモデルに基づく推薦、ランダム提示を用いて作成したユーザモデルに基づく推薦、満足度ランキングに基づく推薦の3種類を実施し、その結果を比較して提案手法の有効性を示す。

2 関連研究

2.1 情報推薦

現在では多くの Web サイトで情報推薦技術が使用されている。例を挙げると、Amazon や楽天ショッピングサイトなどでは TOP ページにユーザに対するお勧めアイテムを掲載しており、情報推薦の使用頻度は多くなってきている。

情報推薦の代表的な手法として、協調フィルタリング [9] と内容ベースフィルタリング [8] が挙げられる。協調フィルタリングは、同一サービスを利用する多数ユーザの行動履歴に基づいてユーザ間の類似度を計算する。この計算結果を利用して、「類似ユーザのアイテムに対する嗜好は類似する」という仮定に基づき推薦対象ユーザが未評価のアイテムに対する評価を予測する。

内容ベースフィルタリングは、アイテムのコンテンツに関する情報を利用した推薦手法である。コンテンツに関する情報としては、映画についてはジャンルや監督、主演など、画像などに対しては付与されたタグ、文書であれば含まれる単語などが利用される。ユーザが好む情報を推定し、これをコンテンツとして持つアイテムを推薦する。協調フィルタリングではコンテンツに関する情報が不要という利点がある一方、新規ユーザ

に対する推薦が困難という cold-start [11] 問題や、評価情報の不足による sparsity 問題などが指摘されている。内容ベースフィルタリングは新規ユーザであっても嗜好情報が取得できれば推薦可能である一方、コンテンツに関する情報が場合によっては取得困難であるといった欠点がある。

2.2 価値観モデリングと情報推薦

通常の情報推薦システムではユーザの嗜好を推定し、利用するのに対し、個性や価値観といった、意思決定に影響を与える他の要因に着目した研究もおこなわれている。心理学などの分野において、価値観を構成する要因である Rokeach Value Survey [10] や、個性を構成する要因である Big Five [1] などが知られており、これらに基づきユーザの価値観や個性を分析するアプローチが有名であるが、情報推薦への応用を考えた場合、対象アイテムの評価により直結した要素に基づきユーザの価値観や個性をモデル化の方が好ましい。このようなアプローチとして、伊藤らは主成分分析を用いて評価傾向が類似するユーザを求め、推薦に利用する手法を提案している [4]。また、アイテムの評価に関連する属性に基づき価値観や個性を捉えるアプローチも存在する。Wu らは重要な属性について多様なアイテムを推薦する手法を提案しており、多様性の度合いは、ユーザの個性と多様性に対する要求との関係に基づいて決定している [13]。

服部らは、アイテムの持つ属性が、ユーザの意思決定において重視される度合いを表す指標として評価一致率 (rate matching rate, RMRate) を提案している [2]。この手法では、ユーザのアイテムに対する評価極性 (好評または不評) とアイテムの各属性に対する評価極性を用いて、属性ごとの評価一致率を計算しユーザモデルを作成する。ユーザ u_i のアイテム x_j への評価極性を p_{ij} 、アイテムの属性 a_k への評価極性を p_{ij}^k とすると、 u_i の a_k における評価一致率 RMR_{ik} は式 1 で算出される。 I_i は u_i が評価したアイテム集合、 $\delta(x, y)$ は x と y の値が等しい時 1、異なる時に 0 を返す関数とする。

$$RMR_{ik} = \frac{\sum_{x_j \in I_i} \delta(p_{ij}, p_{ij}^k)}{|I_i|} \quad (1)$$

価値観モデルの情報推薦における活用方法として、内容ベースの推薦手法や協調フィルタリングに適用した手法が提案されている。内容ベースの推薦手法では、外部にある映画データベースを利用した情報推薦システムにおいて、推薦対象ユーザの評価一致率が高い属性について、ユーザが過去に評価した映画の属性値を持つ映画を検索し、推薦アイテムを取得している [2]。

協調フィルタリングに価値観モデルを適用したシステム(価値観モデルベースCF) [6]では、推薦対象ユーザと他のユーザの価値観に基づくユーザモデルの相関係数を計算し、これをユーザ間の類似度として近傍ユーザを求める。通常のユーザベースCFとは、相関係数の求め方が異なるだけであり、予測評価値の計算などは通常のユーザベース協調フィルタリングと同様である。価値観モデルベースCFを用いることで、低い評価値が付与されている場合の予測精度向上などの結果が得られている [6]。また、ユーザモデルの次元数はアイテムの評価に関する属性数と同じであり、これは一般的なレビューサイトでは数種類と少ない。従って、ユーザ間類似度に利用する行列はユーザ・アイテム行列よりも密な行列となるため、類似度を計算可能なユーザ数が増加するという利点もある。

3 レビュー閲覧履歴からの価値観モデリング

3.1 価値観モデリングのためのレビュー提示

評価一致率に基づく価値観モデリングでは、アイテムに対する総合評価だけでなく、各属性に対する評価も必要とする。これらの情報を取得する方法として、前述のとおりユーザに直接尋ねる明示的手法、ユーザが投稿したレビューを利用する暗黙的手法が提案されている。近年、属性毎の評価も付与されているオンラインレビューサイトが多く存在し、その場合には暗黙的手法が利用可能である。また、価値観モデリングでは少数のレビューからでもモデリング可能であることが報告されている [2] が、通常レビュー投稿者よりもレビュー閲覧のみを行うユーザの方が多数である。レビュー閲覧者は、レビュー記事の中で自身がこだわりを持つ属性についての言及や評価を確認し、意思決定に利用していると想定される。従って、レビュー閲覧履歴からモデリングを行うことができれば、適用範囲を拡大する効果が期待できる。

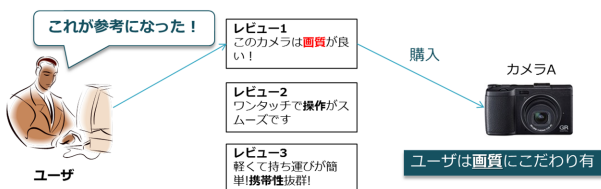


図 1: ユーザによるレビュー評価の例。

提案手法のコンセプトを図 1 に示す。図ではユーザがデジタルカメラの評価情報として、レビュー 1 を参考に購入した場合を想定している。レビュー 1 には「画

質」についての評価が書かれており、ユーザは「画質」にこだわりを持ってデジタルカメラを購入したと推測できる。実際には、レビューテキストを解析して言及されている属性およびその評価極性を抽出するのではなく、レビューに付与された評価値を利用する。従って、総合評価だけでなく属性別評価も利用可能なオンラインサイトを対象とする。

上述の通り、提案手法においてユーザはレビュー記事を読んでアイテムを評価するが、評価一致率の計算はレビューに付与されている属性評価値に基づき行う。従って、価値観モデリングを効率的かつ精度よく行うために、ユーザに提示すべき有用なレビューの条件を以下のように定義する。

1. レビュー内容と属性別評価の極性が一致していること
2. 特定の属性に対して根拠を示し言及していること
3. 全属性が高評価(低評価)に偏っていないこと

(1) に関して、提案手法では属性別評価に基づき評価一致率を計算するため、レビュー内容と属性別評価が対応しないものは適さない。また、(2) に関しては、どの属性にも根拠が言及されていないレビューは属性に関し有用な情報を提供していないため適さない。(3) については、例えば属性別評価が全て 5 のレビューを参考にしてアイテムを評価した場合、どの属性に着目したかが判断できないため、価値観モデリングには適さない。

先行研究 [12] では、デジカメに関するレビュー 3 件を 1 組とし、合計 20 組のレビューセットを作成して、ユーザモデリングおよびその結果を用いたアイテム推薦についてのユーザ実験を行っている。20 名のユーザに対し実験を行った結果、満足度ランキング上位のアイテムと同程度の推薦精度が得られることを示している。

これに対し本稿では、固定的なレビューセットを用いるのではなく、対象ユーザの価値観モデルを逐次更新しながらその値に基づき提示レビューを決定する、動的なレビュー提示手法を提案する。これにより、ユーザの価値観モデルをより効率的に構築可能となる効果だけでなく、事前にレビュー組を作成する必要がないことからシステム構築コストの削減効果も期待できる。

動的レビュー提示によるユーザモデル構築のフローチャートを図 2 に示す。最初に提示するレビューに関しては、ユーザの回答情報を得られていないためランダムに 3 件選択し、1 組として提示する。その際、どの属性も必ず 1 件以上は言及されているレビュー組となるようにする。提示されたレビューに対し、ユーザは評価を行う。具体的には、参考になったレビューを一つ選択するとともに、対象アイテムに対する評価を 5 段階(5:高評価)で回答する。

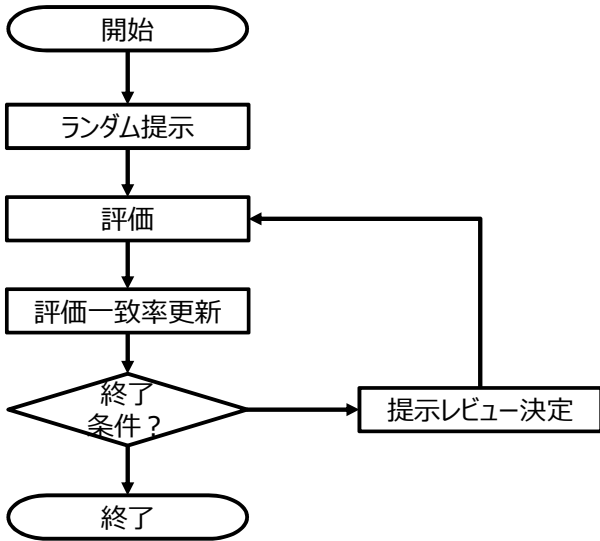


図 2: 動的レビュー提示のフローチャート.

評価が得られるたび、式1に基づき各属性の評価一致率を更新する。2組目以降に提示するレビューは、更新された評価一致率に基づき決定する。提示するレビューの選択に関して、こだわりの強い属性を早期に推論するため、その時点での評価一致率が高い属性に着目し、その属性に関して好不評両方のレビューを同時に提示する。これにより、当該属性に関するユーザーフィードバックを効率的に獲得する効果が期待できる。

具体的には、推定対象となっている属性の中で評価一致率が最も高い属性に着目し、以下の条件を満たす様に提示するレビュー3件を決定する。ここで、評価一致率の推定には7件程度の投稿レビューが得られれば十分という先行研究 [2] の知見に基づき、ユーザーからの評価が10件得られた属性については、その時点で評価一致率を固定し、推定対象から除外する。これは、なるべく多くの属性について効率よく推定を行うためである。

1. 着目した属性について好評、不評のレビューをそれぞれ1件以上提示する。
2. (1)を満たす中で、式2の値が高いレビュー r を提示する。

$$Score(r, u_i) = \frac{\sum_k \{ |e_r^k - e_r| \} \cdot RMR_{ik}^2}{N_r} \log n_r \quad (2)$$

ここで、対象ユーザーを u_i 、 r の属性 a_k に付与されている評価値を e_r^k 、 r の全属性の平均評価値を e_r 、文字数を n_r 、言及されている属性数を N_r とする。先行研究 [12] の実験結果を分析した結果、文章量の多いレ

ビュー程ユーザーが参考にする傾向がみられたことから、文書長も考慮に入れている。

終了条件に関して、本稿の評価実験では20回のレビュー提示を終了条件としたが、推定が完了した属性数などを終了条件とすることも考えられる。

なお、ユーザーに提示したレビューのうち、ユーザーが選択したものは以降の提示対象から除外する。評価しなかったものに関しては、他のレビューとの比較では参考になる可能性があると考え、以降の提示対象とすることにより、収集したレビューの有効活用を図る。

3.2 情報推薦システムへの適用

ユーザーモデルを用いた推薦では、推薦対象ユーザー u_i に対し各アイテム x_j のスコアを式3の様に定め、このスコアが高い順に推薦する。 x_j が所属するカテゴリ c における属性 a_k の平均評価値を e_c^k 、アイテム x_j に対する a_k の平均評価値を e_j^k とする。これらは提示用に収集したレビューのみから求めるのではなく、オンラインサイトに登録されている全アイテム・レビューから求めることが望ましい。スコアの計算においては、対象ユーザー u_i の全属性に対する平均評価一致率以上の評価一致率を取る属性だけを使用する。

$$Score(x_j, u_i, c) = \sum_{a_k \in A_i} \{ e_j^k - e_c^k \} \cdot RMR_{ik}^2 \quad (3)$$

$$A_i = \left\{ a_k \mid RMR_{ik} \geq \frac{\sum_{a_l \in A} RMR_{il}}{|A|} \right\} \quad (4)$$

4 評価実験

4.1 実験概要

提案手法の有効性を検証するため、20人の実験協力者を対象として評価実験を行った。実験は、3.1節で述べたレビュー提示によるユーザーモデリングフェーズと、3.2節で述べたアイテム推薦フェーズからなる。

モデリングフェーズでは、提案する動的提示手法と、提示するレビューをランダムに決定する手法（ランダム提示）の2種類の手法を用い、その結果を比較する。両提示手法において、異なるホテル3件に対するレビュー1件ずつを組み合わせる1組とし、20組について評価を行ってもらおう。

実験には、ホテルレビューサイト 4travel¹ からレビューとホテルの情報を収集し、データセットを構築して用いた。総レビュー数は592件である。評価一致率を求めるためには、属性評価を好評・不評の二値に変換

¹<http://4travel.jp/>

する必要がある。そのため、レビュー毎に属性評価の平均値を求め、平均値以上の属性を好評、平均値未満の属性を不評と判定した。また、4travel に掲載されているホテルの属性別評価の一つに「バリアフリー」があるが、今回の実験協力者においてはバリアフリーに着目してホテルを選択することはないと判断し、除外した。

表 1: 実験計画.

グループ	動的提示	ランダム提示
観光 A	東京・神奈川	北海道
観光 B	北海道	東京・神奈川
ビジネス A	大阪・京都	東京・愛知・福岡
ビジネス B	東京・愛知・福岡	大阪・京都

ホテル利用目的としてビジネスと観光の 2 種類を想定し、それぞれについて地域の異なるデータセットを 2 種類ずつ構築した。実験におけるデータセットと提示手法の組み合わせ（実験計画）を表 1 に示す。実験協力者は 5 名ずつ、表に示すグループのいずれかに振り分けられ、ユーザモデル構築のためにレビューを閲覧する。この時、データセットや提示手法の順番に偏りが出ないようにラテン方格計画を用いて調整している。

アイテム推薦フェーズでは、動的提示、ランダム提示それぞれにより構築したユーザモデルを用いてホテルの推薦を行う。各ユーザモデルについて 10 件ずつホテルを推薦する他、レビューサイトにおいて公開されている地域ごとの満足度ランキングを用いて 10 件の推薦を行う。推薦対象として、モデリングフェーズとは異なる地域のホテルからデータセットを作成した。作成したデータセットと実験条件の組み合わせを表 2 に示す。総アイテム数は 3176 件である。なお、価値観モデルはユーザのこだわりを推定することが目的であるため、全ての属性において評価の高いホテルは推薦対象にふさわしくないと考える。そこで、全属性の評価が 5 段階で 4 以上のホテルは推薦対象から除外する。

3 つの手法それぞれについて 10 件の推薦アイテムを決定した後、どの手法で推薦されたものかをわからないように統合して実験協力者に提示して、好評・不評のいずれかで評価してもらった。なお、複数の手法で同じアイテムが推薦対象となる場合もあるため、実験協力者に提示するアイテムは 30 件未満となる場合もある。

4.2 モデリング結果の評価

モデリング結果の一例として、観光 A グループの実験協力者 5 名について動的提示、ランダム提示で得ら

表 2: アイテム推薦に用いたデータセット.

グループ	動的提示	ランダム提示
観光 A	大阪・兵庫・京都	沖縄
観光 B	沖縄	大阪・兵庫・京都
ビジネス A	神奈川	兵庫・京都
ビジネス B	兵庫・京都	神奈川

れたユーザモデル（評価一致率）を表 3, 4 にそれぞれ示す。括弧内の数値は、ユーザが選択したレビュー中で言及されていた回数を示す。両表で、同じ ID は同一の実験協力者に対応する。

実験後にアンケートを実施し、実験協力者が興味あると回答した属性は表中で太字にしてある。興味はなくても意思決定に影響を与えている属性の存在や、レビューの書き方によっては参考にならない場合などもあるため、アンケート結果が正解とは必ずしも言えないと考えるが、評価一致率が 0.7 以上の場合にこだわりがある属性と判断した場合、表 3 ではアンケート結果と推定結果が一致する場合（正解）が 5 回、表 4 では 2 回となっている。また、ユーザが興味あると回答しなかった属性で評価一致率が 0.7 以上となっている場合を誤検出とみなすと、表 3 では 4 件、表 4 では 6 件、反対に興味ある属性で評価一致率が 0.7 未満となる場合を見逃しとみなすと、それぞれ 11 件、14 件あることがわかる。

同様にして、4 つのグループについて正解、誤検出、見逃しの回数を集計した結果を表 5 に示す。これより、ランダム提示の方が動的提示よりもアンケート回答に一致する結果が得られている。また、両提示手法に共通する傾向として、アンケート結果を正解とみなした場合には誤検出よりも見逃しの方が多く結果となっている。この理由として、例えば表 3, 4 では、実験協力者 2 はアクセス、コスパについて興味ありと回答しているが、両提示手法で評価一致率は 0.7 未満であり、レビュー中での言及回数も 10 回未満と少なめになっている。従って、推定に必要な情報が十分取得できなかったことが原因の一つとして考えられる。前述の通り先行研究では、投稿レビューの場合には 7 件以上で推定可能とされているが、閲覧履歴の場合は本人が記述したレビューではないため、より多くのレビュー閲覧履歴を必要とする可能性があると考えられる。

実験協力者全グループについて、興味があると回答した属性について得られた評価一致率の平均を表 6 に示す。表より、0.7 以上となったのはランダム提示手法のビジネス B グループだけであるが、全てのグループについてランダム提示の方が評価一致率が高くなっている。

表 3: 観光 A・動的提示の実験結果.

ID	アクセス	コスパ	接客	部屋	風呂	食事
1	0.500 (10)	0.429 (7)	0.800 (12)	0.500 (15)	0.800 (10)	0.800 (11)
2	0.375 (8)	0.667 (6)	0.900 (15)	0.300 (17)	0.500 (8)	0.700 (10)
3	0.444 (8)	0.625 (8)	1.000 (12)	0.400 (17)	0.571 (7)	0.700 (10)
4	0.600 (10)	0.600 (10)	0.900 (12)	0.300 (17)	0.429 (7)	0.429 (7)
5	0.800 (15)	0.000 (4)	0.500 (14)	0.300 (15)	0.200 (11)	0.500 (4)

表 4: 観光 A・ランダム提示の実験結果.

ID	アクセス	コスパ	接客	部屋	風呂	食事
1	0.333 (6)	1.000 (2)	0.700 (10)	0.273 (11)	0.636 (11)	0.600 (15)
2	0.571 (7)	0.500 (6)	0.455 (11)	0.642 (14)	0.583 (12)	0.385 (13)
3	0.500 (2)	0.750 (8)	0.556 (9)	0.643 (14)	0.583 (12)	0.533 (15)
4	0.400 (10)	0.875 (8)	0.289 (7)	0.455 (11)	0.500 (14)	0.833 (18)
5	0.667 (6)	0.714 (7)	0.727 (11)	0.143 (14)	0.385 (13)	0.750 (16)

表 7 は、高評価一致率の属性について、実験協力者が選択したレビューで言及されていた回数を比較している。表より、こだわりありと推定された属性については、十分な数のレビューが収集されており、推定の信頼性という点では効果があると考えられる。以上より、動的提示手法ではこだわりがありそうな属性に注目して効率的に情報を収集可能である一方、ランダム提示と比較して属性の見逃しが発生しやすいといえる。推薦システムでの利用を考えた場合、対象ユーザがこだわりを持つ属性をすべて明らかにしてから推薦を行いたい場合にはランダム提示の方が適しているといえるが、少数の属性で十分な場合、迅速に推薦を行いたい場合には動的提示の方が適していると考えられる。

4.3 アイテム推薦結果の評価

各手法による推薦精度を表 8 に示す。推薦精度は、提示したアイテムのうちユーザが好評と判断したアイテムの割合である。表より、ランダム提示、動的提示ともに満足度ランキングによる推薦よりも良い結果が得られていることがわかる。この結果より、レビュー閲覧履歴から価値観モデルを構築するアプローチは情報推薦に有効といえる。

表 5: アンケート回答との対応 (正解/誤検出/見逃し).

グループ	動的提示	ランダム提示
観光 A	5/4/11	2/6/14
観光 B	4/2/10	7/4/7
ビジネス A	1/6/12	4/3/9
ビジネス B	5/4/5	8/5/2
合計	15/16/38	21/18/32

表 6: 興味がある属性の平均評価一致率.

グループ	動的提示	ランダム提示
観光 A	0.536	0.547
観光 B	0.567	0.675
ビジネス A	0.483	0.636
ビジネス B	0.538	0.744

動的提示はランダム提示よりも推薦精度が低くなっているが、これはユーザモデリングの実験結果と同様、効率を優先した結果であると考えられる。

5 むすび

本稿では、ユーザがレビューを閲覧・評価した履歴に基づき価値観をモデル化する手法を提案した。提案手法では、ユーザが参考にしたレビューにおける属性評価の極性と、アイテムに対し下した総合評価の極性に基づき、評価一致率を計算する。得られたユーザモデルに基づき、推薦アイテムを決定する手法、評価一致率が高くなる可能性のある属性を優先的に推定するために、提示するレビューを動的に決定する手法を提案した。

ユーザ実験により提案手法を評価した結果、レビュー閲覧履歴から構築したユーザモデルに基づく推薦の精度は満足度ランキングによる推薦を上回る結果が得られた。また、レビューの動的提示手法では、ランダム提示手法よりも推薦精度などは低下する結果となったが、評価一致率の高い属性については十分なユーザフィードバックが得られており効率的なモデリングには効果があることを示した。

従来の価値観モデリング手法では、対象ユーザが投稿したレビューや、興味ある属性についての明示的なフィードバックを必要とした。これに対し、本研究で着目したレビュー閲覧はオンラインショッピングサイトなどで多数ユーザにより一般的に行われる行為であるため、価値観モデリングに基づく情報推薦システムの適用範囲拡大に貢献することが期待できる。

表 7: 高評価一致率の属性におけるレビュー数の比較.

提示条件	評価一致率	10 件以上	10 件未満
動的提示	0.7 以上	28	2
	0.8 以上	17	0
ランダム提示	0.7 以上	13	21
	0.8 以上	9	12

表 8: 推薦精度の比較.

グループ	動的提示	ランダム提示	満足度
観光	0.720	0.800	0.670
ビジネス	0.630	0.710	0.580
合計	0.675	0.755	0.625

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP16K12535 の助成を受けたものです.

参考文献

- [1] P. T. Costa, R. R. McCrae: Revised NEO Personality Inventory (NEO-PI-R) and NEO Five-Factor Inventory (NEO-FFI), Psychological Assessment Resources, 1992.
- [2] S. Hattori, Y. Takama: Recommender system employing personal-value-based user model, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol. 18, No. 2, pp. 157–165, 2014.
- [3] 服部俊一, 高間康史: 属性に対する価値判断に基づく評判情報からのユーザモデル作成手法, 第 97 回数値モデル化と問題解決研究発表会, No. 14, 2014.
- [4] 伊藤ゆかり, 波多野賢治, 松本尚宏: 商品の価値とユーザの嗜好を考慮した商品推薦システムの提案, 電子情報通信学会第二種研究会技術報告, vol. WI2201027, pp.101–106, 2010.
- [5] 神瀧敏弘: 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.
- [6] 三澤遼理, 服部俊一, 高間康史: 価値観に基づくユーザモデルによる協調フィルタリングの拡張手法の提案, 第 28 回人工知能学会全国大会 (JSAI2014), 1H4-NFC-01a-5, 2014.
- [7] M. A. S. N. Nunes, R. Hu: Personality-based Recommender Systems: an Overview, Rec-Sys’12, pp. 5–6, 2012.
- [8] F. Pachet, P. Roy, D. Cazaly: A combinatorial approach to content-based music selection, IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems, pp. 457–462, 1999.
- [9] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, J. Riedl: GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews, 1994 Conference on Computer Supported Cooperative Work, pp. 175–186, 1994.
- [10] M. Rokeach: The Nature of Human Values, New York: The Free Press, 1973.
- [11] A. I. Schein, A. Popescul, L. H. Ungar, D. M. Pennock: Methods and metrics for cold-start recommendations, Special Interest Group on Information Retrieval, pp. 253–260, 2002.
- [12] 清水涼人, 服部俊一, 高間康史: レビュー閲覧履歴からの価値観に関するユーザモデル構築手法の提案, 第 28 回人工知能学会全国大会, 3B4-OS-10b-3, 2014.
- [13] W. Wu, L. Chen, L. He: Using Personality to Adjust Diversity in Recommender Systems, 24th ACM Conf. on Hypertext and Social Media, pp. 225–229, 2013.