

# ラフ集合理論を用いたユーザの嗜好に基づく楽曲推薦手法\*

小見裕明<sup>†</sup>

津谷篤<sup>†</sup>

田中敦<sup>†</sup>

山形大学大学院理工学研究科<sup>†</sup>

## 1 はじめに

近年 MP3 のような音声符号化技術や大容量フラッシュメモリ, HDD を備えた音楽プレイヤー等の普及によって, 個人による大量の楽曲の持ち運び, 保存ということが可能となってきた. しかしながらユーザが大量の楽曲を目の前にした際, 未視聴の楽曲に対し好みの楽曲を適切に選択していくことが難しいという問題がある. そのため現在膨大な楽曲の中からユーザに適切な楽曲を推薦する仕組みが求められている.

ここでユーザに対し適切な楽曲を推薦するためにはユーザごとに異なる嗜好を抽出し, 推薦に反映する必要があると考えられる. そこで本研究ではデータからの知識獲得手法であるラフ集合理論を用いて各ユーザの嗜好を抽出し, それを用いて楽曲の推薦を行い手法の有効性を検証することを目的とする.

## 2 関連研究

従来のコンテンツ推薦に関する研究では, 推薦時に用いるデータによって協調フィルタリングとコンテンツベースフィルタリングに分けられる.

### 2.1 協調フィルタリング

協調フィルタリングは各ユーザがコンテンツに対し付与した評価の情報を用いて同じような評価を付与した他のユーザの行動履歴から推薦する方式である. 同じようなコンテンツに興味を持つユーザ同士は他のコンテンツに対しても同様な興味を持つという考えに基づいている.[1]

### 2.2 コンテンツベースフィルタリング

楽曲推薦ではこのコンテンツベースフィルタリングが多く用いられる. これは楽曲の波形解析により得られる音響的特徴(テンポや調等)やメタデータ(アーティストやジャンルと言った情報)を特徴量として抽出しそれを推薦に役立てる手法である. 一般的にはユーザが好きな楽曲と類似する楽曲特徴量を持つ楽曲を推薦する.[2]

## 3 提案手法

ユーザの嗜好を抽出するにあたり我々は近年データマイニング手法として注目されているラフ集合 [3] を用いた. 提案手法の流れを以下に簡単に示す.(図 1)

(1) 所有する全楽曲群 (以下楽曲データベース) に対し, 各楽曲

の属性値を設定する.

(2) ユーザは楽曲データベースの中から数曲選択し, 好きあるいは好きではないと言った選好情報を与える.

(3) 作成した決定表から決定行列を作成する.

(4) 決定行列から決定ルールを論理式で計算する.

(5) 最終的に得られた決定ルールがユーザの嗜好を表したものであり, ユーザが未視聴の楽曲のうち得られた決定ルールに適合する楽曲を楽曲データベースから選出し, ユーザに提示する. 決定ルールが複数導出された場合は決定ルールの質を表す CoveringIndex(以下 C.I 値) の最も高い決定ルールを採用する.

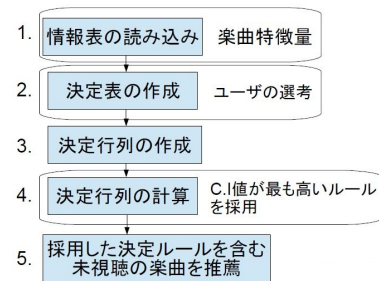


図 1: 提案手法

### 3.1 情報表の作成について

情報表の作成にあたり, 波形解析により得られる楽曲特徴量をサンプルの属性値として利用する. 特徴量は楽曲データベースとして定義した 168 曲を対象に MIRToolbox[4] を用いて抽出した. 用いる楽曲特徴量を表 1 に示す. また得られた特徴量は連続値であるため属性値として利用するためには離散化する必要がある. そのため楽曲特徴量ごとにクラスタリングを行い, 楽曲が所属するクラスタをその楽曲の属性値として採用した. クラスタリングのアルゴリズムはクラスタ数が未知であるため X-means 法 [5] を採用した. 得られた属性値の集合を表 2 に示す.

## 4 実験

### 4.1 実験 1

成人男女計 8 名のユーザに対し楽曲データベースの中から「好きな楽曲」と「好きではない楽曲」を (5 ~ 10 曲) 選出してもらい, 得られた選好情報から本手法によりユーザごとの「好

\*The music recommendation based on users preferences using rough set theory

<sup>†</sup>Hiroaki Omi · Graduate School of Yamagata University

楽曲特徴量	説明
RMS	音圧
Lowenergy	平均以下の振幅の割合
Zerocross	波形が零点を通る回数
Brightness	1500Hz 以上の周波数の割合
Mode	コード進行のメジャー度合 [-1,1]
Tempo	1 分間における拍数

表 1: 用いる楽曲特徴量

楽曲の属性	属性値集合
RMS	{R1,R2,R3}
Lowenergy	{L1,L2}
Zerocross	{Z1,Z2,Z3}
Brightness	{B1,B2}
Mode	{M1,M2,M3}
Tempo	{T1,T2,T3,T4}

表 2: クラスタリングにより得られた属性値の集合

きな楽曲の決定ルール」を得る。

#### 4.2 実験 2

実験 1 に参加したユーザから得た決定ルールに基づき未視聴楽曲から推薦を行う。推薦は複数の楽曲を提示することで行い、推薦楽曲のうち好きな楽曲を複数回答してもらった。また、比較のため音楽プレイヤーなどで良く採用されているランダム推薦を行った場合についての回答も同様に得た。結果を表 3 に示す。

#### 5 考察

実験 2 の結果から本手法によるユーザの嗜好に合うとされた楽曲数はランダム推薦に比べ 1,2 曲多い程度ということが分かる。しかしながら推薦した楽曲が全て嗜好に合うとしたユーザは一人もいないことからさらに手法を改善する必要がある。改善策として考えられるのは、用いる特徴量をよりユーザの判断基準に当てはまるよう精査することである。ユーザが対象の楽

曲を嗜好にあうと判断する際には本手法で用いた特徴量の他にも歌詞やアーティストと言った定量化しにくい特徴量も判断材料として捉えていると考えられる。本手法はラフ集合理論を用いているためそのような非数値の特徴量を扱うことも将来的には可能である。よって今後は、より良い推薦となるよう用いる特徴量についてより細かく検討していきたい。

#### 6 まとめ

ラフ集合理論を用いたユーザの嗜好に基づく楽曲推薦手法を提案した。手法の有効性を確かめるため実験を通してランダム推薦との比較を行ったが、本手法により推薦した楽曲の全てがユーザの嗜好に合うとは言えないため今後は用いる特徴量をより細かく検討し推薦精度を向上させることを目標とする。

#### 参考文献

- [1] Shardanand U, Pattie Maes, "Social Information. Filtering: Algorithm for Automating "Word of Mouth"", CHI '95 Conference Proceedings, pp.210-217, (1995)
- [2] 大野和久, 鈴木優, 川越恭二, "楽曲全体における特徴量の傾向に基づいた類似検索手法", 日本データベース学会論文誌 Vol.7, No.1, pp.233-238, (2008)
- [3] 森典彦 他, "ラフ集合と感性 (第 3 版)", 海文堂, (2011)
- [4] Olivier Lartillot, "MIRToolBox User's manual", Swiss Center for Affective Sciences, (2012)
- [5] 石岡 恒憲, "クラスター数を自動決定する k-means アルゴリズムの拡張について", 応用統計学, Vol.29, No.3, 141-149 (2000)

ユーザ	採用した決定ルール	C.I 値	好きな楽曲数/推薦楽曲数	好きな楽曲数/ランダム推薦楽曲数
A	L1 AND Z2	3/17	6/12	5/12
B	T1	3/9	10/12	11/12
C	R2 AND L2 AND Z2	5/9	6/9	2/9
D	L1	8/6	3/12	0/12
E	B2	2/11	2/12	1/12
F	R2 AND Z2	3/6	4/12	3/12
G	B2 AND T3	3/3	4/12	3/12
H	L2 AND T2	1/3	3/12	2/12

表 3: 推薦結果