

個人の音楽的知識を考慮した協調フィルタリングによる楽曲推薦*

高木 広大 酒向 慎司
名古屋工業大学

1. はじめに

近年の音楽配信サービスの充実により我々は容易に大量の音楽に触れられる。その膨大な音楽から自分好みの楽曲を探すために楽曲推薦システムが必要であり、実際のサービスでも導入されているものがある。それらには主に協調フィルタリングでの楽曲推薦が用いられている。協調フィルタリングでの楽曲推薦では、推薦対象曲を全ユーザの視聴履歴から選ぶため、視聴ユーザの多いメジャー曲は推薦対象になりやすいが視聴ユーザの少ない希少な曲は推薦対象になりづらいという問題点がある。

そこで、希少曲を積極的に推薦し幅広く詳細な楽曲が推薦されること目的とした楽曲推薦システムを提案する。具体的に推薦対象ユーザと類似した嗜好で、希少曲を含む幅広く詳細な楽曲を消費しているかという個人のもつ音楽的知識が豊富であるユーザを推薦に用いる。また個人のもつ音楽的知識をユーザの楽曲に対する説明能力から推定する。なお視聴履歴や音楽的知識の指標データは音楽特化型 SNS Last. fm [1]から収集した。

2. 提案手法の概要

図1に概略図を示す。前提として、複数人ユーザに関し、そのユーザの音楽的嗜好を表す楽曲評価とユーザのもつ音楽的知識の指標となるデータがあるとする。これら推薦に使用するデータを持つユーザを標本ユーザとする。標本ユーザのデータをもとに音楽的知識が豊富で推薦対象者と嗜好が類似するユーザを選択し、そのユーザの楽曲評価をもとに推薦を行う。手順としては以下のとおりである。なお本研究では手順2と3について検討を行い手順1と4は従来の手法を用いる。

- ・ 標本ユーザと推薦対象ユーザの類似度を計算
- ・ 標本ユーザの音楽的知識の豊富さを計算
- ・ 類似度・音楽的知識の豊富さの観点で標本ユーザを複数人選択
- ・ 推薦対象ユーザの楽曲嗜好度を推定し推薦

3. 協調フィルタリングの手法

文献 [2]を参考に、協調フィルタリングで標本ユーザの視聴履歴をもとに楽曲を推薦する。

最初に推薦対象ユーザと標本ユーザ間の類似

* Music recommendation system using collaborative filtering based on individual knowledge of music
Kodai Takagi, Shinji Sako, Nagoya Institute of Technology

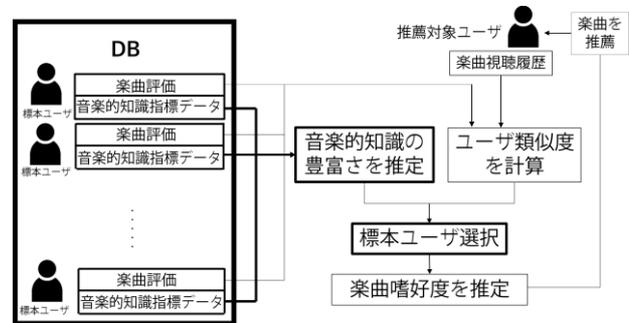


図1. 提案手法の概略図

度を楽曲評価の相関をもとに式 3.1 で計算する。

$$\rho_{ax} = \begin{cases} 0 & (|Y_{ax}| \leq 1) \\ \frac{\sum_{y \in Y_{ax}} (r_{ay} - \bar{r}'_a)(r_{xy} - \bar{r}'_x)}{\sqrt{\sum_{y \in Y_{ax}} (r_{ay} - \bar{r}'_a)^2} \sqrt{\sum_{y \in Y_{ax}} (r_{xy} - \bar{r}'_x)^2}} & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3.1)$$

次に推薦対象ユーザの未評価楽曲の評価を式 3.1 で算出した類似度で重みづけした各標本ユーザのアイテムへの評価値の加重平均で推定する。

$$\hat{r}_{ax} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{x \in X_y} \rho_{ax} (r_{xy} - \bar{r}_x)}{\sum_{x \in X_y} |\rho_{ax}|} \quad (3.2)$$

4. 提案手法

音楽的知識の豊富さの推定方法と標本ユーザの選択方法について検討を行う。

4.1 音楽的知識の豊富さの推定

音楽的知識の要件 ユーザのもつ音楽的知識はユーザの楽曲説明能力と強い相関があるとする。これは楽曲の年代やジャンルなど楽曲を区別する情報を的確に説明できるユーザほど音楽的知識が豊富であると考えられるためである。本研究では Last. fm から収集したユーザが楽曲を説明する形で付与したタグをもとに音楽的知識の豊富さを推定する。タグの例を表1に示す。また音楽的知識の豊富さの主な尺度は以下の3観点があると考えられる。

- ・ 音楽視聴経験の長さ
- ・ 音楽的知識の広さ：幅広いジャンルの楽曲に対する知識があること
- ・ 音楽的知識の詳細さ：特定の分野における音楽的知識が深く詳細であること

なお本研究では音楽的知識の広さ・詳細さから音楽的知識の豊富さを推定する方法を検討する。

表 1. Last. fm で楽曲につけられているタグ

楽曲名 (作者 - 曲名)	付与されたタグ例
Queen - Bohemian Rhapsody	70s, classic rock
Nirvana - Smells Like Teen Spirit	Grunge, cool!, 1990s

表 2. Last. fm で収集したデータの規模

対象ユーザ数	5,000
対象曲数	58,611
タグの種類数	85,445

音楽的知識を表すデータセット 収集したデータの規模を表 2 に示す。また、同じ意味のタグが正しく集計されるように、表記を統一する・記号を消すなどの文字の表記ゆれの正規化を行った。

音楽的知識の豊富さの推定方法 音楽的知識の広さ・詳細さをユーザの付与したタグの意味の距離を基にした意味的分布で推定する。タグが広範囲に分布していれば音楽的知識が広く、タグがある範囲に密集して分布していれば音楽的知識が詳細であると考えられる。本研究ではタグの意味的分布を Word2Vec [3] で獲得したタグの意味の分散表現値を用い作成した。音楽的知識の豊富さの推定手順は以下の通りである。

1. ユーザが付与したすべてのタグに対し意味が近いタグ同士をまとめたクラスタを作成する
2. クラスタ数から範囲の広さ, 1 クラスタの要素数からその範囲における詳細さを得る
3. 知識の広さ・詳細さのそれぞれの順位をもとに音楽的知識の豊富さを順位であらわす

4.2 標本ユーザの選択方法

音楽的知識の豊富さと類似度をもとに一定の類似度以上で音楽的知識が豊富なユーザの上位数人を選択する。

5. 提案システムの評価実験

音楽的知識を考慮することで高い推薦精度を保ちつつ希少度の高い楽曲を推薦することが可能かを検証するために、提案手法・類似度のみを考慮した推薦手法・音楽的知識のみを考慮した推薦手法の比較実験を行った。同時に標本ユーザの選択人数に関する比較を行った。

5.1 実験条件

Last. fm のユーザ 5,000 人のデータを対象に推薦対象 1 人・標本 4,999 人に分割し楽曲推薦を行う。ユーザの楽曲評価は視聴履歴とユーザのお気に入り楽曲 (Last. fm では Love に該当) から作成した。比較対象の手法は提案手法手順 3 の標本ユーザの選択方法を以下のように変えて作成した。

- ・ 手法 1 (類似度のみ考慮) : 一定の類似度 (本実験では 0.7) 以上のユーザを選択する

表 3. 提案システム評価実験結果

選択人数	評価適合率			総合希少度		
	5	10	15	5	10	15
提案手法	0.94	0.96	0.97	0.95	0.98	0.99
手法 1	0.96	0.99	0.96	0.85	0.96	0.99
手法 2	0.78	0.21	-	1.0	1.0	-

- ・ 手法 2 (知識のみ考慮) : 音楽的知識が豊富なユーザを選択する

5.2 評価方法

評価基準は協調フィルタリングのシステムとして適切な評価値を予測できるかと希少度の高い楽曲を推薦できるかの 2 点とする。

推薦対象ユーザの楽曲評価のうち 10% をランダムにマスクし評価用と学習用に分割する。学習用データで各推薦を行い、得られた楽曲に対する推定評価と実際の評価である評価用データとの適合率でシステムの適切性を評価する。

また、ユーザ 5,000 人の視聴履歴をもとに視聴人数の逆数をその楽曲の希少度とし、推薦可能楽曲の希少度の最大値をその推薦での総合希少度とし評価基準とする。

5.3 実験結果

実験結果を表 3 に示す。なおダッシュは類似ユーザが選択人数を下回ったために起きた計算不能結果である。選択人数が 10・15 人の場合、各手法の大きな差はなかった。これは推薦可能楽曲数が増え、より適切で希少な楽曲を選択可能になったためだと考えられる。しかし推薦可能楽曲が増えると希少性の高い楽曲が推薦される確率が低くなる。そのため推薦人数を限定し希少曲を含む限定した曲幅で推薦を行うことが有用であると考えられる。選択人数が 5 人の場合、提案手法の評価適合率を大幅に損わずに希少度をあげたという有用性を確認できた。

6. むすび

本稿では、協調フィルタリングでの楽曲推薦で音楽的知識を考慮することで、考慮しない場合と比較して、評価予測システムとしての適切性を大きく下げることなくより希少性の高い楽曲を推薦できることを確認できた。しかし、希少性の高い楽曲が推薦対象ユーザの好む楽曲かについて未検証のため、今後主観評価を行う予定である。

参考文献

- [1] <https://www.last.fm/> [アクセス日:2019年1月9日]
- [2] 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, Vol. 23, No. 2, p. p. 89-103, 2008.
- [3] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, Jeffrey Dean, “Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space,” ICLRWorkshop, 2013.