

エージェントベースシミュレーションによる 協調フィルタリングを用いた情報システムの評価

日大生産工（院） ○三上 智行 日大生産工 柴 直樹

1. はじめに

近年、ユーザ評価型のレビュー機能を備えたオンラインショッピングサイトやコミュニティサイトが広く普及してきている。それに伴い、ユーザの評価を基準としたレコメンドシステムの需要も増加し、レコメンドエンジンを導入しているサイトは2008年8月末時点で約260サイト、金額ベースの市場規模は2007年度に3億3100万円、2008年度に8億8500万円と拡大している[1]。

本研究では、レコメンドアルゴリズムの一例として挙げられることの多い協調フィルタリング手法を用いたWebサイトを対象としたエージェントベースシミュレーション(ABS)による評価手法の提案を目指す。本稿では、関連研究及び関連要素をサーベイし、今後の方向性を検討する。

2. フィルタリング

協調フィルタリングは、レコメンドシステムを構築する際に最も多く用いられている方法である。レコメンドの規準として、ユーザのプロファイルや購入行為などが用いられるが、これには明示的なものと暗黙的なものがある。

フィルタリング手法としては、協調フィルタ

リング手法と非協調の内容に基づいたフィルタリング手法のルールベース方式という2種に分けることができ、協調フィルタリングは大きく分けて、メモリベース方式、モデルベース方式という2つの手法がある[2]。

2.1 ルールベース方式

ルールベース方式とは、社会通念や特定の分野の常識や知見などに基づいたルールを、フィルタリングルールとして事前に作成しておく方法である。ユーザプロファイル上のキーワードに重みを設定し、高い重みを持つものに対応したプロファイルを持つコンテンツやアイテムを提示する等が考えられる。以上のように、アルゴリズムとして協調過程を持たないため、非協調のフィルタリング手法といえる。

ルールはその分野について限定的であるため一般化はできないが、設計は比較的容易であるため、レコメンドシステムを実装するサービスの各ターゲット層とそれに対応した推薦内容が定まっているのならば、低コストでの実現が可能となる。

2.2 メモリベース方式

メモリベース方式とは、ユーザが過去にそのシステムを利用した時のプロファイルやデータの蓄積からレコメンド候補を予測する方法である。メモリベース方式は更にユーザベース方式とアイテムベース方式という2つの方式

Evaluation of Information System Using Collaborative Filtering
by Agent-Based Simulation

Tomoyuki MIKAMI and Naoki SHIBA

である。メモリベース方式は更にユーザベース方式とアイテムベース方式という2つの方式に分けることができる[3]。

2.2.1 ユーザベース方式

ユーザベース方式とは、メモリベース方式のなかでも嗜好傾向の類似しているユーザの情報を利用した方法である。過去10年間で非常に多くの研究が行なわれており、推薦の質が優れていることから、最も採用頻度の高いレコメンドアルゴリズムとなっている。

ユーザ集合を $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, アイテム集合を $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$ とし、ユーザ a_i がアイテム b_k につけた評価値を $r_i(b_k)$ とする。ユーザベース方式のアルゴリズムは以下の通りである。

■ **近傍形成** a_i を注目しているユーザ (active user) としたとき、全ての $a_0 \in A \setminus \{a_i\}$ に対する類似度 $s(a_i, a_0)$ が、 r_i と r_0 の類似度に基づいて計算される。最も似ているユーザ上位 M 人が a_i の近傍メンバーになり、その集合を $neighbor(a_i) \subseteq A$ と表す。

■ **評価値予測** $a_0 \in neighbor(a_i)$ が評価をつけており、かつ a_i が未評価であるアイテム b_k 全てに対して、嗜好の予測値 $p_i(b_k)$ が計算される：

$$p_i(b_k) = \bar{r} + \frac{\sum_{a_0 \in A'_i} s(a_i, a_0) \cdot (r_0(b_k) - \bar{r}_0)}{\sum_{a_0 \in A'_i} |s(a_i, a_0)|} \quad (1)$$

$$A'_i := \{a_0 | a_0 \in neighbor(a_i)\}$$

$$\bar{r} = \sum_{i=1}^n r_i(b_k) / n$$

最終的に、予測評価値 p_i に基づいて上位 N 個の推薦リスト $Lp_i : \{1, 2, \dots, N\} \rightarrow B$ が計算される。関数 Lp_i は最も高い予測値をもつアイテムを1位とした降順の推薦ランキングを示す。

2.2.2 アイテムベース方式

アイテムベース方式とは、ユーザ間の嗜好傾向の類似を利用するユーザベース方式に対し、ユーザによる評価値からアイテム間の類似を導き出し推薦を行なう方法である。ここ5年ほどで活発に研究されるようになってきており、その理由として計算の複雑さの点で有利なことと、計算処理モデルを実際の予測をすることから切り離していることが挙げられる。このアルゴリズムは Amazon.com が提供するレコメンドシステムでも用いられている[3]。

アイテムベースの協調フィルタリングは、アイテム間の類似度 s が計算される。2つのアイテム b_k, b_e に対して各ユーザが近い評価値を付けているとき、これらのアイテムの類似度 $s(b_k, b_e)$ は高くなる。各 b_k に対して最も似ているアイテム上位 M 個が近傍 $neighbor(b_k) \subseteq B$ と定義される。予測値 $p_i(b_k)$ は以下のように計算される：

$$p_i(b_k) = \frac{\sum_{b_e \in B'_k} (s(b_k, b_e) \cdot r_i(b_e))}{\sum_{b_e \in B'_k} |s(b_k, b_e)|} \quad (2)$$

$$B'_k := \{b_e | b_e \in neighbor(b_k)\}$$

上位 N 個の推薦リスト Lp_i の最終的な計算は、ユーザベースの協調フィルタリングの手順に従う。

2.3 モデルベース方式

モデルベース方式とは、ユーザやアイテム間の関係をあらかじめ一般化してモデル化しておく手法である。代表的な手法としては、最も基本的であるクラスタリングを用いる手法、ベイジアンネットなどの確率モデルを用いる手法、マルコフモデルなどの時系列モデルを用いる手法などがある。

クラスタリングを用いる手法では、ある特徴を有するユーザ集合 (あるいはアイテム集合) を、事前にクラスタ化しておき、そのクラスタ

の特徴を表す代表的なベクトルを生成しておく。推薦の実行時にはその数個のグループとの類似度を計算するだけでよい。そのため、実行時の速度が速い点が特徴である。

クラスタリングのアルゴリズムとしては、従来から存在するK-means法や凝集法などが用いられる。これらのアルゴリズムでは、クラスタ数を決定する必要があるが、この数が推薦の質にも影響を及ぼしてしまう。そのため、実際の推薦のパフォーマンスを測り、試行錯誤的に決定する必要がある。

3. 関連研究

3.1 協調フィルタリングの課題点

協調フィルタリングには、コンテンツの解析が不必要であるという利点があり、また、高い精度で推薦を行うことができる。しかし、sparsity問題やfirst-rater問題（あるいはcold-start問題）と言った、協調フィルタリング特有の問題がある[2]。sparsity問題とは、推薦システム全体として、扱うアイテム数に対して、評価をつけたアイテム数が少なすぎると、推薦の質が低くとどまる問題である。

first-rater問題は、全く新しいアイテムは、誰かが一人でも評価付けを行わないと、推薦候補に入らない問題である。cold-start問題は、first-rater問題に加えて、新たにシステムを利用し始めた利用者は、ある程度の数のアイテムに評価付けを行わないと、質の良い推薦が得られない問題も考慮したものである。

3.2 ABSによるアプローチ

協調フィルタリングによるレコメンドシステムが人を対象としたサービスである以上、研究実験の手法として被験者実験を採用し実行した際に得られるケーススタディ等は有意義なものが期待できる。しかし、上記の課題点から被験者実験には時間や人手などといったコ

ストが多大に必要となる場合が多い。これらのリスクと無縁であるという点に着目した場合、協調フィルタリングに関する研究実験の手法として、ABSは非常に有効な方法論であるといえる。また、梅田ほか[4]はABSを用いて市場環境を考慮したレコメンド手法評価手法を提案しており、表1に記されるように、他の評価方法論と比較したABSの特徴および利点として、既存のデータのみ依存することのない柔軟な環境変化を考慮した分析が可能であることも挙げている。

表1 各評価手法との比較[4]

方法論	容易性	市場構造	環境変化
クロスバリデーション	○	×	×
被験者実験	×	○	△
ABS	○	○	○

3.3 発見性を考慮した推薦

協調フィルタリング及びレコメンドシステムの評価を行う場合、協調フィルタリングのアルゴリズムがユーザにより関連度の強いアイテムを絞り込むというものである以上、システム精度の高さを表わすひとつの指標として、既にそのユーザが知っているアイテムをシステムが推薦する、という事例が考えられる。極端ではあるが、高度なフィルタリングの出力こそがユーザの満足度に好影響をおよぼすとは言い切れない例である。

推薦を受けるユーザという立場から考えた場合、良い推薦の定義として、未知でありつつも関心を惹くアイテムを提示される、というものを挙げるができる。これは協調フィルタリングのアルゴリズムとは相反する側面を持っているといえる。この問題の改善に着目した研究の一例として、加藤ほか[5]の正確性と意外性のバランスを考慮したレコメンドシステムが挙げられる。クラスタリングを行い、最も

ユーザの嗜好に合ったカテゴリの属するクラスのみを推薦対象とすることで一定の正確性を保ちつつも、マッチング部分に確率変動を取り入れることで、意外性を孕むレコメンドシステムを提案している。

4. おわりに

協調フィルタリングの各種基本的アルゴリズムの確認、協調フィルタリングに関する研究実験手法としての ABS の有用性の確認、そして精度の高さだけに固執しないユーザの満足度を考慮したレコメンドシステムの可能性について述べた。

レコメンドシステムに望まれることとして、協調フィルタリングの短所である新アイテムの推薦の遅延 (first-rater 問題) の回避と、通常複数個必要としないカテゴリアイテムの推薦、例えば、大型テレビを買った直後に他社製の大型テレビを推薦されるような事象の回避がある。

今後の展望として、ABS で用いるユーザエージェントに上記の主観的嗜好を取り入れ、新アイテムの早めの推薦を求める度合い、複数個必要としないようなカテゴリアイテムについて、重複的な推薦を避けるべき度合いをアイテムに設定し、より人間らしさの増したユーザエージェントの満足度に好影響を及ぼすことのできるレコメンドシステムの提案を目指す。

参考文献

- [1] 矢野経済研究所: ASP/SaaS 型レコメンドエンジン市場に関する調査結果 2008.
<http://www.yano.co.jp/press/pdf/406.pdf> (2008).
- [2] 土方嘉徳: 嗜好抽出と情報推薦技術, 情報処理学会論文誌, Vol.47, ACM SAC 2006.
pp.1050-1057 (2006).

[3] 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複数方式の検討, DEWS2007 L2-2 (2007).

[4] 梅田卓志, 小山友介, 出口弘: エージェントベースシミュレーションによる市場環境を考慮した協調フィルタリング手法の評価, 楽天研究開発シンポジウム 2008, (2008).

[5] 加藤由花, 川口賢二, 箱崎勝也: オンラインショッピングを対象とした正確性と意外性のバランスを考慮したリコメンダシステム, 情報処理学会論文誌, Vol.46, No. SIG13(TOD 27). pp.53-64(2005).