

May 26, 2020

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

平松 楓也

富山県立大学 情報基盤工学講座

May 26, 2020

はじめに

予測とアルゴリ
ズム

Novelty に関する
評価実験

実用化の課題

終わりに

背景

従来の協調フィルタリングによる推薦方法では、推薦の精度を最適化することに重点を置いているが、すでに知っているアイテムが多く推薦されるという問題があった。この推薦は、精度を考えたときにはよい推薦であるが、ユーザの満足度を考えたときには発見性の欠如のために悪い推薦である。

目的

そこでこの論文では、ユーザからどのようなアイテムを知っているかというデータを獲得し、このデータを用いたいくつかのアルゴリズムを提案する。また、これらのアルゴリズムは、ユーザの知らない好みのアイテムがどれだけ推薦されるかを示す特性である Novelty（目新しさ）を向上させることを目的としている。

Amazon が開発したアイテム推薦機構の事である。伝統的に、協調フィルタリングの研究は、精度、再現率や平均絶対誤差を用いて推薦の正確さの向上に重点を置いてきた。

しかし、精度の高さゆえに対象のユーザが既に知っているものばかり推薦されてしまう問題があり、その推薦に飽きてしまったユーザはその推薦を受けなくなってしまう可能性がある。

つまり、発見性や内容の多様性が欠落していることから、ユーザが推薦に満足しない問題が起きている。

本研究では，ある程度の推薦精度を維持し，なおかつ推薦の発見性を向上させることによりユーザの満足度を向上させることを目指す．

従来の協調フィルタリングの間で最も異なる点は，従来の協調フィルタリングではユーザの嗜好のプロファイルのみを利用していたが，今回の手法ではそれに加えて，ユーザがどのようなアイテムを知っているかについてのプロファイル（以降，これを既知・不既知のプロファイルと呼ぶ）を利用することである．

このプロファイルは，ユーザに事前にアイテムに既知・不既知の評価（既知なら 1，不既知なら 0）をつけてもらうことにより獲得する．

知らないアイテムの予測

ユーザが知らないアイテムを予測する方法の提案

ユーザがアイテムにつけた既知・不既知の評価から、ユーザ間、アイテム間の類似度を計算し、その類似度を用いて未評価のアイテムの既知・不既知の予測値を計算する。この予測値を基に順位付けされた知らないと予測されるアイテムのリストを作成し、その予測精度を調べる。

嗜好と発見性を考慮した推薦

好きかつ知らないアイテムを推薦するアルゴリズムの提案

一つ目は、嗜好の評価値と既知・不既知の評価値から統合評価値を作成し、統合評価値からなる評価値行列に協調フィルタリングを適用するもの。

二つ目は、嗜好の予測値で順位付けされたリストと、既知・不既知の予測値で順位付けされたリストを組み合わせることを考える

三つ目は、知らないアイテムの予測を用いてユーザが知らないであろうアイテム集合を選び出し、そのアイテム集合の中から嗜好の予測評価値が高いものを推薦するもの

ユーザが知らないアイテムを予測するために、前述した既知・不既知のプロファイルを用いる。

その考え方は、知っているアイテムが似ている他のユーザが知っているアイテムは、注目しているユーザも知っているだろうというものである。

この考え方は協調フィルタリングと同様であるため、既知・不既知のプロファイルに協調フィルタリングを適用することでユーザの知っているアイテムを適用できると考えられる。

そして、注目するユーザと似たプロファイルを持つユーザの集合を特定し、そのユーザ集合が知らないアイテムを予想する。

知らないと予想されるアイテムリスト

7/18

ユーザ a_i がアイテム b_k につけた既知・不既知の評価値を $h_i(b_k)$ とする. この評価値に対し協調フィルタリングを適用すると, ユーザ既知・不既知の評価の予測値 $p_i^{know}(b_k)$ を計算できる. また, アイテムを予測値 $p_i^{know}(b_k)$ で順位付けしたリスト $L_{p_i^{know}}$ を作成する. $L_{p_i^{know}}$ は, ユーザが知っていると予測された順のアイテムリストなので, これを逆順にソートすることで知らないと予測された順でアイテムを順位付けしたリスト $L_{p_i^{unknow}}$ を得ることができる.

また、嗜好と発見性を考慮したアルゴリズムを3つ述べる

【アルゴリズム1】

嗜好の評価値と既知・不既知の評価値から推薦リストを作成する

【アルゴリズム2】

嗜好の予測値と既知・不既知の予測値から推薦リストを作成する

【アルゴリズム3】

知らないアイテムの集合を特定し, その中のアイテムを嗜好の予測値により順位付けして推薦リストを作成する

・ 方法

嗜好の評価値と既知・不既知の評価値から, "好きかつ知らないアイテム"が高い値を持つような統合評価値を作成することを考える.

↓ 協調フィルタリングを適用

好みの知らないアイテムが多く含まれる推薦リストができる.

・ 詳細

統合評価値の算出には, 嗜好の評価値と既知・不既知の評価値に重みをかけて足し合わせる方法をとる.

既知・不既知の評価値の重みを $\alpha \in [0, 1]$, 評価値を $h_i(b_k)$, 嗜好の評価値にける重みを $(1 - \alpha)$ とする. また, 嗜好の評価値 (1~5) のスケールを 1~5 に正規化し, 既知・不既知のスケールと等しくしたものを $r'_i(b_k)$ とし, これらの評価値を好みの知らないアイテムが高い値を持つように足し合わせた統合評価値 $r_i^{uni}(b_k)$ は以下のように定める.

$$r_i^{uni}(b_k) = (1 - \alpha) \times r'_i(b_k) + \alpha \times (1 - h_i(b_k))$$

・方法

嗜好のプロファイルと既知・不既知のプロファイル

↓それぞれに協調フィルタリングを適用

嗜好の予測値と既知・不既知の予測値を得る

この2つを組み合わせ、好みの知らないアイテムを多く推薦する方法を提案する。

・詳細

予測値の組み合わせ方には3つの方法がある。

- ・嗜好の順位と不既知の順位を足し合わせる
- ・嗜好の予測値と既知・不既知の予測値を足し合わせる
- ・嗜好の予測値と既知・不既知の予測値の積を計算する

はじめに

予測とアルゴリズム

Novelty に関する
評価実験

実用化の課題

おわりに

嗜好プロフィールに協調フィルタリングを適用して作成されるアイテムリスト L_{p_i} と、既知・不既知のプロファイルに協調フィルタリングを適用して作成されるアイテムリスト $L_{p_i^{unknown}}$ の結合を考える。このとき、それぞれのリストがどれだけ結合後のリストに影響を及ぼすかを表す重みを $\alpha \in [0, 1]$ とする。次にリスト内の各アイテムにそれぞれのリストでの順位に重みをかけたものの和を計算し、値の小さい順にソートしたものをリスト $L_{p_i^*}$ とする。

※ α が小さい場合は、元の嗜好に基づく推薦リストに近い推薦リストを作成し、 α が大きい場合は、知らないであろうアイテムを多く推薦するリストを作成する。

以上の考え方に基づき考案された推薦アルゴリズムが以下である。

```

procedure discovery2a ( $L_{p_i}, \alpha$ ) {
   $B_i \leftarrow \mathfrak{I} L_{p_i}$ ;
   $b \in B_i$  : compute  $p_i^{know}(b)$ ;
  compute  $L_{p_i^{know}} : \{1, 2, \dots, |B_i|\} \rightarrow B_i$  using  $p_i^{know}$ ;
  for all  $b \in B_i$  do
     $L_{p_i^{unknown}}^{-1}(b) \leftarrow |B_i| - L_{p_i^{know}}^{-1}(b)$ ;
     $p_i^*(b) \leftarrow L_{p_i}^{-1}(b) \cdot (1 - \alpha) + L_{p_i^{unknown}}^{-1}(b) \cdot \alpha$ ;
  end do
  compute  $L_{p_i^*} : \{1, 2, \dots, |B_i|\} \rightarrow B_i$  using  $p_i^*$ ;
  return  $L_{p_i^*}$ ;
}

```

アルゴリズム 2 a では各リストでの順位を足し合わせていたが、予測値を足し合わせる方法も考えられる。

各アイテムの嗜好の予測値 $p_i(b)$ と既知・不既知の予測値 $p_i^{know}(b)$ から次の式を計算し、この値の大きいアイテムから順に並べたものが推薦リストとなる。

$$\alpha * p_i(b) + (1 - \alpha) * (1 - p_i^{know}(b))$$

既知・不既知の予測値 $p_i^{know}(b)$ をユーザ i がアイテム b を知っている確率と考えると, $1 - p_i^{know}(b)$ はユーザ i がアイテム b を知らない確率となる.

以下のユーザが好みで知らない確率が高いアイテムを推薦するための計算を行い, 得た値が大きいアイテム順に並べたものを推薦リストとする.

$$p_i(b) * (1 - p_i^{know}(b))$$

このアルゴリズム 2c は 2a と 2b の方法に比べて適切な α を設定する必要がないという利点がある.

・方法

知らないアイテム集合を特定し，その中に含まれるアイテムを嗜好の予測値により順位付ける推薦方式をとる．このアルゴリズムは，知らないアイテム集合をうまく特定することができれば，Noveltyの向上に最も効果があると予想される．

・詳細

既知・不既知のプロファイルに協調フィルタリングを適用し既知・不既知の予測評価値 $p_i^{know}(b)$ を得る．そして，閾値 $\alpha \in [0, 1]$ より小さいアイテムの集合を知らないアイテム B'_i とする．また， B'_i に含まれるアイテムを嗜好の予測評価値 p_i で順位付けすることで推薦リスト L_{p_i} を作成する．

```

procedure discovery3 ( $B_i, \alpha$ ) {
   $b \in B_i$  : compute  $p_i^{know}(b)$ ;
  set  $B'_i \leftarrow \{B_i \mid p_i^{know}(b) \leq \alpha\}$ ;
  for all  $b \in B'_i$  do
    compute  $p_i(b)$ ;
  end do
  compute  $L_{p_i} : \{1, 2, \dots, |B'_i|\} \rightarrow B_i$  using  $p_i$ ;
  return  $L_{p_i}$ ;
}

```

はじめに

予測とアルゴリズム

Novelty に関する
評価実験

実用化の課題

おわりに

・ 3つのアルゴリズムにおける，それぞれのパラメータで α を変化させて，Novelty と，嗜好の精度・再現率，発見性を調べ最適な α ($\alpha \in [0, 0.1, \dots, 0.9, 1.0]$) がどの程度の値なのかを明らかにする．また，従来手法との比較も行う．

【データセット】

・ 20000 の評価データを収集した．具体的には，各ジャンル各年代合計 1000 曲の音楽データに対し，幅広い年代の 100 人のユーザに評価付けをしてもらいそれらの曲に対し嗜好の 5 段階評価と，既知・不既知の評価をつけてもらう．

はじめに

予測とアルゴリズム

Novelty に関する
評価実験

実用化の課題

おわりに

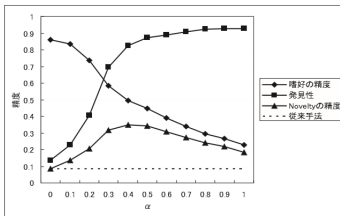


図 3 アルゴリズム 1 の各指標の推移

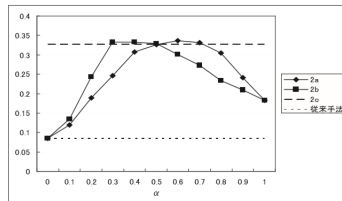


図 4 アルゴリズム 2 の各指標の推移

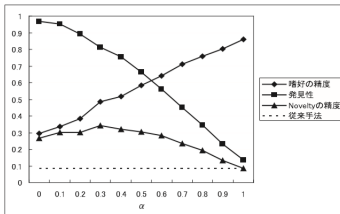


図 5 アルゴリズム 3 の各指標の推移

実際の利用を考えたとき、嗜好の評価値が抜けた不既知の評価値しかついていないアイテムが考えられる。その場合の各アルゴリズムの対応を考える。

まず、推薦対象の曲は対象のユーザが嗜好の評価値をしていない曲とする。具体的には、嗜好と既知・不既知の評価を両方つけていない曲と、不既知の評価のみをつけた曲になる。

【アルゴリズム 1】

不既知の評価のみの曲はどちらの評価もつけていない曲と同じ扱いにし、この曲の既知・不既知の評価値データは用いない。

【アルゴリズム 2】

不既知の評価のみの曲の嗜好の予測値は、どちらの評価もつけていない曲と同じ扱いにし計算されるが、既知・不既知の予測値は実際につけられた評価値を利用し、既知・不既知の予測値 $p_i^{know}(b) = 0$ の不既知の順位は 1 位として扱う。

【アルゴリズム 3】

知らないアイテム集合を選び出すことが重要であるため、不既知の評価値のみの曲は、実際に知らないと評価されているので α の値に関わらず知らないアイテム集合に加える。

前回の実験の評価値データから，不既知の評価がついている曲の嗜好の評価値をランダムに部分的に消すことで，評価値に偏りのあるデータセットを作成する．そのデータセットは，不既知の評価がついている曲の $X\%$ ($X \in [0, 25, 50, 75]$) に嗜好の評価値がついているものとする．

以下の図はどちらも $X = 50$ のときの値である．

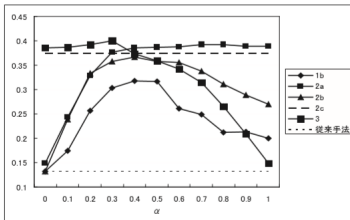


図 6 評価値に偏りがある場合の Novelty の精度

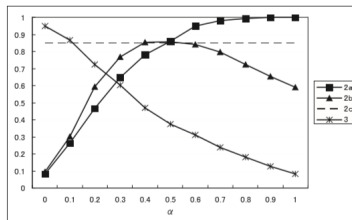


図 7 不既知の評価がついていた曲の割合

まとめ

- ① 理想環境ではどのアルゴリズムも同じくらい従来のよりも良い
- ② アルゴリズム 1 はあまり実用的ではない
- ③ アルゴリズム 2 は推薦リストに不既知の評価が多く含まれる傾向にある
- ④ アルゴリズム 3 は全く評価がついていない曲から多く推薦を受けたい場合に適している
- ⑤ 自分の研究に直接的に生かせる部分は少ないかもしれないが、協調フィルタリングについてより数学的に知る良い機会になったと思う