

価値観に基づくユーザモデルの 協調フィルタリングへの導入に関する検討

Consideration on Introduction of Personal Value-based User Model to Collaborative Filtering

三澤 遼理†
Ryori Misawa

服部 俊一‡
Shunichi Hattori

高間 康史‡
Yasufumi Takama

1. はじめに

本稿では、価値観に基づくユーザモデルの協調フィルタリングへの導入について検討する。ショッピングサイトなどにおいて、ユーザが購入・閲覧したアイテムの情報からユーザに有用な情報を提示する情報推薦が広く研究されており、代表的な手法として協調フィルタリングが挙げられる[1]。しかし、既存の推薦手法に共通する課題として、新規ユーザや新規アイテムに対するシステム利用履歴の不足から適切な推薦が行えないという、cold-start 問題が指摘されている[2]。一方、個人の嗜好や消費行動に影響を与える要素として価値観が挙げられる。情報推薦において価値観とはアイテムの属性に対するこだわりの強さとして表れると考えられ、こだわりを持つ属性ほど、より少ない情報でモデリング可能であることが示されている[3]。類似した価値観を持つユーザは、アイテムを選択する際に共通する視点を持つことが期待される。そこで本稿では、価値観に基づくユーザモデルを協調フィルタリングに適用することで、少数の利用履歴しか持たない新規ユーザに対しても適切な推薦を可能にする手法について提案する。予備実験結果として、ユーザ間類似度計算手法について検討した結果についても示す。

2. 関連研究

情報推薦システムで用いられる主な手法として協調フィルタリング[1]が挙げられる。協調フィルタリングは嗜好が類似する他のユーザの嗜好情報を用いてユーザの嗜好を予測する手法であり、利点としてユーザの嗜好情報のみで推薦が行えることや処理が手軽なことが挙げられる。しかし、協調フィルタリングには新規ユーザ、新規アイテムに対してシステムの利用履歴が少ないことから推薦の精度が低くなってしまふ cold-start 問題が指摘されている[2]。

協調フィルタリングはメモリベース法とモデルベース法に分類することができる[4]。メモリベース法はユーザの評価履歴をそのまま用いて推薦を行う。モデルベース法はユーザの評価履歴から構築したモデルを用いて推薦を行う手法であり、本稿でも採用する。この他、提案手法と関連の強い研究として、アイテムが持つ属性に対する評価を利用して商品の推薦を行なった伊藤らの研究が挙げられる[5]。伊藤らの研究では主成分分析を用いて求めた評価傾向の類似するユーザの情報を用いて推薦を行っており、属性が評価に与える影響を利用する提案手法とは目的が異なる。

3. 価値観に基づくユーザモデルを用いた協調フィルタリング

提案手法では価値観に基づくユーザモデルを用いてユー

ザ間の類似度を計算し、その結果から協調フィルタリングによるアイテムの推薦を行う。これにより、システムの利用履歴が少ないユーザに対するアイテムの推薦や精度向上が期待できる。

そこで、本節ではユーザの価値観、いわば「こだわり」に着目したモデリング手法およびユーザモデルを利用した協調フィルタリングについて述べる。

3.1. 価値観に基づくユーザモデル

価値観の定義の一つとして、ユーザが抱く属性へのこだわりの強さが提唱されており、価値観に基づくユーザモデリング手法が提案されている[3]。

価値観に基づくユーザモデルの作成には評価一致率と呼ぶ指標を用いる。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、ユーザの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 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 $p_{item}(u, i)$ と属性 j の極性 $p_{attr}(u, i, j)$ が一致するかどうかを調べ、一致する回数を $O(u, j)$ 、一致しない回数を $Q(u, j)$ とする。この時、ユーザ u 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、価値観に基づくユーザモデルは属性数を m とした場合、 m 次元のベクトルとして表される。評価一致率が高い属性は評価への影響度が高い、すなわち推薦時に重要な属性であると推論される。

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

3.2. 類似度計算と評価値の予測

価値観に基づくユーザモデルを利用した協調フィルタリングは次の3つの手順から構成される。

1. ユーザのアイテムへの評価値から全ユーザの価値観に基づくユーザモデルを作成する。
2. 作成したユーザモデルを用いてユーザ間の類似度を計算する
3. 計算した類似度を用いてユーザのアイテムへの予測評価値を計算しアイテム推薦を行う

手順1では、式(1)を用いて、全ユーザの価値観に基づくユーザモデルを作成する。手順2では、作成されたユーザモデルを用いてユーザ間の類似度を計算する。類似度計算手法には様々なものが提案されているが、以下では Pearson 相関係数を利用した場合を示す。手順3では、手順2で求めたユーザ間類似度を用いて予測評価値を計算してアイテム推薦を行う。推薦対象ユーザ a とユーザ k の Pearson 相関係数を $Pear(a, k)$ とし、ユーザ u のアイテム i への評価値を $p_{item}(u, i)$ とすると、ユーザ a のアイテム i への予測評価値 $\hat{p}_{item}(a, i)$ は式(2)で表される[4]。ただし、 X_u はアイテム i を評価済みのユーザの集合、 $\bar{p}_{item}(a)$ はユーザ

† 首都大学東京システムデザイン学部

‡ 首都大学東京大学院システムデザイン研究科

a の平均評価値, $\overline{p_{item(a,k)'}}$ はユーザ a とユーザ k が共通に評価しているアイテムの平均評価値とする. 式(2)で計算された予測評価値を元にアイテムの推薦候補リストを作成し, アイテムの推薦を行う.

$$\widehat{p_{item}(a,i)} = \overline{p_{item(a)}} + \frac{\sum_{k \in X_u} \text{Pear}(a,k)(p_{item}(k,i) - \overline{p_{item(a,k)'}})}{\sum_{k \in X_u} \text{Pear}(a,k)} \quad (2)$$

提案手法ではユーザ間の類似度計算に, 価値観に基づくユーザモデルを用いる. 価値観に基づくユーザモデルはユーザがこだわりを持つ属性について, より少ない情報でモデリングすることが可能であることが示されており[3], 提案手法ではこの特性を利用する事で, システムの利用履歴が少ないユーザに対するアイテムの推薦や精度向上が期待できる.

4. ユーザ間類似度計算に関する予備実験

4.1. 実験概要

提案手法では価値観が類似するユーザを発見するために価値観に基づくユーザモデル間の類似度を計算する. 本節では, 予備実験として価格.com*のレビューから作成されたユーザモデル[3]を用いて類似度を計算した結果について示し, 価値観に基づくユーザモデルに適した類似度計算方法について検討する.

4.2. ユーザモデルの類似度の計算結果

価格.com のレビューから構築したデータセットを用いて作成されたユーザモデルの例を表 1 に示す. ユーザ 2 はユーザ 1 と類似する例, ユーザ 3 はユーザ 1 と類似しない例である. 価格.com のジャンル「デジタル一眼レフカメラ」では表 1 に示す 8 属性が用意されており, 表内の値は属性ごとの評価一致率を示している. 表 1 において, ユーザ 1 とユーザ 2 の評価一致率が最も高い属性はデザインとなっている. また, ユーザ 1 で 3, 5 番目に高い属性であるバッテリー, 携帯性は, ユーザ 2 では 4 番目に高い属性であるが, ユーザ 3 では最高値と最低値の属性である. よって, ユーザ 1 とユーザ 2 は評価一致率の高い属性が共通しているため評価傾向が類似すると判断できるのに対し, ユーザ 1 とユーザ 3 は評価傾向が類似しないと判断できる.

表 1. 作成されたユーザモデル

属性	ユーザ 1	ユーザ 2	ユーザ 3
デザイン	0.89	0.92	0.67
画質	0.83	0.82	0.75
操作性	0.17	0.69	0.75
バッテリー	0.67	0.82	0.50
携帯性	0.61	0.82	0.90
機能性	0.39	0.85	0.83
液晶	0.39	0.62	0.58
ホールド感	0.67	0.90	0.67

類似度の計算方法にはユーザモデルをベクトルとしてユ

ークリッド距離を用いる方法, また, 協調フィルタリングでよく用いられる Cosine 類似度を用いる方法, Pearson 相関係数を用いる方法などが存在する[6]. 3つの方法それぞれの計算結果について比較・考察を行う. 3つの類似度計算方法で表 1 のユーザ 1 とユーザ 2, 3 の類似度を計算した結果を表 2 に示す. なお, ユークリッド距離の計算では, 計算結果の距離に 1 を足して逆数を取ったものを類似度としている.

表 2 に示した結果から, ユークリッド距離と Cosine 類似度では, ユーザ 2, ユーザ 3 のユーザ 1 に対する類似度に大きな差はない. しかし, Pearson 相関係数では類似度に大きな差があり, 表 1 に対する考察結果に沿った類似度が得られている. よって, Pearson 相関係数を用いれば, 提案手法の目的に合致したユーザ間類似度が計算できると考えられる.

表 2. ユーザ間の類似度の計算結果

類似度の計算方法	ユーザ 1 との類似度	
	ユーザ 2	ユーザ 3
ユークリッド距離	0.60	0.57
Cosine 類似度	0.95	0.91
Pearson 相関係数	0.71	-0.16

5. おわりに

本稿では, 価値観に基づくユーザモデルを協調フィルタリングに導入し, 類似する価値観を持つユーザの情報を用いてアイテムを推薦する手法について提案した. また, 価値観に基づくユーザモデルを用いたユーザ間の類似度計算結果から, 提案手法に適した類似度計算方法について考察した. 今後は, 提案手法による推薦アイテムの予測精度を求め, 従来手法との比較によりその特性および有用性について検証する.

参考文献

- [1] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews," Proc. of CSCW, pp.175-186, 1994.
- [2] A. I. Schein, A. Popescul, L. H. Ungar, and D. M. Pennock, "Methods and metrics for Cold-Start Recommendations," Proc. of SIGIR, pp.253-260, 2002.
- [3] Shunichi Hattori, and Yasufumi Takama, "Proposal of User Modeling Method Employing Reputation Analysis on User Reviews Based on Personal Values," JSAI2013, 1A3-IOS-3a-4, 2013.
- [4] 神島敏弘, 推薦システムのアルゴリズム(2), 人工知能学会誌 23 巻 1 号, pp.89-103, 2008.
- [5] 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.W12-2010-27, pp.101-106, 2010.
- [6] J. S. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie, "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering," Proc. of UAI, pp.43-52, 1998.

* <http://kakaku.com/>