5Q-07

個人の嗜好を考慮する楽曲プレイリストのインタラクティブ作成手法の提案

藤田康寛† 加藤昇平†

†名古屋工業大学

1 はじめに

近年，ユーザの所有可能な楽曲数の増加により，効率良くユーザが求める楽曲を再生する方法であるプレイリストが重要となってきた．プレイリストとは，予めテーマ毎にユーザの所有する楽曲データベースから，ユーザが定めた何らかのテーマに沿って選ばれた楽曲のリストである．プレイリストは，ユーザが求める楽曲を再生しやすい利点があるが，あらかじめユーザがプレイリストを作成する必要があり，作成する際に多くの時間が費やされることが難点である．また，あらかじめリスト化されている楽曲を聴取するため，ユーザは何度も同じ楽曲を聴取することになり，飽きやすい．そこで，プレイリストに合った楽曲をユーザに推薦することで，効率の良いプレイリストの作成を支援する研究がされている [1]．本稿では，インタラクションを通じてプレイリスト中の楽曲に共通する楽曲の特徴を学習し，テーマに適合する楽曲を推薦するプレイリスト作成手法を提案する．

2 事前調査

楽曲に対する印象は人によって異なる．このため，あるテーマに沿ってプレイリストを作成する際，多人数の人の嗜好を基に作成した一般的なプレイリストと，個人の嗜好を基に作成したプレイリストでは，プレイリストに入っている楽曲に共通する特徴が異なると考える．この仮説を検証するため，事前実験を行った．

2.1 プレイリスト収集方法

20 代前半の男女 7 名（男 5 名 女 2 名）を被験者としてプレイリストの収集をした．本実験では，多数のジャンルから無作為に選出した計 909 曲の楽曲データベースを使用した．また，サブスクリプション型音楽配信サービス AWA[2] の Mood タグで使用されている楽曲の印象を表す 6 つの語句（HAPPY, EXCITED, RELAX, LOVE, SAD, DARK）を作成するプレイリストのテーマとして指定した．被験者には，楽曲データベースから無作為に抽出した 300 曲から，上記のテーマに適合する楽曲をそれぞれ選出させ，1 テーマあたり最大 20 曲からなるプレイリストを作成させた．また，各テーマごとに全被験者の和集合を取り，これらを一般的なプレイリストとした．

2.2 楽曲ゆらぎ特徴

本実験で使用する楽曲特徴として楽曲ゆらぎ特徴 [3] を使用する．楽曲ゆらぎ特徴は，音量，音高，リズムの時間的概念を表す楽曲ゆらぎ情報に基づいて算出を行った 66 種類の特徴量であり，先行研究 [3] にて，楽曲を聴取した際に受ける印象との関係性が報告されている．

表 1: 有意差が出た楽曲特徴 (EXCITED)

被験者名	有意差の出た特徴番号	楽曲数
被験者 A	3,13,17,37,39,42,49,50,55,56,57,60,61,63,66	20
被験者 B	38,50,53	19
被験者 C	41,60,66	20
被験者 D	9,26,42,63,65,66	20
被験者 E	1,3,4,6,7,8,12,14,16,17,19,20,23,24, 26,28,29,33,34,37,38,39,40,42,43,44, 45,48,49,50,52,53,54,55,56,60,61,62,63,66	10
被験者 F	26,29,37,38,42,43,44,47, 49,50,53,55,56,60,61,62,63,66	20
被験者 G	13,19,43,44,50,56,61,63	20
全被験者	–	129

2.3 検証実験

本実験では，被験者が作成したプレイリストの楽曲に対して楽曲ゆらぎ特徴を算出し，各特徴ごとに正規分布の分散と平均を推定した．本実験では帰無仮説を，「一般的なプレイリストと個人が作成したプレイリスト中の楽曲特徴分布の平均には差がない」とし，各特徴・各被験者ごとに一般的なプレイリストとの t 検定を行った．本実験では有意水準を 5 %とする．実験結果の一例として，表 1 に EXCITED プレイリストにおいて有意差の確認された楽曲特徴を示す．

全ての被験者で有意差のある特徴量が確認され，1/3 以上の特徴で有意差が現れた被験者（被験者 E）も確認した．また，テーマ毎に有意差が多く見られる被験者が異なることが確認された．これより，被験者は個々の多様な判断基準でテーマに対する評価を行なっていることが示唆される．そこで本研究では，多様な判断基準に対応するため，ユーザ毎に学習を行う手法を提案する．

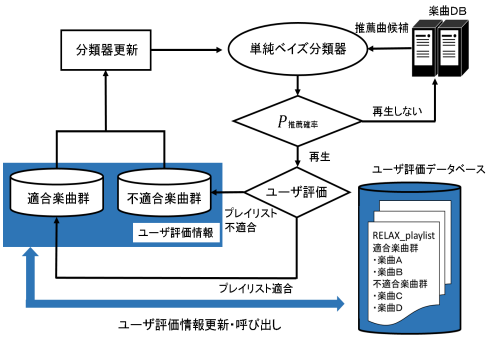

図 1: 提案手法概要図

3 提案手法

事前調査の結果を踏まえ，本研究では多田らの手法 [4] を改良することで，ユーザのプレイリストごとに学習を行うプレイリスト作成支援手法を提案する．図 1 に提案システムを示す．提案システムは，楽曲データベースからランダムに推薦候補となる楽曲を選曲し，単純

A technique to create a music playlist able to learn personal preference through interaction, Yasuhiro Fujita†, and Shohei KATO†

†Nagoya Institute of Technology
Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya 466-8555, Japan
{tfujita, shohey}@katolab.nitech.ac.jp

Copyright ©2016 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

ベイズ分類器を用いて推薦確率を算出し，推薦確率に基づきユーザに楽曲を推薦する．ユーザは推薦された楽曲を聴取してテーマに適合した楽曲であるかを評価し，適合した楽曲である場合はプレイリストに追加される．本研究では，テーマに適合した楽曲であるか否かをユーザ評価情報とし，単純ベイズ分類器の学習に用いる．ユーザが評価する度に，ユーザ評価情報を用いて単純ベイズ分類器を更新する．このように学習を行うことで，テーマに不適合な楽曲を排除し，ユーザの負担を軽減した上でテーマに適合する楽曲を選出することが可能であると考える．ユーザ評価情報はユーザ評価データベースに保存され，プレイリストの作成時に呼び出し単純ベイズ分類器を更新する．

3.1 楽曲特徴

本稿の提案楽曲推薦システムではメタ情報を用いたテーマのプレイリストに対応するため，第 2.2 章で述べた楽曲ゆらぎ特徴に加え，アーティスト名，アルバム名，ジャンル，発売年代のメタ情報も楽曲特徴として使用する．これらのメタ情報は Apple 社製メディアプレイヤー iTunes を用いて事前に収集する．

3.2 単純ベイズ分類器

提案システムで用いる分類手法として，単純な条件付き独立性に基づいた確率的分類器である単純ベイズ分類器を使用する．この分類器を使用する目的は，確率的な決定規則に基づき楽曲を推薦することで，楽曲に対しての発見性を狙うことである．単純ベイズ分類器は次式で表される．

$$C_{MAP} = \underset{c_j \in C}{\operatorname{argmax}} P(c_j) \prod_{i=1}^{n} P(f_i|c_j) \qquad (1)$$

ここで C_{MAP} は分類されるクラス，f_i は特徴量，C はクラスの集合を表す．本稿では，プレイリストに適合した楽曲であるか否かを分類されるクラスとし，3.1 章にて記した楽曲特徴を特徴量として使用する．本研究では連続値である楽曲ゆらぎ特徴を扱うため, 正規分布を用いた確率密度分布で近似し, 離散化を行う．

4 性能評価実験

提案手法がプレイリスト毎に共通する楽曲の特徴を学習可能か確認するため性能評価実験を行った．性能評価実験では，単純ベイズ分類器に 3 種類のプレイリストを学習させ，提案手法を用いて推薦された楽曲が EXCITED のテーマに適合するか否かをユーザに評価させた．3 種類のプレイリストとして，ユーザの作成した EXCITED プレイリスト，ユーザの作成した RELAX プレイリスト，一般的な EXCITED プレイリストの 3 種を用意する．これらのプレイリストを学習した分類器を順に $NB(PL_{U,EXC})$，$NB(PL_{U,REL})$，$NB(PL_{*,EXC})$ とする．本来推薦楽曲に対するユーザの評価は，プレイリストに適合するか否かの 2 択となるが，性能評価を行うために，便宜的に「Definitely Accept(+2)」,「Accept(+1)」,「Week Reject(-1)」,「Reject(-2)」の 4 択とし得点化した．これらの平均得点を比較し，本手法の有効性を確認する．図 2 に実験結果を示す．図 2 におけるエラーバーは標準偏差を表す．

$NB(PL_{U,EXC})$ と $NB(PL_{U,REL})$ の平均得点を比較し，全ての被験者において $NB(PL_{U,EXC})$ が $NB(PL_{U,REL})$ 以上の平均得点を獲得した．これより，本提案手法がプレイリスト毎に共通する楽曲の特徴を学習可能であることが示唆された．また，$NB(PL_{U,EXC})$ と $NB(PL_{*,EXC})$ の平均得点を比較し，$NB(PL_{U,EXC})$ が同程度かそれ以上の平均得点を確認した．これより，個人の判断基準にあった楽曲推薦が行われていることが示唆された．しかし，$NB(PL_{U,EXC})$ と比較して，$NB(PL_{*,EXC})$ が有意に高い平均得点を獲得しているユーザも確認された（被験者 B）．被験者 B の EXCITED のテーマにおける 2.3 節の検証実験の結果を確認したところ，殆どの特徴で一般的なプレイリストとユーザが作成したプレイリスト間の楽曲特徴分布に差がないことがわかる（表 1 参照）．これにより，学習した楽曲数の影響から $NB(PL_{*,EXC})$ の平均得点が高くなったと考えられる．

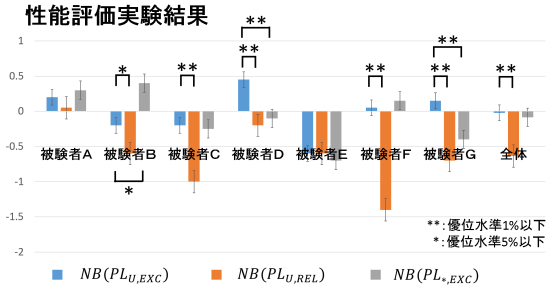

図 2: 評価実験結果

5 おわりに

本稿では，楽曲牛線において個人の嗜好を考慮するために，ユーザのプレイリストごとに学習を行う動的プレイリスト作成支援手法を提案した．性能評価実験の結果，提案システムは各ユーザのプレイリストを学習し，適した楽曲を推薦していることが示唆された．今後の課題として，推薦精度の向上を狙い，変数選択手法や，楽曲間の類似度を利用した推薦曲候補の選曲手法を導入する．

参考文献

[1] 梶克彦，長尾確:”楽曲に対する多用な解釈を扱う音楽アノテーションシステム”，情報処理学会論文誌, 48(1), 258-273,(2007)

[2] AWA-音楽配信アプリ,”https://awa.fm/”(2015.11.16 アクセス)

[3] 伊藤雄哉，山西良典，加藤昇平，伊藤英則：“楽曲に対する感性評価と音響ゆらぎ特徴の対応付け”, 感性工学会論文誌,Vol.3,pp.341-348 (2011).

[4] Keigo Tada, Ryosuke Yamanishi, Shohei Kato:”Interactive Music Recommendation System for Adapting Personal Affection: IMRAPA”,Lecture Notes in Computer Science, Bremen Germany, Vol.7522, pp.417-420, September 26-29(2012).

Copyright ©2016 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.