

アイテム推薦のためのアソシエーションルールを用いた類似ユーザの抽出に関する基礎的検討

伊藤 寛明[†] 吉川 大弘[†] 古橋 武[†]
名古屋大学[†]

1 はじめに

近年、インターネットの普及により電子商取引が増加しており、それに伴い EC サイトでは膨大な商品数を扱っている。そのため、その中からユーザの嗜好にあった商品を探し出すのは困難であり、推薦システムの利用が期待されている。この推薦システムの代表的な方法に協調フィルタリングがある。協調フィルタリングとは、ユーザの評価履歴をもとに推薦を行う手法であり、協調フィルタリングのメモリベースは、ユーザベースとアイテムベースに分けられる [1]。一方、EC サイトで扱っているような大量にあるデータの中から、価値のある情報を抽出するデータマイニング手法の一つにアソシエーション分析がある [2]。これは、関係性の強い組み合わせをアソシエーションルールとして抽出し、新たな知見を得るために用いられる。この手法は、ユーザの評価履歴に対しても同様に適用できるため、協調フィルタリングのアイテム推薦に用いることができる [2][3]。本稿では、アソシエーションルールを用いた協調フィルタリングについて、ユーザベースとアイテムベースの推薦システムに対する比較・検討を行う。

2 アソシエーションルール

アソシエーションルールは、 $A \Rightarrow B$ と表すことができ、 A は条件部、 B は結論部と呼ばれる。このルールは、 A という事象が生じたときに、 B という事象が生じるという意味をもつ。このルールの代表的な評価指標として confidence がある。

$$confidence = \frac{N(A \cap B)}{N(A)} \quad (1)$$

$N(A)$ は条件部 A を満たすデータの件数である。本稿においては、ユーザ数またはアイテム数となる。

A basic study on extracting similar user using association rule for recommendation of items

Hiroaki Ito[†], Yoshikawa Tomohiro[†], Takeshi Furuhashi[†], [†]Nagoya University

3 協調フィルタリング

ユーザベースでは、ユーザの嗜好をアソシエーションルールの条件部に用いて、結論部には推薦を行うユーザ (以降、“対象ユーザ”と呼ぶ) の評価「Like」を当てる。例えば、対象ユーザとユーザ 1 の評価履歴に基づいて求められた「ユーザ 1=Like \Rightarrow 対象ユーザ=Like」というルールに対する confidence が、対象ユーザとユーザ 1 との類似度を表すと考えられる。そのため、もしユーザ 1 が対象ユーザと類似度が高く、アイテム 1 に「Like」と評価をしていたら、対象ユーザにとってもアイテム 1 が「Like」となる可能性が高いとして、confidence をアイテム 1 のスコアに加算する。これをすべてのユーザ、すべての対象ユーザの未評価アイテムについて求め、最もスコアの高いアイテムを推薦する [3]。

一方、アイテムベースでは、対象ユーザの評価履歴をアソシエーションルールの条件部に用いて、結論部に各アイテムに対する評価「Like」を当てる。全ユーザの評価履歴に基づき求められたこれらのルールの confidence が、結論部のアイテムのスコアに加算され、最もスコアの高いアイテムを推薦する [2]。

4 実験

MovieLens と JesterJoke[2] を用いて実験を行った。MovieLens は、映画に対する 5 段階の評点のうち、1 から 3 を「Don't Like」(-1)、4 と 5 を「Like」(1) として実験を行った。JesterJoke は、ジョークに対する -10.00 から 10.00 の評点について、2.00 未満を「Don't Like」、2.00 以上を「Like」として実験を行った。

MovieLens では、「Like」が 50 回以上かつ「Don't Like」が 10 回以上となるユーザ 351 人、20 人以上に評価された 827 のアイテムを対象とした。JesterJoke では、「Like」が 70 回以上かつ「Don't Like」が 20 回以上となるユーザ 800 人、20 人以上に評価された 100 のアイテムを対象とした。どちらもアイテムの推薦回数を 10 回とし、最初のアイテムを推薦するのに用いる評価履歴数を変えて 10-fold cross-validation により実験を行った。ユーザベースとアイテムベースを対等に比較するため、各試行においてはこれら 2 つの方法で

同じアイテムの評価履歴を用いた。推薦システムの評価指標を以下に示す [2]。

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N t_i \quad (2)$$

(1) 精度

推薦回数を N , 推薦アイテムの集合を $I = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$, I_i に対する評価履歴を $e(I_i) = 1/-1$ とすると, 以下の式で表される。

$$t_i = \begin{cases} 1 & \text{if } e(I_i) = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

(2) Novelty

$$t_i = \begin{cases} 1 & \text{if } e(I_i) = 1 \text{ and } I_i \notin I_{NP} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

I_{NP} は Non-Personalized 法における推薦アイテムの集合であり, Novelty は推薦アイテムが「Like」, かつ Non-Personalized な推薦には現れない割合である。

(3) Personalizability [2]

$$t_i = \begin{cases} \log_2 \frac{1}{P(e(I_i)=1)} & \text{if } e(I_i) = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$P(e(I_i)=1)$ は, 全ユーザーにおける推薦アイテムの「Like」割合である。Personalizability は推薦アイテムの「Like」の割合の低さを情報量にしたもので, 「Like」割合が小さいほど大きな値をとる。

5 結果と考察

図1に MovieLens, 図2に JesterJoke の結果を示す。凡例の I はアイテムベース, U はユーザーベースを表している。横軸は, 最初のアイテムを推薦するのに用いた評価履歴の数である。

図1より, MovieLens に適用した場合, 精度はアイテムベースが高く, 意外性を表す Novelty と Personalizability はユーザーベースが高いことがわかる。この結果は一般的に言われている特徴と等しく, 本稿で用いた推薦システムが有効であったと考えられる。また, [2] で示されている Personalizability が, 意外性を表す指標の一つとして適切であることが確認できた。また図1において, 評価履歴数の増減による評価指標の値の大きな変化は見られなかった。

図2より, JesterJoke では, 評価履歴数が少ない場合については, MovieLens と同様の結果となったが, 評価

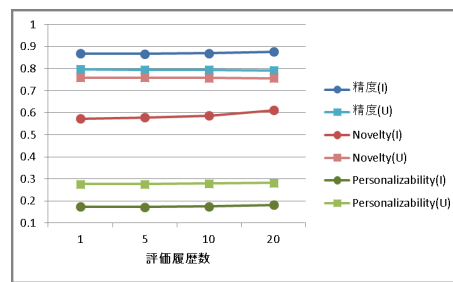


図 1: MovieLens

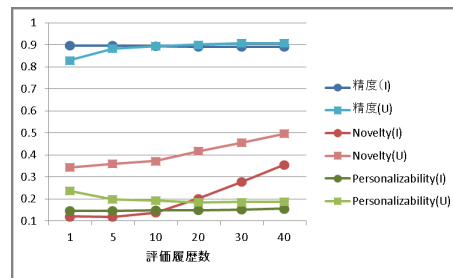


図 2: JesterJoke

履歴数が多い場合, 精度, Novelty, Personalizability すべてにおいてユーザーベースがアイテムベースを上回る結果となった。データセットの未評価割合である疎性は, それぞれ MovieLens で 0.774, JesterJoke で 0.001 であった。データが密な場合には, 用いる評価履歴数が増えるほど, 十分な評価数から confidence を計算することができるため, 精度の高い推薦を行えるようになったと考えられる。

6 おわりに

本稿では, アソシエーションルールを用いた協調フィルタリングについて, ユーザーベースとアイテムベースの比較を行った。基本的には, アイテムベースが精度が高く, ユーザーベースが Novelty や Personalizability が高いこと, データが密な場合には, すべての指標においてユーザーベースが優れていることを確認した。

参考文献

[1] 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. 48, No. 9, pp.957-965, 2007
 [2] 吉川, 森, 古橋: Personalizability を考慮した推薦システムの提案, 情報処理学会 MPS-90, 2012
 [3] Weiyang Lin, Sergio A. Alvarez: Efficient Adaptive-Support Association Rule Mining for Recommender Systems, Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 6, No. 1, pp. 83-105, 2002