

価値観に基づく行列演算ベース情報推薦システムの提案

Proposal of Matrix-based Recommendation System Using Personal Values

白石雄也

Yuya Shiraishi

高間康史

Yasufumi Takama

首都大学東京大学院システムデザイン研究科

Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University

In this paper, we propose a matrix-based recommender system using personal values. Recently, the recommender system using matrix factorization model is popular because of its high accuracy with sparse ratings. On the other hand, personal values have been introduced into contents-based filtering and neighborhood-based collaborative filtering, and experimental results have shown its effectiveness for users with few ratings. In the proposed method, personal values of users and items are respectively generated as a matrix, and items to be recommended are determined by multiplying user matrix and item matrix. The effectiveness of the proposed method is shown from the experiment by comparing with SVD, NMF, and PMF using cross validation.

1. はじめに

近年, Amazonをはじめとするショッピングサイトなどにおいて, ユーザが扱うことのできる情報が莫大になっている. ユーザの嗜好に沿ったアイテムを探し出すことを支援するために, 様々な情報推薦システムが広く利用されている.

代表的な情報推薦システムとして, 行列分解を利用したアプローチである Matrix Factorization [Koren 09] が, 評価情報が不足している場合に予測精度を向上させるための手法として注目を集めている.

また, 価値観をアイテムの属性に対するこだわりの強さと定義し, 内容ベースフィルタリング [Hattori 14] や協調フィルタリング [三澤 14] に導入するアプローチが提案されており, 少ない評価数で安定してユーザモデルを生成できるほか, 推薦説明へ有効であることが示されている [Takama 16].

本稿では, 価値観に基づく情報推薦の新たな手法として, 行列演算ベースの情報推薦システムに価値観を導入した手法を提案する. Yahoo!映画データセットに適用し, 既存の行列演算ベース情報推薦手法と比較を行うことで, 有効性を示す.

2. 関連研究

2.1 行列演算ベースの情報推薦手法

Koren らは, Matrix Factorization という行列分解を利用した情報推薦手法を提案している [Koren 09]. ユーザ数 N やアイテム数 M より小さい整数 K に対して, $N \times M$ の評価行列 R を $N \times K$ のユーザ行列 U と $K \times M$ のアイテム行列 V に行列分解する. ユーザ i によるアイテム j の予測評価値 \hat{r}_{ij} は, ユーザベクトルを \mathbf{u}_i , アイテムベクトルを \mathbf{v}_j とすると式 (1) で表される.

$$\hat{r}_{ij} = \mathbf{u}_i^T \mathbf{v}_j \quad (1)$$

ユーザが評価した実際の評価値 r_{ij} との二乗誤差の総和を目的関数と定義し, これを最小化する U, V を求めることでユーザが未評価のアイテムの予測評価値を得る. しかし, ユーザ, アイテム共に潜在因子で表現されるため, その意味を解釈することは一般に困難である.

連絡先: 高間康史, 首都大学東京大学院システムデザイン研究科, 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6, ytakama@tmu.ac.jp

2.2 価値観モデル

Hattori らは, 価値観をアイテムの属性に対するこだわりと定義している [Hattori 14]. こだわりの強さを表す評価一致率を, ユーザ i によるアイテム j に対する総合評価の評価極性 (好評/不評) と, 属性 k に対する評価極性が一致する割合としている. 総合評価の評価極性と, 属性 k の評価極性が一致する回数 (評価アイテム数) を O_{ik} , 一致しない回数を Q_{ik} とすると, ユーザ i における属性 k の評価一致率 P_{ik} は, 式 (2) で表される.

$$P_{ik} = \frac{O_{ik}}{O_{ik} + Q_{ik}} \quad (2)$$

評価一致率を利用した価値観に基づくユーザモデルは, 少ない評価数でも安定したモデル化が可能と報告されている.

3. 提案手法

3.1 ユーザ・アイテムの価値観モデル

ユーザの価値観モデルは, ユーザ当たりの評価情報が少ないことから, 属性ごとの評価一致率で表現する. N 人のユーザの集合を S_U , L 個からなる属性の集合を S_A とし, ユーザ $i \in S_U$ の属性 $k \in S_A$ に対する評価一致率を $u_{i,k}$ とする. 評価一致率 $u_{i,k}$ を要素とする, 価値観モデルに対応した $N \times L$ のユーザ行列を M_u とする.

アイテムの価値観モデルは, 好評と不評に区別して考える. アイテム j に対する総合評価の評価極性と属性 k の評価極性が好評で一致していた場合を好評一致率, 不評で一致していた場合を不評一致率とする. $1 \sim L$ 列を好評一致率, $L+1 \sim 2L$ 列を不評一致率として価値観に基づく $M \times 2L$ のアイテム行列 M_v を生成する. M_v の各要素がとる値 $v_{j,k}$ は, アイテム j の属性 k に対する好評一致率 ($k \in [1, L]$), 属性 l の不評一致率 ($l+L = k \in [L+1, 2L]$) となる.

3.2 行列演算によるスコア計算

提案手法では, ユーザとアイテムの行列の積をスコアとして扱い, 推薦の予測に利用する. R をユーザとアイテムの関係行列として, $L \times 2L$ 行列で表すことで, 予測スコアを表す行列 M_s を式 (3) により求める.

$$M_s = M_u \times R \times M_v^T \quad (3)$$

予測スコア行列 M_s は $N \times M$ の行列になり、各成分がアイテムのユーザに対する予測スコアになる。2.1 節で述べた既存手法と異なり、提案手法では、データセットの属性を用いてユーザ・アイテム行列を表現するため、各行列の持つ意味や推薦結果を解釈しやすいという利点がある。

3.3 ユーザとアイテムの関係行列

R を $L \times 2L$ 行列として、手動で要素を設定する方法と、機械学習により自動で生成する方法の 2 通りの方法を提案する。

手動での設定では、同一属性間の対応のみを考える。従って、行列の対角に相当する成分のみが値を持つ。本稿では、 R_D に対して 5 つの設定方法を定義する。

- R_{D1} : 好評一致率と不評一致率を 1:1 で用いる場合
- R_{D2} : 好評一致率と不評一致率を 2:1 で用いる場合
- R_{D3} : 好評一致率と不評一致率を 1:2 で用いる場合
- R_{D4} : 好評一致率のみを利用する場合
- R_{D5} : 不評一致率のみを利用する場合

関係行列 R を、機械学習により回帰問題へ帰着させ、元の評価値行列に近似させることを考える。機械学習により生成する行列を R_{ML} とし、次の 3 通りの R_{ML} を学習し、比較を行う。

- R_{ML1} : 好評・不評に対応した要素に制約をかける場合
- R_{ML2} : R_D を学習し、好評・不評に対応した制約をかける場合
- R_{ML3} : 全ての要素を自由に学習する場合

R_{ML1} では、更新の際、好評一致率に対応する要素が 0 より小さくなったとき、あるいは不評一致率に対応する要素が 0 より大きくなったときは値を 0 に修正する。 R_{ML2} では、 R_D と同様に対角に相当する成分のみを対象とするが、 R_{ML1} と同様の処理を行う。 R_{ML3} は、 R の全ての要素を値の正負に関わらず学習する。

4. 評価実験

4.1 データセット

実験には Yahoo!映画^{*1} の評価データを利用する。評価項目には総合評価の他、物語、配役、演出、映像、音楽が存在する。提案手法における属性を、評価項目の総合評価以外の 5 項目に対応させる。総合評価と属性評価の範囲は 1 から 5 であり、刻み幅は 1 で変化する。ユーザ数 35,237、アイテム数 6,827、総レビュー数 586,212 件のデータで評価実験を行う。

4.2 実験概要

評価実験では、従来の行列ベースの手法である SVD, NMF, PMF と提案手法を比較した。使用したデータセットは、ユーザ当たりのアイテム評価数が少ないため、3 分割交差検証を 10 回繰り返すことにより、ユーザの上位 3 件の推薦アイテムに対して Precision, Recall, nDCG の平均や標準偏差などを計算し、比較を行った。以下、それぞれの評価指標を P@3, R@3, nDCG@3 と表記する。

提案手法は 3.3 節で述べた R_D と R_{ML} を利用して式 (3) で計算した結果を用いる。 R_D に関しては、アイテムの価値観を

好評と不評に分けることの有効性を調べるための予備実験を行い、有効であった 3 種類 R_{D1} , R_{D2} , R_{D4} を評価実験では用いている。

4.3 結果・考察

各手法における P@3, R@3, nDCG@3 の平均を表 1 に示す。各評価指標は、3 分割交差検証を 10 回繰り返した結果の平均を表す。表 1 より、手動で定義した R_D を用いた方法は、PMF と近い推薦精度が得られていることがわかる。P@3, R@3 においては提案手法である R_{ML3} で一番良好な結果が得られている。

表 1: 実験結果

Method	P@3	R@3	nDCG@3
SVD	0.6249	0.5376	0.8634
NMF	0.6230	0.5363	0.8618
PMF	0.6183	0.5356	0.8587
PV R_{D1}	0.6158	0.5278	0.8508
PV R_{D2}	0.6146	0.5267	0.8500
PV R_{D4}	0.6124	0.5248	0.8485
PV R_{ML1}	0.6226	0.5307	0.8545
PV R_{ML2}	0.6223	0.5306	0.8544
PV R_{ML3}	0.6277	0.5419	0.8609

5. おわりに

本稿では、推薦精度が高いことから近年主流になっている行列演算ベースの情報推薦システムに価値観を導入した手法を提案した。データセットを用いた評価実験の結果、P@3 などの評価指標において、従来手法と同等程度の推薦精度が得られること、機械学習で R を求めることにより従来手法よりも良好な結果が得られることを示した。

今後は、ユーザに対して好評・不評の区別をしたモデル化することによるユーザ特性の解析や、異なる種類のアイテムに対する有効性について検証を行うことが考えられる。また、従来手法と同様の推薦精度を維持しつつ、得られた行列や推薦結果の解釈が容易であるという特徴を生かし、推薦説明機能を備えた推薦システムへの応用も期待できる。

参考文献

- [三澤 14] 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, 1H4-NFC-01a-5, 2014.
- [Koren 09] Y. Koren, R. Bell and C. Volinsky, Matrix Factorization techniques for recommender system, IEEE Computer, Vol. 42, No. 8, pp. 30-37, Issue.8, 2009.
- [Hattori 14] S. Hattori and Y. Tkama, Recommender System Employing Personal-value-based User Model, JACIII, Vol.18, No.2, pp.157-165, 2014.
- [Takama 16] Y. Takama, T. Yamaguchi, and S. Hattori, Personal Values-Based Item Modeling and its Application to Recommendation with Explanation, JACIII, Vol.20, No.6, pp.867-874, 2016.

*1 <http://movies.yahoo.co.jp/>