

# 感性情報とランキング情報による 楽曲推薦システム

M2010MM030 西尾 翼

指導教員：河野 浩之

## 1 はじめに

mp3 プレーヤーやインターネットの普及により、ユーザが利用する楽曲は増加傾向にある。本研究では大量の楽曲の中からユーザの好みに合った楽曲を提供する楽曲推薦に、感性情報とランキング情報を利用した新たな手法を提案する。多くの楽曲推薦の手法では協調フィルタリング (Collaborative Filtering) が用いられ、主にユーザの行動履歴を利用した楽曲推薦が行われている [1]。本研究では櫻山ら [2] の提案したランキング情報を用いた協調フィルタリングにユーザの感性情報を利用する。

感性情報については、櫻山らの提案した CD 売り上げランキング情報を用いた手法に対して、ユーザの感性情報を利用した推薦リストを加え、それによって作成された最終的な推薦リストの性能を評価する。この感性情報は、道端 [3] らが提案する楽曲のテンポ、ボーカルに、さらに年代を追加しユーザの感性情報として用いる。また CD 売り上げランキング情報については、ORICON STYLE(<http://www.oricon.co.jp/>) の CD 売上ランキング情報を用いる。そしてこれらを用いた楽曲推薦によってユーザ満足度の向上を図る。

## 2 感性情報、ランキング情報による推薦

ほとんどの楽曲推薦では協調フィルタリングが用いられている。また、ランキングと協調フィルタリングによる楽曲推薦に感性情報を導入することによって、よりユーザの状況に合わせた楽曲推薦が行われる。

### 2.1 協調フィルタリングによる推薦

ユーザ間の類似度では、ユーザ集合を  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 、アイテム集合を  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$  とし、ユーザがアイテム  $b_k$  に付けた評価を  $r_i(b_i)$  とすると、ユーザ  $a_i$  とあるユーザ  $a_o$  との類似度は  $s(a_i, a_o)$  は  $r_i$  と  $r_o$  に基づき計算される。また、ここで利用される計算式は主にピアソンの相関係数やコサイン距離が用いられる。

式 (1) は、 $n$  次元ベクトル  $X, Y$  の距離であり、 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 、 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  に対する距離となる。X, Y ベクトル成分は、アイテムに対するユーザが評価した値である。

$$\text{類似度 } sim = \frac{Cov(X, Y)}{X \cdot Y} \quad (1)$$

### 2.2 感性情報

道端ら [3] が行った感性情報による楽曲推薦は、人の印象に残りやすいと述べられるテンポ、調、音高、音高平均、音高偏差が用いられている。特に有効であったものはテンポとボーカルであった。黒瀬ら [4] は協調フィルタリング

に歯切れの良さ、厚さ、柔らかさ、不安定さ、激しさ、軽さ、透明さ、明るさなどの感性情報を利用し GroupLens の計算方法を用いて協調フィルタリングの類似度計算を行った。表 1 はこのような楽曲推薦技術の表である。

### 2.3 ランキング情報を用いた推薦

櫻山ら [2] は ORICON STYLE から年代別の CD 売り上げランキングと協調フィルタリングを用いて楽曲推薦を行った。CD 売上ランキング情報の順位に上位に点数を割り振りランキング情報を順位付けし、そこからランキング情報を基にした楽曲の推薦スコアを計算する。次に協調フィルタリングによつての楽曲の推薦スコアを計算し、正規化した後これらを足し合わせることでランキング情報と協調フィルタリングを用いた楽曲スコアを計算する。

表 1 楽曲推薦の技術

推薦技術	内容
CF のみ	ユーザの情報の CF
感性情報 + CF	感性情報と CF
ランキング情報 + CF	ランキング情報と CF

## 3 提案する楽曲推薦手法

本研究では、協調フィルタリングを行うために楽曲データへのユーザ評価と感性情報を入力する。さらに CD 売り上げランキング情報のリストを統合して最終的な推薦リストを作成する。3 章では、初めにユーザプロフィールの方法、ユーザ間の類似性の計算過程であるピアソンの相関係数の計算方法を示す。次に感性情報を用いた推薦方法、ランキングを用いた推薦方法、最後に、各推薦手法の統合を行う方法を示す。図 1 は本研究で行う楽曲推薦の流れである。

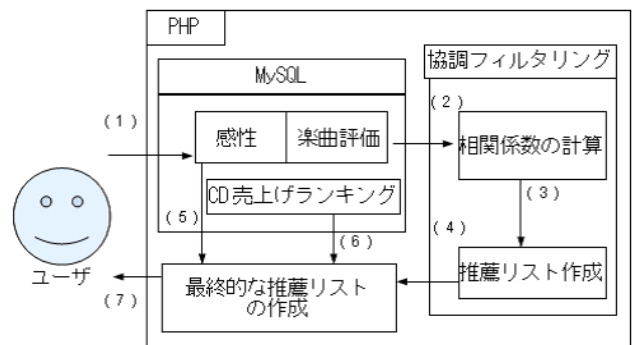


図 1 楽曲推薦システムの構成

### 3.1 楽曲推薦システムの提案

本研究のシステムの流れは図1のようになっている。(1)のように、ユーザが感性情報、楽曲評価データを入力する。(2)楽曲評価データを用いて協調フィルタリングを行う。(3)は(2)で得た類似度を用いて推薦リストを作成する。(4)協調フィルタリングを用いて作成した推薦リストに重み付けを行う。(5)感性情報を用いて推薦リストを作成し重み付けを行う。(6)CD売上ランキング情報を用いて推薦リストを作成し重み付けを行う。(7)では、重み付けされた各手法での推薦リストを統合し、最終的な推薦リストを作成する。

### 3.2 ユーザプロファイルの類似度

本研究では図1(3)のユーザプロファイルの類似度は以下の式(2)のピアソンの相関係数で計算する。これはGroupLensの方法でユーザ間型のメモリーベースの代表的な手法である。

また  $\bar{x}, \bar{y}$  はアイテム集合を評価したうち  $X, Y$  となる部分での各成分の平均を示す。

$$\text{類似度 } sim = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

次に式(3)のように、楽曲推薦を行うユーザに対しユーザが評価するであろう予測値を与える。

$$\text{予測値 } S_{aj} = \bar{S}_a + \frac{\sum_{i \in raders_j} sim(S_{ij} - \hat{S}_i)}{\sum_{i \in raders_j} |sim_{ai}|} \quad (3)$$

式(3)はユーザ  $a$  の楽曲  $j$  に対する評価予測  $S_{aj}$  を求める式である。これによってユーザ  $a$  が未評価の楽曲をどう評価するかを与える。 $S_{ij}$  は式(2)で求めた類似度  $sim$  を、 $S_{ij}$  とし、ユーザ  $i$  がアイテム  $j$  を評価したときの評価値を示す。 $raders_j$  はアイテム  $j$  を評価済みユーザの集合である。はユーザ  $a$  によって評価されたアイテム集合の評価値の平均である。次に は式(4)のように計算して求める。

$$\hat{S}_j = \frac{\sum_{a \in raders_j} S_{aj}}{|raders_j|} \quad (4)$$

式(4)の  $raders_j$  は  $a$  と  $j$  との共有集合で、  $raders_j = \{a \mid a \text{ が } j \text{ を評価した}\}$  を示す。

### 3.3 感性情報の楽曲推薦

(5)の感性情報を利用するために各楽曲にはメタデータとして、楽曲ID、楽曲、アーティスト、アルバム、発売年、ボーカル、bpm (beats per minute) を用いる。これらのメタデータ取得にはMP3TAG (<http://www.mp3tag.de/en/download.html>) を利用した。また、bpm についてはMP3TAG では取得できないので、BPM Analyzer

(<http://www.mixmeister.com/bpmanalyzer/bpmanalyzer.asp>) を用いて、各楽曲の bpm を解析し取得した。本研究では道端らによって有効であると示されたテンポとボーカルのパラメータを用いる。さらに楽曲の古いか新しいかの情報もパラメータとして利用し、これらのユーザの気分の優先度の高い楽曲を検索する。このように用いる感性情報はテンポ、ボーカルにさらに楽曲の年代を考慮した3つである。表2は利用するパラメータである。

表2 感性情報の属性

感性情報	内容
テンポ	テンポのスピードを BPM
ボーカル	男性ボーカルか女性ボーカル
楽曲年代	楽曲の発売年

本研究では、楽曲に付属メタデータを用いて、条件が合致する上位20曲を感性情報からの推薦リストとして利用する。

### 3.4 CD 売り上げランキング情報の楽曲推薦

協調フィルタリングでは自分の好みに似た楽曲が推薦されるが、意外性のある楽曲が得られないことが多い。CD売り上げランキング情報は、大量のユーザの好みが反映された情報源であることから、自分の好みとは別であるが意外性のある楽曲が得られる。

図1の(6)では、ランキング情報として、櫻山らが利用したようにORICON STYLEが公開しているCD売り上げランキングを利用する。このCD売り上げランキング情報には発売年、各年代の売り上げ順位、楽曲名、アーティスト名、売り上げ枚数のメタデータが付いている。本研究で用いるCD売り上げランキング情報は、1989年から2011年までのCD売り上げランキング情報として安定した年間ランキングを使用する。また、年代が幅広いのは、これは楽曲推薦で用いる楽曲を網羅するためである。

利用する楽曲の各アーティスト、各年代の曲が何%含まれているかを計算する。その後ランキング情報から上位30曲に対し、1から30ポイントを割り振り、利用する楽曲リストにそれらが含まれている場合、それらの和をとり推薦リストを取得している。

### 3.5 各楽曲推薦の統合

図1の(7)では、CD年間売上ランキング情報を利用した推薦リストに、感性情報、協調フィルタリングによる楽曲推薦の推薦リストを統合し最終的な推薦楽曲リストを作成する。まず各推薦リストの評価値のスケールが違ふことから、これらを正規化し各推薦手法に偏りを少なくする。式(5)、式(6)はランキングを用いた推薦リストの正規化を行う式である。また、 $S_R(p)$ 、 $S_C(q)$  は、ランキング情報と協調フィルタリングの手法による推薦楽曲  $p, q$  の推薦スコア、 $n, m$  は各手法の推薦楽曲数である。

$$S_{Rf}(p) = \frac{n S_R(p)}{\sum_{k=1}^n S_R(k)} \quad (5)$$

$$S_{Cf}(q) = \frac{mS_C(q)}{\sum_{k=1}^m S_C(k)} \quad (6)$$

櫻山らの推薦方法ではこれらのスコアの和を取り最終的な推薦スコアを取得している。本研究では、ここに感性情報を用いた推薦リストを加える。さらに、ランキング情報と協調フィルタリングを用いた手法に式 (7) の感性情報を加える。

$$S_{Ef}(r) = \frac{S_E(r)^2}{\sum_{k=1}^t S_E(k)} \quad (7)$$

これらを基に式 (8) のように、ある楽曲  $p$  の推薦スコアの和を計算し、感性情報の効いた推薦スコアを作成する。また、ここでの  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  は重みである。これらのパラメータを変化させて推薦結果を得る。

$$S_{final} = \alpha \cdot S_{Ef}(p) + \beta \cdot S_{Cf}(p) + \gamma \cdot S_{Rf}(p) \quad (8)$$

このように、ユーザの好みのアーティストの楽曲を追加でき、ユーザの満足度が向上すると考えられる。

#### 4 推薦システムの実験

ここでは用いるデータについてと、提案した各推薦手法の重み変化について動作状況を述べる。

##### 4.1 利用する楽曲データ

楽曲データについては、200 曲の楽曲データを利用する。データ量はそれぞれ約 3MB 程度で、これら楽曲データのフォーマットはすべて mp3 の楽曲データである。ジャンルは J-Pop, Rock, HR, Domestic, HR and HM, Pop, Hip Hop, Rap, Folk, R and B, Electronica の 11 ジャンルを用いる。

##### 4.2 CD 売り上げランキング情報

CD 売上ランキング情報は、1989 年から 2005 年までは 10 曲ずつを用いる。2005 年から 2011 年までは 100 曲中、上位 30 曲を用いる。

##### 4.3 重み付け

本研究では感性情報に  $\alpha$ , 協調フィルタリングに  $\beta$ , CD 売上ランキング情報に  $\gamma$  を重みとして割り振った。ここでは  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  の重みの変化によって推薦リストがどう変化するかを示す。重みの変化は  $\alpha : \beta : \gamma$  を 1:1:1 から順に 0.1 ずつ変化させ、人気アーティストが最も多く含まれる比率を示す。

##### 重み付けのプログラム

```

$numl[ $radmum[ $i[0]][3] = $alp* $emon[ $i[4];
$numl[ $tempy[ $i[2]][1] = $bet* $tempy[ $i[3];
$numl[ $rankr[ $i[0]][2] = $gan* $rankr[ $i[5];

```

プログラム内では重みの表現を  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  とし、各重みを 1.0 から 3.0 まで 0.1 ずつ変化させ、計 8000 通りの楽曲リストの変移を調査した。

#### 4.4 重み付けの評価

重み付けの評価には、最終的な楽曲推薦リスト上位 10 曲に、人気のあるアーティストが何曲含まれているかで評価した。人気のあるアーティストの判断には、J-Lyric.net (<http://j-lyric.net/artist/p1.html>) の人気歌手・歌手一覧を利用した。本研究では人気歌手・歌手一覧から上位 50 アーティストが推薦リストに何人含まれているかを評価し、人気歌手・歌手一覧に含まれているアーティスト数を評価ポイント 0 から 10 ポイントとする。

これらを基に実験し、重みの比率を  $\alpha : \beta : \gamma$  を 1:1:1 から順に変化させたところ、評価ポイントは最低 1 から最大 4 の値を取った。特に  $\beta = 2.0$  のときには、評価ポイントが 4 をとる比率が 200 通り中、54 通りと最も多い 27.0% になった。表 3 は、 $\beta$  の変化を基準とし、 $\alpha$ ,  $\gamma$  を変化させたときの、評価ポイントが 4 をとる組み合わせの合計数、パーセンテージである。

表 3 重み付け結果

	1.7	1.8	1.9	2.0	2.1	2.2	2.3
4 の比率数	36	44	50	54	52	46	38
%	18	22	25	27	26	23	19

表 3 のように  $\beta$  の重みが 2.0 のとき 54 通りの組み合わせで、 $\beta = 2.0$  を境に評価ポイントは下がっていった。 $\beta = 1.0$  において評価ポイントが 4 である組み合わせは、3 通り、 $\beta = 3.0$  において評価ポイントが 4 になる組み合わせは 1 つもなかった。さらに  $\beta = 2.0$  において 4 評価ポイントが最も楽曲リストに含まれた。図 2 は  $\beta = 2.0$  に固定し、 $\alpha$ ,  $\gamma$  を変化させたときの評価ポイントを比較したグラフである。

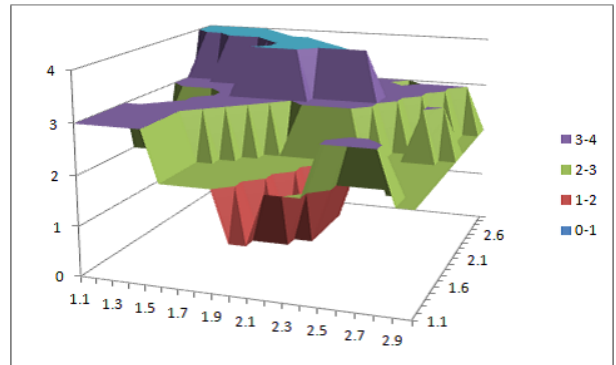


図 2  $\beta = 2.0$  のときの重み付け結果

図 2 のグラフでは横軸が  $\alpha$ , 縦軸が  $\gamma$  を示し、高さは評価ポイントである。また、この図の高さ 4 で表される部分が表 3 の 27.0% に当たる。

$\alpha$ ,  $\gamma$  については、 $1.1 \leq \alpha \leq 2.4$ ,  $2.2 \leq \gamma \leq 3.0$  の範囲で評価ポイントが 4 を取った。評価結果から、 $\alpha$  を増やしていくと評価ポイントが下がっていく傾向にあった。また、 $\alpha$  は  $\gamma$  との関係性が強く、 $\alpha : \gamma = 1:1.5$  のとき評価ポイントが向上した。よって  $\alpha$  を低め、 $\gamma$  を 1:5 で考えると評価ポイントが上がると考えられる。特に図 2 か

ら で4を取る数の最大でかつ で4を取る数の割合が  
 : : が2.0:1.9:2.7前後では安定してユーザの満足度  
 が向上すると考えられる。

## 5 アンケート評価

アンケートでは実際にユーザにシステムを利用してもらい  
 楽曲推薦を行った。ここでは実験手順、評価方法について、  
 その後評価結果と考察を述べる。

### 5.1 実験手順

3,4章で示した200曲, ORICON STYLEのCD売り上げラン  
 キング, 感性情報を用いた楽曲推薦を行い, 従来の重みと同  
 様に : : =1.2:1:1にして結果を示す。またこのときの  
 評価ポイントは2であった。実験では実際に図1に示す提  
 案システムを実行する。比較実験として従来のランキン  
 グ情報を利用したものと, 提案手法でユーザ満足度が向  
 上されているかをアンケート調査を用いて調査する。ア  
 ンケートの対象は学生12人に行った。内容は推薦リス  
 トの上位3位, 5位, 10位までについて, 5段階評価  
 でユーザが満足できているかを評価する。

### 5.2 評価実験の結果

評価結果は次の表4, 表5, 表6のようになった。これは  
 ユーザへ提供した推薦リストの上位3曲, 上位5曲, 上  
 位10曲についてである。表の評価平均は評価ポイントを  
 平均したもの, 評価ポイントの合計は評価ポイントを合  
 計している。

表4 上位3曲の推薦結果

推薦手法	評価平均	評価ポイントの合計
従来の楽曲推薦	3.86	116
提案した楽曲推薦	3.76	110

表5 上位5曲の推薦結果

推薦手法	評価平均	評価ポイントの合計
従来の楽曲推薦	3.60	180
提案した楽曲推薦	3.78	189

表6 上位10曲の推薦結果

推薦手法	評価平均	評価ポイントの合計
従来の楽曲推薦	3.60	360
提案した楽曲推薦	3.63	363

### 5.3 実験結果の考察

表4, 表5, 表6をまとめると図3のようなグラフにな  
 った。上位3位については, 感性情報を用いない方がわ  
 ずかにユーザの満足度が上回った。しかし, 上位5位, 1  
 0位に関しては感性情報を用いた提案手法の方が上回  
 った。これらはそれぞれ既存の手法に比べて5.0%, 0.8  
 %ユーザの満足度が向上している。よって2つの手法  
 を利用した

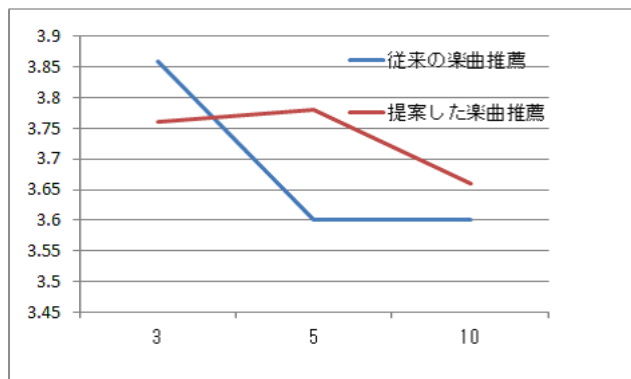


図3 推薦システムの流れ

場合において, 評価ポイント2と, 低いくともこの結果  
 であったことから, 評価ポイント4の : : =2.0:1.9:  
 2.7ならば, 感性情報を利用した提案手法では有効性が  
 あると考えられる。

## 6 まとめ

本研究では従来の楽曲推薦よりもユーザの満足度の向  
 上を目的とし, 櫻山らのランキングに基づく楽曲推薦に,  
 ユーザの感性情報を加える提案をした。本研究では強調  
 フィルタリングとORICON STYLEのCD売り上げラン  
 キングを用いた楽曲推薦に, ユーザの感性情報としてテ  
 ンポ, ボーカル, 楽曲の年代を用いた。さらに, 重み , ,  
 のパラメータを変化させ人気のあるアーティストが多  
 く含まれるパラメータを示した。

システムの有効性を検証するために, 被験者による評  
 価実験を行い推薦精度を比較した。その結果, 有効性を  
 示すことができた。アンケート調査からは, 従来に比べ,  
 推薦リストの上位3, 5, 10の楽曲において, 5曲, 10  
 曲についてはそれぞれ5.0%, 0.8%ユーザの評価が向  
 上した。しかし, ユーザがあまり楽曲に興味がなく, 普  
 段からORICON STYLEのCD有名な楽曲しか聞かない場  
 合, 従来の楽曲推薦の方がユーザを満足させる問題があ  
 った。今後はこれらの問題に対し, 普段からユーザが自  
 分の好きな曲を聞いているかどうかの楽曲の利用状況  
 の考慮をする必要がある。

## 参考文献

- [1] 吉井和佳, 後藤真孝, “音楽推薦システム,” 情報処理  
 学会誌, Vol.50, No.8, pp.751-755, 2009.
- [2] 櫻山 裕史, 手塚 太郎, 木村 文則, 前田 亮, “ラン  
 キング情報を利用した楽曲推薦システムの構築,” DEIM  
 Forum, pp.231-232, 2009.
- [3] 道畑 貴之, 米田 達矢, 倉本 到, 渋谷 雄, 辻野 嘉  
 宏, “ユーザの気分に基づく自動選曲法における楽曲特  
 徴の効果,” 情報処理学会研究報告, EC-5, pp.37-42,  
 2006.
- [4] 黒瀬崇弘, 梶川嘉延, 野村康雄, “感性情報を用いた  
 楽曲推薦システム,” ファジィシステムシンポジウム講  
 演論文集, Vol.19, pp.175-178, 2003.