

価値判断に基づくユーザモデリング手法を用いた 情報推薦システムの提案とその特性に関する考察

服部 俊一^{1*} 毛 中杰¹ 高間 康史¹
Shunichi Hattori¹, Zhongjie Mao¹, Yasufumi Takama¹

¹ 首都大学東京大学院システムデザイン研究科

¹ Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University

Abstract: 本稿では、ユーザがどの属性を重視してアイテムへの評価を決定するかという属性毎の価値判断、いわばユーザの「こだわり」を推論しユーザモデリングを行う手法を用いた情報推薦システムを実装し、ユーザの嗜好に基づき推薦を行う従来のシステムとの特性の違いを考察する。ユーザの嗜好を用いる従来手法とユーザの価値判断を用いる提案手法を組み合わせることで、より少ない情報からユーザの特性を推論することが可能になると考える。

1 はじめに

本稿ではアイテムに対するユーザの価値判断に基づく情報推薦システムを提案し、その特性について考察を行う。情報化技術の発展による情報量の増大に伴い、利用者にとって有用な情報を見つけ出す情報推薦システムが情報フィルタリングの一手法として注目されている。しかし、代表的な手法である協調フィルタリング [1] を用いた既存の情報推薦システムでは新規に利用を始めたユーザや最近追加されたアイテムに対しての情報の少なさから、推薦の精度が低くなってしまいう冷-start 問題が指摘されている [2]。また、書籍であれば著者やジャンルなど、アイテムの属性値に関する情報を推薦に用いる手法は内容に基づくフィルタリングと呼ばれ、特定の属性値に対するユーザの嗜好情報が得られれば適切な推薦が可能である。嗜好情報はユーザが明示的に与える場合と、ユーザの行動情報からシステムが推定する場合があり、ユーザの負担の観点からは後者が望ましいとされる。しかし、ショッピングサイトなどで取り扱われている多様なジャンルに属するアイテムを推薦対象とした場合、膨大な行動情報を獲得しなければ多くの属性値に対して十分な情報を集めることは困難である。

一方、個人の嗜好や消費行動を推定するための概念として「価値観 (Personal Values)」が挙げられる。価値観は個人の嗜好や消費行動に間接的な影響を与える要素であり、マーケティングや商品開発の分野では広く活用されている。価値観はアイテムの好き嫌いや良し悪しではなく、どの要素を重視するかという、アイ

テムの属性に対する価値判断を表す要素であることから、これを用いることでより少ない情報でユーザの嗜好や特性を推論することが可能になると考える。しかし、ユーザの価値観のモデル化およびそれに基づく情報推薦システムまだ確立されていない。

本稿では価値観と繋がり深い要素としてユーザの「こだわり」に着目した情報推薦システムを提案する。ユーザがアイテムのどの要素を重視しているかを推論することによってユーザの価値観をモデリングし、それに基づいてユーザの価値判断を反映させたアイテムを推薦する。本稿で取り扱うユーザモデルでは、ユーザがどの属性にこだわりを持ち、その属性に対する価値判断がアイテム全体に対する評価にどれだけ強く影響を与えるのかを推論する。このような推論手法を、ジャンル・著者などの属性値を好むかどうかを元に推論を行っていた内容ベースフィルタリングに適用することで、より少ない情報から適切な推薦アイテムを推論することが可能になると考える。本稿では予備実験として価格.com のレビュー (クチコミ) を対象としてユーザモデルを作成し、提案手法の特性や推薦への適用可能性について考察する。

2 関連研究

2.1 情報推薦手法

情報推薦を行うためにはユーザやアイテムの特性をモデリングし、その結果に基づき推薦対象となるアイテムをフィルタリングする必要がある。既存の情報推薦手法の多くは協調フィルタリング (Collaborative Filtering) と内容ベースフィルタリング (Content-Based

*連絡先: 首都大学東京大学院
システムデザイン研究科情報通信システム学域
〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6
E-mail: shattori@krectmt3.sd.tmu.ac.jp

Filtering)に分類することができる [3]. それぞれの手法の特徴について以下に述べる.

2.1.1 協調フィルタリング

協調フィルタリングは多くのユーザの嗜好情報を過去の行動という形で記録し, そのユーザと嗜好の類似した他のユーザの嗜好情報を用いてユーザの嗜好を推測する手法である [1]. 協調フィルタリングの利点は, アイテムの属性情報がなくても推薦が行えること, および処理が手軽であることであり, これらの理由からショッピングサイトなどで現在最も広く利用されている手法である. 一般に, 協調フィルタリングにより精度の高い推薦を行うためには, 多数のユーザに情報推薦システムが利用され, 多くのアイテムに関する行動情報が収集可能であることが必要となる. そのため, 推薦システムを新たに利用し始めたユーザや新規に追加されたアイテムに対しては行動情報の少なさから類似する嗜好を持つユーザを発見できず, 推薦の精度が低くなってしまふという欠点がある. これは cold-start 問題 [2] と呼ばれる. また, 推薦対象として膨大なアイテムが存在し, その多くにおいてユーザとの関係が希薄である場合, ユーザに関する情報が十分確保されていても精度の高い推薦を行うことは困難である. これは sparsity 問題 [4] と呼ばれ, cold-start 問題と併せて協調フィルタリングを用いた情報推薦手法全般に共通する課題とされている.

協調フィルタリングにおいて, cold-start 問題および sparsity 問題に関する研究は広く行われている. 代表的な手法として, 嗜好パターンが類似するユーザをモデル化することで精度の向上を実現するモデルベース法が挙げられ, Breese らはクラスタモデルを用いてモデルベース法を実装している [5]. モデルベース法以外のアプローチもいくつか行われており, Park らはユーザに加えて filterbot と呼ばれるロボットがアイテムへの評価を行うことで, ユーザ・アイテムの情報が少ない状態でも推薦に必要な情報を収集可能にする手法を提案している [6]. Lee らはユーザ同士の友人関係を類似度として利用することで, ユーザのアイテムの関係が希薄になる状態の改善を試みている [4]. また, Yildirim らはランダムウォークを用いてユーザ-アイテム間の類似度を求め, アイテムの推薦を行う手法を提案している [7]. これらの手法のように, 推薦システムにおけるユーザの行動情報の少なさを他ユーザの情報や仮想的な情報で補うことにより cold-start 問題および sparsity 問題の解決を目指すアプローチが主流となっている.

2.1.2 内容ベースフィルタリング

内容ベースフィルタリングはアイテムの内容とユーザの嗜好情報を比較し, その関連度に基づいてフィルタリングを行う手法である [8]. アイテムの内容には評価のポイントとなる属性の値が用いられ, 本稿ではこれを属性値と呼ぶ. 例えば映画では監督や俳優の名前, ジャンル (アクションやコメディなど) が属性値となる. 内容に基づくフィルタリングは協調フィルタリングと比べ, システムを使い始めたばかりのユーザでも特定の属性値に対する嗜好情報が得られれば精度の高い推薦が可能であるという利点があり, 楽曲推薦などで活用されている [9]. しかし, ショッピングサイトなど多様なジャンル・アイテムを取り扱う際には, アイテムの属性値は膨大なパターンが存在するため, ユーザとアイテムの属性値との関係が希薄になってしまうケースも多いと考える. そのため, 多様なジャンル・アイテムを推薦対象とした場合, 多くの属性値に対して推論を行うのに十分な情報を集めることは困難であり, 協調フィルタリング同様に cold-start 問題および sparsity 問題が課題となる.

内容ベースフィルタリングにおいてこれらの問題に取り組んでいる研究として, 関らのコンテキストを考慮した飲食店推薦システムが挙げられる [10]. 情報推薦のための行動情報取得はシステムの利用ログなどから自動的に行動情報を収集する暗黙的手法と, アイテムや属性値に対する好き嫌いをユーザに直接回答してもらう明示的手法の2つに分類することができる [11]. 暗黙的手法はユーザの負担が低いというメリットがあるが, 対象ユーザの行動情報を十分収集する必要がある. これに対し, 関らは事前に蓄積されたアイテムのコンテキスト情報から, 求めるコンテキストをユーザが明示的に指定することで新規ユーザでも適切な推薦結果が得られるとしている. しかし, アイテムに関しては事前に十分な量の行動情報を獲得する必要があることから, 新規アイテムを適切な推薦対象として扱うことは難しいと考える. ユーザ・アイテム双方に対して cold-start 問題・sparsity 問題を解決するためには, 少量の行動情報から推薦アイテムを獲得する手法が必要と考える. そこで本稿では, 次節に述べる価値観に着目する.

2.2 価値観に基づく嗜好・消費行動の推論

価値観は消費者の嗜好や行動に強く影響を及ぼすと考えられており, マーケティングの分野では古くから利用されている. Rokeach は消費者の嗜好に関わる価値観を 18 の要素に分類した Rokeach Value Survey [12] と呼ばれる調査方法を提案し, 多くの調査で利用されている. Vinson らは, 保守的な価値観を持つ大学と革

新たな価値観を持つ大学、それぞれに所属する学生の間に有意な嗜好の差があることをアンケート調査により明らかにしている [13]。近年でも、Holbrookが消費・購買行動に影響を与える価値観を8つに分類する [14] など、消費者の嗜好と価値観は関連の深いテーマとして研究および調査が進められている。Web インテリジェンスの分野においても、価値観はユーザの嗜好と関連の深い要素として利用されている。宮尾らはアンケートによりユーザの価値観を調査し、ユーザが持つ価値観に最適化された機能を持つ SNS プロトタイプを構築している [15]。また、Hattoriらは、ユーザの嗜好と価値観の関連をアンケートにより調査し、情報推薦への適用可能性について考察している [16]。

従来の内容ベースフィルタリングでは、例えば映画であればジャンルや出演俳優など、アイテムの属性値に対する好き嫌いを購買情報などから暗黙的に取得し推薦アイテムを決定するアプローチが一般的である。しかし、ショッピングサイトなど多様なアイテムを推薦対象として取り扱う場合は、前節に述べたように新規ユーザに対して推薦を行うのに十分な情報を集めることは困難である。また、あるアイテムを好むからといって、アイテムの内容を示す属性値を全て好むとは限らず、従来手法では属性値に対する評価とアイテムに対する評価の関係は考慮されていない。そこで本稿では、価値観に基づいてアイテムへの評価に強い影響を与える属性を推論することで、ユーザの価値判断に合致するアイテムをより短期間で取得することを目指す。

3 価値観に基づく情報推薦システム

本節ではユーザのこだわりに着目した情報推薦システムの概要について述べる。3.1 節ではユーザのこだわりをモデリングする手法について、3.2 節では情報推薦システムの構成についてそれぞれ述べる。

3.1 ユーザモデリング手法

本節では、価値観と繋がり深い要素としてユーザの「こだわり」に着目したモデリング手法について述べる。本稿では、情報推薦における価値観は各属性に対する「こだわり」の強さとして表れると考える。そこで、ユーザの属性に対するこだわりを、図1に示すように「どの属性を重視してアイテムの評価を決定するか」を判断するための基準として定義する。

提案手法が従来の内容ベースフィルタリングと異なる点は、以下に示す3点に分類できる。

属性の利用： 属性値である著者の名前やアクションなどのジャンル名の代わりに、「著者」「ジャンル」

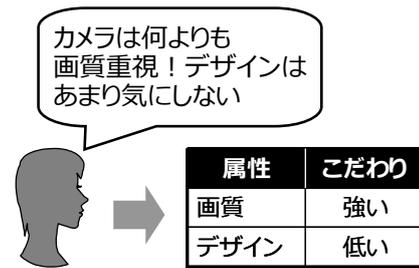


図1: 属性に対するこだわりの例

といった属性をモデリングに用いる。内容ベースフィルタリングで多様なアイテムを取り扱う場合、大量に存在する属性値に対して十分な量の評価を収集することは困難であり、特に新規ユーザにおいて属性値との関係が希薄になってしまうと考えられる。提案手法では属性を推論に用いることで、新規ユーザに対しても各属性に対して推薦に必要な量の評価を収集することができると考える。

評価に与える影響度を推論： アイテムの内容に関する好き嫌いではなくアイテムの評価に与える影響度を推論する。内容ベースフィルタリングでは暗黙的に評価を収集することが多いが、あるアイテムを好むからといってそのアイテムの属性値を全て好むとは限らず、従来手法では属性値に対する評価とアイテムに対する評価の関係は考慮されていない。提案手法では、価値観に基づいてアイテムへの評価に強い影響を与える属性を推論することで、ユーザの価値判断に合致するアイテムをより短期間で取得可能になると考える。

評価の明示的な収集： 属性に対する評価を明示的に収集する。従来の内容ベースフィルタリングでは上記で述べたように暗黙的手法を用いることから属性値とアイテムへの評価の関係は考慮されないが、従来手法で明示的に情報収集を行う場合、大量の属性値が存在することからユーザにとって負担が大きい。提案手法では属性値に対して少数の属性を用いることから、ユーザに大きな負担をかけることなく情報を収集することが可能になると考える。

以上に述べたように、提案手法ではユーザがどのアイテムや属性値を好むかどうかではなく、属性に対する評価とアイテムに対する評価の関係を明示的に収集し推論に利用する。このような手法によって、どの属性がアイテムへの評価に強く影響を与えたか、つまりユーザはどの属性に強いこだわりを持っているかを推論することができると考える。

表 1: アイテムへの評価例

(1) アイテムAへの評価 (2) アイテムBへの評価

属性	極性	属性	極性
総合評価	好評	総合評価	不評
デザイン	不評	デザイン	好評
画質	不評	画質	不評
操作性	好評	操作性	不評
バッテリー	好評	バッテリー	不評

表 2: 評価一致率の計算例

属性	一致	不一致	評価一致率
デザイン	0	2	0.00
画質	1	1	0.50
操作性	2	0	1.00
バッテリー	2	0	1.00

本稿では、アイテムに対する評価極性（好評または不評）に加えて各属性に対する評価極性を抽出して分析を行う。アイテムに対する評価極性および各属性に対する評価極性を用いて、属性毎にアイテムの評価に与える影響度を推論しユーザモデルを作成する。提案手法ではこの影響度を評価一致率と呼ぶ指標を定義して表す。ユーザ u がアイテム i に対して行った評価 $e_{ui} \in E_u$ において、あるアイテム i の極性 $p_{item}(u, i)$ 、および属性 j の極性 $p_{attr}(u, i, j)$ が一致するかどうかを調べ、一致する評価の回数（アイテムの個数）を $O(u, j)$ 、一致しない回数を $Q(u, j)$ とする。この時、アイテム i における属性 j の評価一致率 $P(u, j)$ は式 (1) で算出される。これにより、ユーザのこだわりを表すユーザモデルは属性数を m とすると m 次元のベクトルとして表される。

$$P(u, j) = \frac{O(u, j)}{O(u, j) + Q(u, j)} \quad (1)$$

提案するユーザモデルでは、あるユーザが行った評価からそれぞれの属性に対する評価一致率を計算し、属性ごとに保持する。例として、ユーザがある2種類のデジタルカメラに対して評価を行った結果を表1に示す。また、表1の評価に基づいて属性毎に評価一致率を計算した例を表2に示す。表2の計算例に示す属性「操作性」「バッテリー」のような評価一致率が高い属性はユーザが強いこだわりをもっており、アイテムの評価に影響を与える「推薦時に重要度の高い属性」であると推論される。一方で、表2の「デザイン」「画質」のような評価一致率の低い属性はアイテムの評価にそ

れほど影響を及ぼさず、「推薦時に重要度の低い属性」であると推論される。

3.2 情報推薦システム概要

3.1 節で述べた手法を用いて推論したユーザのこだわりに基づく情報推薦システムの構成図を図2に示す。本システムは、以下に示す3つのモジュールから構成される。

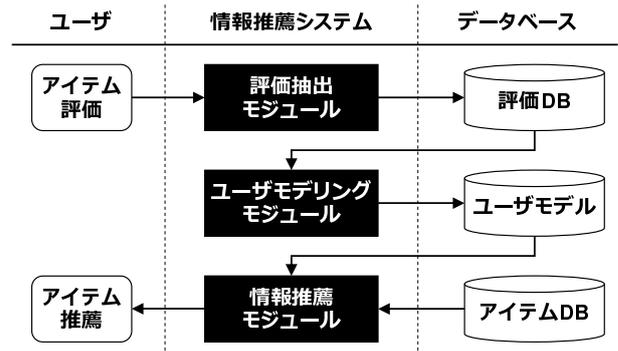


図 2: 情報推薦システム構成図

評価抽出モジュール: システム上でユーザが行った評価（アイテムの総合評価および各属性への評価）を取得し、評価DBに保存する。評価DBはユーザ毎に作成され、アイテム毎に付与された属性に対する評価極性を保持する。

ユーザモデリングモジュール: 評価抽出モジュールが抽出したユーザのアイテムに対する評価情報を用いて3.1節で述べた手法に基づきユーザのこだわりをモデリングし、各属性毎に評価一致率を求める。その結果をユーザモデルとしてDB上に保存する。

情報推薦モジュール: ユーザモデリングモジュールで作成されたユーザモデルを用いて、推薦するアイテムをユーザに提示する。アイテムDBからユーザが高いこだわりを持つ属性において高い評価が付けられているアイテムを検索し、推薦候補として抽出する。

推薦候補となるアイテムおよびシステムで対象とする属性はレビューサイト「価格.com¹」などの既存サービスを情報源とし、取得した商品情報をアイテムDBとしてシステム上に保持する。価格.comの場合は図3に示すように、商品ジャンル毎にあらかじめ決められた属性を対象としてレビュー投稿が行われており、こ

¹<http://kakaku.com/>

れを用いることでアイテムの属性を容易に取得できる。しかし、ユーザが持つこだわりは多様であり、ここであらかじめ用意されている属性だけに留まらない可能性が高い。この場合、商品レビューからも属性を取得することで、より多様な属性を取り扱うことが可能と考える [17]。

また、既存の推薦手法の多くは推薦精度の向上を目的としており、ユーザの嗜好に近いアイテムや似たような嗜好を持つユーザが好むアイテムを推薦対象として扱っている。しかし、推薦されたアイテムはユーザにとって既知のものであることが多く、満足な推薦結果を得ることができない場合があることが指摘されている [18]。提案手法ではユーザが持つこだわりに基づいて推論を行うが、特定の属性に対して強いこだわりを持つユーザは新たな着眼点に触れることによって思考に飛躍が生じ、従来とは異なる評価によって意思決定が行われる可能性がある。この現象は認知科学分野において“mental leap”と呼ばれる [19]。特定の属性に強いこだわりを持っている状態は「思考のはまりこみ」状態にあるとも言え、そのようなユーザに対して新たな着眼点を提示することは、ユーザがその状態から脱する機会となり得る。このような新たな観点を提案手法を用いて導入することにより、ユーザにとって意外性があり、かつ真に価値のある推薦戦略の実現が期待できると考える。

デザイン	★★★★★ 4
発色・明るさ	★★★★★ 4
シャープさ	★★★★★ 5
調整機能	★★★★★ 5
応答性能	★★★★★ 3
視野角	★★★★★ 4
サイズ	★★★★★ 5
満足度	☆☆☆☆☆ 4

図 3: 価格.com の属性別レビュー

4 予備実験：評判情報からのユーザモデル作成

4.1 概要

提案システムの主要コンポーネントの一つであるユーザモデリングモジュールについて、予備実験を行った結果について示す。本実験では価格.com にレビュー（本サイトではクチコミと表記）を投稿しているユーザを対象とし、式 (1) を用いて各属性における評価一致率

を求めユーザモデルを作成する。価格.com ではユーザ投票により、レビューを投稿しているユーザをランキング形式でジャンル毎にまとめている。ジャンル「デジタル一眼カメラ」および「デジタルカメラ」においてそれぞれ上位 50 位にランキングされているユーザのうち、2012 年 5 月 13 日時点で過去 1 年間に 5 件以上のレビューを書いているユーザ 78 名、計 942 件のレビューをモデリングの対象とする。

提案手法ではアイテム・属性に対する評価極性を用いるが、価格.com において評価は星による 5 段階で表される。そこで、本実験では 5 段階からなる評価値およびその平均値との差を用いて評価極性を判定する。あるユーザ u が評価した n 個のアイテムに対する評価値の平均値 $\mu_{item}(u)$ を下記に示す式 (1) により求める。ここで、 E_{ui} はアイテム i に対するユーザ u の評価値を表す。あるアイテム i において、評価値 E_{ui} が $\mu_{item}(u)$ より高ければその評価極性 $p_{item}(u, i)$ を好評、低ければ不評と判定する。

$$\mu_{item}(u) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_{ui} \quad (2)$$

また、アイテム i において、全ての属性（総数 m ）に対しユーザ u が与えた評価値の平均値 $\mu_{attr}(u, i)$ を、下記に示す式 (2) により求める。 $\mu_{item}(u)$ と異なり、 $\mu_{attr}(u, i)$ についてはアイテム単位で判断する。あるアイテム i の属性 $attr_j$ に対する、評価値 E_{uij} が $\mu_{attr}(u, i)$ より高い値を持つ属性の評価極性 $p_{attr}(u, i, j)$ を好評、低ければ不評と判定する。

$$\mu_{attr}(u, i) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m E_{uij} \quad (3)$$

4.2 ユーザモデル作成

ジャンル「デジタル一眼カメラ」および「デジタルカメラ」における各ユーザについて、それぞれ属性毎の評価一致率を求め、ユーザモデルを作成した。作成されたユーザモデルの一部を例として表 3 に示す。表 4 は、評価一致率が 0.70 または 0.80 以上である属性が、全ユーザモデル（78 名）中にどれだけ存在するかをまとめたものである。この表から、「操作性」「携帯性」に強いこだわりを持つユーザは比較的少ないが、それ以外の属性はアイテムの評価に影響を与えることが多いことがわかる。また、ユーザモデル中にどれだけ強いこだわりを持つ属性が存在するかをヒストグラムとしてまとめたものが図 4 である。0.7 以上の評価一致率を持つ属性の数は 1 ユーザあたり平均で 2.60、0.8 以上の場合は平均で 1.68 であった。表 4 において、評価一致

表 3: 作成されたユーザモデル

ユーザ	属性							
	デザイン	画質	操作性	バッテリー	携帯性	機能性	液晶	ホールド感
user1	0.61	0.61	0.68	0.35	0.58	0.58	0.42	0.71
user2	0.70	0.70	0.50	0.70	0.80	0.90	0.70	0.80
user3	1.00	1.00	0.43	0.71	0.86	0.57	1.00	0.14
...
user78	0.69	0.63	0.88	0.38	0.75	0.75	0.69	0.56

率の高いユーザ数が同様の属性が多いことと併せて考察すると、ユーザ毎にこだわりを持つ属性はそれぞれ異なっていることがわかる。この結果より、ユーザそれぞれ異なるこだわりを反映したユーザモデルの作成が可能であると考えられる。

また、各ユーザがこだわりをもつ属性を推論するだけでなく、全ての属性をバランス良く評価するユーザや特定の属性に強いこだわりを持つユーザなど、ユーザのこだわりをいくつかのタイプに分類することも可能と考える。こだわりの推論に加えてその評価傾向を踏まえたモデリングを行うことができれば、推薦アイテムの選択だけでなくその推薦戦略決定に対しても提案手法を適用可能になり、ユーザの価値判断をより反映させた推薦が期待できる。

表 4: 各属性に対して強いこだわりを持つユーザ数

属性	0.70以上	0.80以上
デザイン	29	19
画質	41	25
操作性	19	10
バッテリー	22	14
携帯性	18	12
機能性	22	19
液晶	20	13
ホールド感	32	19

5 おわりに

本稿では、ユーザがどの属性を重視してアイテムへの評価を決定するかという属性毎の価値判断、いわばユーザの「こだわり」を推論するユーザモデリング手法、およびそれを用いた情報推薦システムを提案し、従来手法との特性の違いについて考察した。また、予備実験として価格.com のレビュー（クチコミ）を対象と

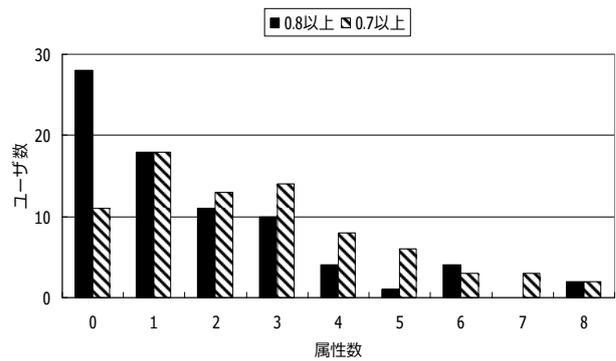


図 4: ユーザが強いこだわりを持つ属性数の分布

してユーザモデルを作成し、その実現可能性および推薦戦略決定への適用可能性について考察した。

今後は提案した情報推薦システムの実装を進め、従来手法との比較実験により提案手法の有用性を検証する。本稿では価格.com においてあらかじめ用意された属性を用いてユーザモデリングを行ったが、ユーザが持つこだわりは多様であり、対象とした属性だけに留まらない可能性が高い。楽天データ公開²ではユーザが投稿した商品に対するレビュー文を公開しており、これを情報源として自然言語処理技術によりレビュー文から属性およびその評価を抽出することで、より多様な属性をモデリングの対象として扱えることが期待できる。加えて、ユーザの価値観をモデリングする手法として、ユーザのこだわりに加えてその評価傾向についても分析を行う。評価傾向に基づきユーザをいくつかのタイプに分類することで、提案手法をアイテムの推薦戦略決定などにも適用していくことを目指す。

参考文献

- [1] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens: An Open Architec-

²<http://rit.rakuten.co.jp/rdr/>

- ture for Collaborative Filtering of Netnews,” Proceedings of ACM 1994 Conference on Computer Supported Cooperative Work, pp.175-186, 1994.
- [2] A. I. Schein, A. Popescul, L. H. Ungar and D. M. Pennock, “Methods and metrics for cold-start recommendations,” 25th Annual ACM SIGIR Conference, pp. 253-260, 2002.
- [3] D. Riecken, “Personalized Views of Personalization,” Communications of the ACM, Vol. 43, No. 8, pp. 26-28, 2000.
- [4] S. Lee, J. Yang and S. Y. Park, “Discovery of Hidden Similarity on Collaborative Filtering to Overcome Sparsity Problem,” Proceedings of discovery science: 7th international conference, DS 2004, (LNAI 3245), pp. 396-402, 2004.
- [5] J. S. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie, “Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering,” Uncertainty in Artificial Intelligence 14, pp. 437-52, 1998.
- [6] S. T. Park, D. Pennock, O. Madani, N. Good and D. DeCoste, “Naive filterbots for robust cold-start recommendations,” KDD '06 Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pp. 699-705, 2006.
- [7] H. Yildirim and M. S. Krishnamoorthy, “A random walk method for alleviating the sparsity problem in collaborative filtering,” RecSys '08 Proceedings of the 2008 ACM conference on Recommender systems, pp. 131-138, 2008.
- [8] F. Pachet, P. Roy nad D. Cazaly, “A Combinatorial Approach to Content-based Music Selection,” Proceedings of IEEE Multimedia Computing and Systems International Conference 1999, pp. 457-462, 1999. IEEE Multimedia, vol. 7, pp. 44-51, 2000.
- [9] 吉井和佳, 後藤真孝, 音楽推薦システム, 情報処理, 50 卷 8 号, pp. 751-755, 2009.
- [10] 関匠吾, 中島伸介, 張建偉, アイテム利用時のユーザコンテキストを考慮した情報推薦システムの提案, 第 3 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM 2011) , B1-1, 2011.
- [11] 神畠 敏弘, 推薦システムのアルゴリズム (2), 人工知能学会誌 23 卷 1 号, pp.89-103, 2008.
- [12] M. Rokeach, “The Nature of Human Values,” New York: The Free Press, 1973.
- [13] D. E. Vinson, J. E. Scott, and L. M. Lamont, “The role of personal values in marketing and consumer behavior,” The Journal of Marketing, Vol. 41, No. 2, pp. 44-50, 1977.
- [14] M. B. Holbrook, “Consumer value: a framework for analysis and research,” Routledge, 1999.
- [15] 宮尾 和樹, 原田 利宣, SNS サイトの分類とユーザの価値観に基づくプロトタイプの構築, デザイン学研究, 55 卷 1 号, pp.81-90, 2008.
- [16] S. Hattori and Y. Takama, “Investigation about Applicability of Personal Values for Recommender System,” Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics (JACIII), Vol. 16, No. 3, pp.404-411, 2012.
- [17] 服部 俊一, 毛 中杰, 高間 康史, 価値観に基づく情報推薦のためのレビュー分析手法の提案, 第 26 回人工知能学会全国大会, 3K2-NFC-3-6, 2012.
- [18] C. N. Ziegler, S. M. McNee, J. A. Konstan, and G. Lausen, “Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification,” WWW '05 Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web, pp.22-32, 2005.
- [19] 藤本 和則, 松下 光範, 本村 陽一, 庄司 裕子, 意思決定支援とネットビジネス, オーム社, pp.134-140, 2005.