

# 感性情報を用いた楽曲推薦システム

黒瀬 崇弘<sup>†</sup> 梶川 嘉延<sup>†</sup> 野村 康雄<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 関西大学工学部電子工学科 〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3-3-35

E-mail: †{tak1027,kaji,nomura}@joho.densi.kansai-u.ac.jp

**あらまし** 本稿では、個々ユーザの嗜好に見合った音楽を推薦するシステムを提案する。我々はこれまでに、「人にやさしい検索システム」として感性語による音楽検索システムを構築し、ほぼ満足のいくシステムを構築することができた。しかし、個人差が大きく現れる音楽の嗜好を扱った検索システムまでは実現できなかった。そこで、ユーザの試聴履歴を参照し、個人の嗜好に見合った音楽を推薦できるシステムを提案する。感性情報を用いた内容に基づくフィルタリング、協調フィルタリング、及び双方の手法を連動させたシステムをそれぞれ構築し評価を行った。

**キーワード** 協調型 DB, 感性情報, 音楽情報検索

## Music Recommendation System Using KANSEI Information

Takahiro KUROSE<sup>†</sup>, Yoshinobu KAJIKAWA<sup>†</sup>, and Yasuo NOMURA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Department of Electronics, Faculty of Engineering, Kansai University

3-3-35 Yamate-cho, Suita-shi, Osaka 564-8680, Japan

E-mail: †{tak1027,kaji,nomura}@joho.densi.kansai-u.ac.jp

**Abstract** In this paper, we propose music recommendation systems considering user's taste for music. We have already proposed a music retrieval system using KANSEI words as a user-friendly retrieval system. This system can almost satisfy general users' requests. However, we have never constructed a music retrieval system handling user's taste in which individual difference is large. We therefore propose music recommendation systems considering user's taste for music by using audience histories. In the proposed systems, content-based filtering, collaborative filtering, and the hybrid are utilized, respectively. Evaluation experiments demonstrate the efficiency of the proposed systems.

**Key words** Collaborative DB, KANSEI information, Music information retrieval

### 1. はじめに

近年の情報通信分野における技術革新はめざましく、技術革新を背景とした情報通信の高度化は、社会経済に大きな変革をもたらすものとして期待されている。中でも、デジタル技術の進展は情報通信分野における最も大きな技術革新の一つとして、情報通信の高度化をもたらすもので、既にインターネット、携帯電話を中心として我々の生活の中にも急速に浸透している。また、情報発信方法として最も普及しているテレビ放送の分野においても 1996 年 6 月から衛星デジタル多チャンネル放送が開始され、近く 2003 年 12 月には、一部の地域で地上波デジタル放送も開始される予定である。このように、今後益々情報といったものが我々にとって身近になると予想される。しかしその反面、情報の肥大化により個人が本当に得たい情報を探すが、逆に困難になってしまうといった現状に陥る可能性がある。また、インターネット上の Google をはじめとする検索エンジンにおいても得たい情報のキーワード（テキスト情報）を持ち合わせていないと検索できないといった問題を含ん

でいる。そういった背景から我々はこれまで、音楽情報を対象に曲名、作曲者名等の情報を持ち合わせていないユーザにも音楽の印象から検索を行えるシステムを構築してきた [1]。しかし、個人差の大きく現れる音楽の嗜好は検索指標として扱うことはできなかった。そこで本研究では、個人の利用履歴を参照することにより、ユーザの嗜好に見合った音楽を推薦できるシステムの構築を目的とする。履歴を参照することによって情報を推薦する手法には、内容に基づくフィルタリング、及び協調フィルタリングの手法がある。しかし、双方の手法には、それぞれに問題点がある。そこで、内容に基づくフィルタリングと協調フィルタリングの手法を連動させることで、双方の問題点を補完し、音楽情報を有効に推薦できると考えた。以降、2 章では関連研究を紹介し、3 章で本研究の提案システムを説明する。4 章ではそれぞれの手法の評価実験を行い結果の考察を行う。5 章でまとめを述べる。

### 2. 関連研究

膨大な情報の中から、個々のユーザの嗜好に合った情報を推

薦するシステムの研究は大きく分けて内容に基づくフィルタリング (Content-Based Recommendation) と協調フィルタリング (Collaborative Recommendation) の二つの手法が存在する。これらの手法は、主に World Wide Web コンテンツの推薦を目的とした研究が多い。この章では、それぞれの手法の基本的な概要、及びそれぞれが持つ問題点について述べる。

### 2.1 内容に基づくフィルタリング

内容に基づくフィルタリングとは、過去にユーザが好んだアイテムの内容を分析することでユーザの嗜好傾向を示したユーザプロフィールを生成し、そのユーザプロフィールの情報に類似する情報を推薦する手法である。この手法を用いた例として InfoFinder [2] がある。

内容に基づくフィルタリング手法の問題点は、既存技術において有効な特徴量を抽出できない場合があるといったことである。本稿で扱う音楽情報においても、個人の嗜好に関する音楽指標とは一般的に定められないといったことから、同種の問題を含んでいる。本研究では、ユーザプロフィールに扱う音楽指標として8種類の感性情報と、17種類の楽曲特徴量をそれぞれ用いた。詳しい音楽指標の説明については、3章で説明する。

二つめの問題点は、過度の専門化の問題である。システムがユーザプロフィールを大いに反映して情報を推薦すると、既に高い評価をした情報の特性に似た情報だけが出力される。これは、ユーザの嗜好変化に追随することを困難にし、また、ユーザに新たな嗜好の発見を促す作用は働かないことから閉塞的なシステムになってしまうと考えられる。

### 2.2 協調フィルタリング

協調フィルタリングの概要を図1を用いて説明する。この図において評価対象ユーザに類似するのは user C である。よって対象ユーザがアイテム  $i_n$  を評価していない場合は、類似ユーザである user C がアイテム  $i_n$  に高い評価を下していることから対象ユーザの  $i_n$  の評価も高い評価が得られると予測される。つまり、ユーザ間の類似度を計算し、類似度の高いユーザが評価の情報を優先的に参照し推薦するというのが協調フィルタリングの手法である。この手法は、内容に基づくフィルタリングと違い、情報自体がどのような特性を持っているかを言及しない。評価対象ユーザ  $k$  の未評価音楽  $m$  に対する予測評価値  $est_{k,m}$  の算出法は以下の式が用いられる。

$$est_{k,m} = \overline{fav_k} + \gamma \sum_{n=1, n \neq k}^N w_{kn} (fav_{n,m} - \overline{fav_n}) \quad (1)$$

ここで、 $N$  はユーザ総数、 $fav_{n,m}$  はユーザ  $n$  の音楽  $m$  に対する嗜好評価値であり、 $\overline{fav}$  は平均値である。また、 $w_{kn}$  はユーザ  $k$  とユーザ  $n$  のプロフィールの類似度 (一般的に相関係数) を示す。 $\gamma$  は調整係数である。この手法を用いた例として GroupLens [3]、ソフトウェア機能推薦 [4] 等がある。また、Ringo [5] は本研究と同様に音楽推薦システムであり、協調フィルタリング手法の草分け的なシステムとして位置づけられている。この手法の予測評価値の算出法は以下の式の通りである。

$$est_m = 1/N \sum_{n=1}^N fav_{n,m} \quad (2)$$

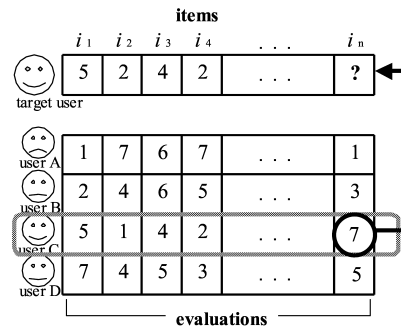


図1 協調フィルタリング概要

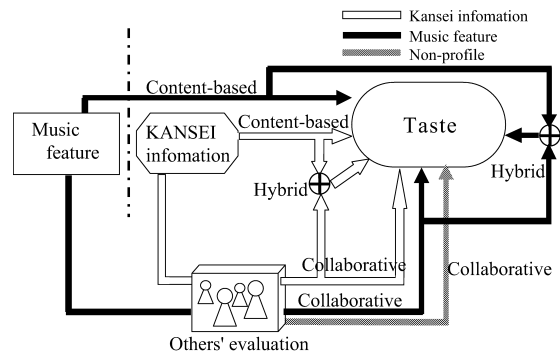


図2 提案システム概要

表1 感性情報

$adj_i$	感性語対
$adj_1$	1. 歯切れのよい - 7. なめらかな
$adj_2$	1. 厚い - 7. 薄い
$adj_3$	1. やわらかい - 7. かたい
$adj_4$	1. 不安定な - 7. 安定な
$adj_5$	1. 激しい - 7. おだやかな
$adj_6$	1. 軽い - 7. 重い
$adj_7$	1. にごった - 7. 澄んだ
$adj_8$	1. 暗い - 7. 明るい

この式からわかるように、予測評価値は音楽  $m$  に対する評価の平均である。協調フィルタリング手法の問題点は、全てのユーザが未評価である情報は推薦されないことである。これは、ユーザ人数や蓄えられている情報の規模に大きく依存し、ユーザの評価履歴数が少ない場合において、システムは有効に働かず、多くの評価履歴を必要とすることを意味する。また、Ringo [5] は、ユーザに対して100曲以上、7段階の嗜好評価を求める。しかし、ユーザにとって評価付けは面倒な作業であるため、この手法は現実的でない。よって本研究では、少ない履歴状態での精度の向上を目的としている。

## 3. 提案システム

本研究では、個人の嗜好にあった音楽情報を推薦するシステムを提案する。概要を図2に示す。ユーザプロフィールを構成するための音楽指標には、感性情報及び楽曲特徴量の二種類を用いた。それぞれは3.1で説明する。3.2でユーザプロフィールの更新方法を説明し、3.3では、内容に基づくフィルタリングと協調フィルタリングを連動させたハイブリッドシステムに

表 2 楽曲特徴量

$fea_i$	特徴量	説明
$fea_1$	<i>Pitch - ave</i>	音程の平均値
$fea_2$	<i>Pitch - var</i>	音程の分散値
$fea_3$	<i>Velocity - ave</i>	音量の平均値
$fea_4$	<i>Velocity - var</i>	音量の分散値
$fea_5$	<i>Gate - ave</i>	音長の平均値
$fea_6$	<i>Gate - var</i>	音長の分散値
$fea_7$	<i>Density</i>	音符密度
$fea_8$	<i>Resister</i>	音程のダイナミクス
$fea_9$	<i>Tempo</i>	テンポ
$fea_{10}$	<i>Low - num</i>	低音域の音符数
$fea_{11}$	<i>Middle - num</i>	中音域の音符数
$fea_{12}$	<i>High - num</i>	高音域の音符数
$fea_{13}$	<i>Low - time</i>	低音域の時間の長さ
$fea_{14}$	<i>Middle - time</i>	中音域の時間の長さ
$fea_{15}$	<i>High - time</i>	高音域の時間の長さ
$fea_{16}$	<i>Rest - num</i>	休符の数
$fea_{17}$	<i>Rest - time</i>	休符の時間の長さ

ついて説明する. 本研究で扱う音楽データは, 様々なジャンルのピアノ曲 75 曲の SMF(Standard MIDI file) である.

### 3.1 感性情報及び楽曲特徴量

2.1 で説明したように, 個人の嗜好に関する音楽指標は定められないが, 本研究では感性情報と楽曲特徴量をユーザプロフィールを構成する要素として用いた. ここでの感性情報とは, 人が音楽を聞いた時に受ける印象を, 表 1 に示す 8 種類の感性語で 7 段階評価を行い数値化したものを示す. 数値化の方法は, データベース中の音楽データ 75 曲の楽曲に対し, 交響楽団 50 名が音楽データの印象評価を行い, 50 名の評価の中央値を音楽データの感性情報として定めた. ユーザプロフィールとして用いるために 7 段階評価を  $[-1,1]$  に正規化する. また, 楽曲特徴量は, 表 2 に示す 17 種類の特徴量を 75 曲の SMF データからそれぞれ算出したものであり, 全ての特徴量は  $[0,1]$  に正規化する.

### 3.2 ユーザプロフィール算出法

ユーザプロフィールは, 個人の嗜好評価と音楽指標との関係を示すものである. ユーザは提示される音楽に対して「1. 嫌い-7. 好き」7 段階の評価を下すものとする. 7 段階の嗜好評価値も感性情報と同様に  $[-1,1]$  に正規化を行い計算を行う. ユーザプロフィールの算出法として一括算出方式と逐次更新方式を用意した. 3.1 で説明した感性情報  $adj$ , 楽曲特徴量  $fea$  は音楽指標  $ind$  に代入して計算される. まず, 一括算出方式  $pro1$  の説明をする.

$$pro1_i = \frac{\sum (ind_i - \overline{ind_i})(fav - \overline{fav})}{\sqrt{\sum (ind_i - \overline{ind_i})^2} \sqrt{\sum (fav - \overline{fav})^2}} \quad (3)$$

この式は, 履歴中全てのユーザの嗜好評価  $fav$  と音楽指標  $ind$  との相関係数を取ったものである. 次に, 逐次更新方式を説明する.

$$pro2_i(t+1) = \alpha pro2_i(t) + (1 - \alpha)ind_i(t) \times fav(t) \quad (4)$$

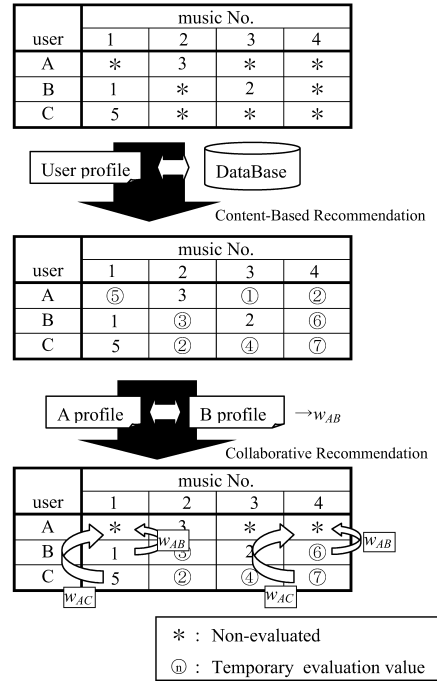


図 3 ハイブリッドシステム

この式は, ユーザが音楽データに対して嗜好評価を下すごとにユーザプロフィール値を更新することを示している.  $t$  はユーザの試聴履歴回数を示している.  $pro2$  の初期値  $pro2(0) = 0$  とする. また,  $\alpha$  はどれだけ以前の評価を新しいプロフィール値に反映させるかを定める係数であり, 本研究では経験的に  $\alpha = 0.7$  とした.

### 3.3 ハイブリッドシステム

2 章で二つの推薦手法の問題点を挙げた. それぞれの問題点を補う方法として双方の手法を連動させる考え方があり [6]. 本研究で提案するハイブリッドシステムの流れを図 3 に示す. まず, 生成されたユーザプロフィールより内容に基づくフィルタリングの手法で, ユーザが未評価である情報に仮の評価値を付加する. これは, 内容に基づくフィルタリング手法の予測値に他ならない. 次に, 推薦対象とするユーザを決定し, ユーザプロフィールより他のユーザとの類似度を算出する. その類似度の高いユーザからの情報を大いに参照し未評価情報に対する予測値を算出する. これは, 協調フィルタリングの手法と同じ操作である. この二段階の操作を行うことで, まず内容に基づくフィルタリングの問題点であった, 類似情報のみが推薦されるといったことは, 協調フィルタリングの手法を行っていることで解決すると考えられる. また, 協調フィルタリングの問題点であった, 全てのユーザによって評価されていない情報は誰にも推薦されることがないといった点は, 内容に基づくフィルタリングの手法によって, 全ての情報にはなんらかの評価が得られていると扱うことにより解決する. 例として図 3 の No.4 の音楽は普通の協調フィルタリングの操作では, 誰も評価を行っていないので, どのユーザにも推薦されることはない. しかし, ハイブリッドシステムにおいては仮評価値を用いてそれぞれの

表 3 評価結果

history	KANSEI information( <i>adj</i> )						Music feature( <i>fea</i> )						non-profile	ringo	random
	collabrative		content-based		hybrid		collabrative		content-based		hybrid				
	<i>pro1</i>	<i>pro2</i>	<i>pro1</i>	<i>pro2</i>	<i>pro1</i>	<i>pro2</i>	<i>pro1</i>	<i>pro2</i>	<i>pro1</i>	<i>pro2</i>	<i>pro1</i>	<i>pro2</i>			
10	0.18	0.18	0.22	0.18	0.23	0.16	0.12	0.05	0.18	0.05	0.23	0.14	0.02	0.20	-0.01
15	0.19	0.23	0.22	0.17	0.25	0.17	0.15	0.11	0.18	0.03	0.22	0.18	0.01	0.27	0.01
20	0.12	0.21	0.20	0.19	0.22	0.15	0.11	0.14	0.20	0.11	0.23	0.20	-0.03	0.28	0.01
25	0.22	0.25	0.23	0.21	0.28	0.18	0.18	0.16	0.19	0.11	0.26	0.21	-0.01	0.26	-0.03
30	0.27	0.27	0.25	0.22	0.29	0.24	0.23	0.19	0.17	0.10	0.22	0.26	0.03	0.24	-0.09

ユーザに推薦を行うことができる。

## 4. 評価実験

これまでに説明してきたそれぞれの手法の評価実験を行う。

### 4.1 実験手順

被験者は 24 名。データベースには 75 曲の音楽データが存在する。それぞれの被験者はデータベースよりランダムで提示される 50 曲に対し 7 段階の嗜好評価を行った。被験者の履歴数が 10,15,20,25,30 曲のときに、それぞれユーザプロフィールを作成しユーザ間の類似度を計り、未評価音楽に対するユーザの嗜好予測値を算出する。その予測値と、ユーザプロフィール作成後、被験者が実際に評価している 20 曲との相関係数を計り、被験者数で平均したものを本評価実験での精度の指標とする。ここで相関係数が高いということは、予測値の高い音楽を推薦すると実際にユーザが高い嗜好評価を与えている音楽を推薦できていることを意味する。

### 4.2 結果及び考察

結果を表 3 に示す。また図 4 は、ユーザプロフィール *pro1* を用いた結果とユーザプロフィールを用いない手法の結果をグラフに示したものである。ここで、non-profile は、ユーザプロフィールを用いずに被験者の嗜好評価の相関係数をユーザ類似度として協調フィルタリングで予測したものであり、ringo は 2.2 で説明した Ringo [5] の計算方法で予測したものである。また、random は予測値を乱数で決定したものである。

この結果から、ユーザプロフィールを用いた手法は、用いなかったものに比べて精度がよいことがわかる。これは、音楽を推薦するためにユーザプロフィールが有効に働いていることを示している。しかし、ringo はプロフィールを用いていないにも関わらず精度が高かった。これは、本稿で実験に用いた音楽データが嗜好のばらつきが現れ難いデータであったことを示している。次に、3.1 で提案した二つの音楽指標による精度の差は、感性情報 *adj* を用いた方が楽曲特徴量 *fea* を用いたときよりも全体的に精度が良いことを示している。これは、楽曲特徴量よりも感性情報の方が人間の嗜好に深く関係しているためと考えられる。また、3.2 で提案した二種類のユーザプロフィール算出法は、一括更新の *pro1* を用いた方が全体的に精度が高かった。最後に、3.3 で提案したハイブリッドシステムは、内容に基づくフィルタリング、協調フィルタリングの結果に比べて精度が良いことから、双方の欠点を引き継ぐことなくうまく連動していると考えられる。

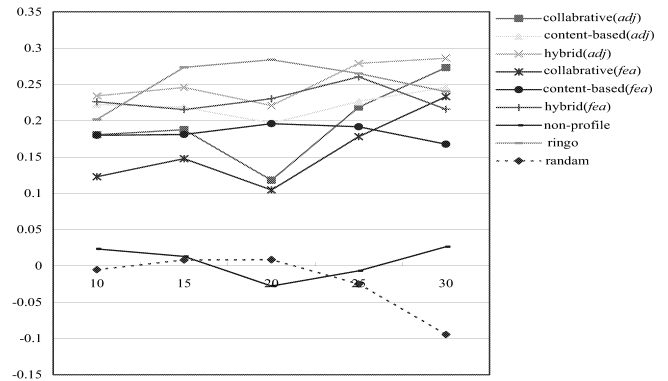


図 4 評価結果 (*pro1*)

## 5. まとめ

ユーザの負担が少なく、嗜好に見合った音楽情報を推薦するシステムの検討した。実験結果から、ユーザプロフィールとして感性情報を用い、内容に基づくフィルタリングと協調フィルタリングを連動させたシステムの精度が、最終的に最も精度が高かった。しかし、最も良い精度でも相関係数 0.3 程度であることから、実用に耐える精度が得られているとは言い難い。今後は、さらなる精度の向上を目指す。

**謝辞** 本研究の一部は関西大学重点領域研究ならびに関西大学学術助成基金の援助の下で行われた。

### 文 献

- [1] 池添剛, 梶川嘉延, 野村康雄, “音楽感性空間を用いた音楽データベース検索システム”, 情処学論, Vol.42, No.12, pp.3201-3212, Dec. 2001.
- [2] Krulwich, Burkey, “Leaning user information interests thorough extraction ofsemantically significant phrases”, AAAI Spring Symposium, Mar. 1996.
- [3] Resnick, Iacovon, Suchak, Bergstrom, Riedl, “GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews”, CSCW '94, pp.175-186, 1994.
- [4] 大杉直樹 他, “ソフトウェア機能の推薦システムのための協調フィルタリング”, ソフトウェアシンポジウム, 2002.
- [5] Upendra, Pattie, “Social Information Filtering: Algorithms for Automating “Word of Moutn””, ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.210-217, May. 1995.
- [6] Marko Balabanovic, Yoav Shoham, “Fab: Content-Based, Collaborative Recommendation”, Communications of the ACM, Vol.40, No.3, Mar. 1997.