

## 楽曲の音響的特徴空間視覚化を利用した音楽検索システム

浜脇 修平<sup>†</sup> 石先 広海<sup>‡</sup> 帆足 啓一郎<sup>‡</sup> 滝嶋 康弘<sup>‡</sup> 甲藤 二郎<sup>†</sup>

<sup>†</sup>早稲田大学大学院基幹理工学研究科 <sup>‡</sup>KDDI 研究所

あらまし

本研究は Content-based 楽曲検索システムに於いて、音響的特徴を基に多次元ベクトルで表現されている検索対象楽曲に対して、多変量解析を用いて次元圧縮を行うことで、多次元特徴空間の楽曲のグループ構造や全体構造、検索状況の推移を二次元もしくは三次元座標上に視覚化する。これによってユーザは直感的に特徴空間を把握する事が可能になり、マッピングされた楽曲の位置情報から試聴前に楽曲の雰囲気予想し、検索時間の短縮を行うことが出来る。我々はこの音響的特徴空間視覚化を利用した楽曲検索システムを構築し、評価を行った。

## Music Search System Using Visualization of Acoustic Feature Space of Songs

Shuhei Hamawaki<sup>†</sup> Hiromi Ishizaki<sup>‡</sup> Keiichiro Hoashi<sup>‡</sup> Yasuhiro Takishima<sup>‡</sup> Jiro Katto<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Science and Engineering, Waseda University <sup>‡</sup> KDDI R&D Laboratories Inc.

### Abstract

In this paper, we propose and evaluate methods to visualize the acoustic feature space of the content-based music information retrieval (MIR) system. Our methods map all songs in the music collection, and enable users to intuitively comprehend the acoustic feature space by the location of songs, thus is expected to reduce retrieval time. In this paper, we have developed a prototype visualization MIR system, and proved the effectiveness of our proposal, in situations where the users search for songs of various genres from a large-scaled music collection.

### 1. はじめに

Content-based 音楽検索では自動的に楽曲の音響的特徴量を取得し楽曲間の類似度計算を行う。本研究では人間の感性に近い、リズム、メロディ、ハーモニーといった楽曲の音響的特徴量をどれだけ精度良く取得出来るが研究課題となっている。

また、別の取り組みとして周波数スペクトルなどの楽曲の物理的な特徴量を用いた場合でも、クラスタリングなどにより楽曲のグルーピングを行い、グループに含まれる楽曲同士の関連性からそのグループに属する楽曲の雰囲気把握する研究も行われている。

しかし、現在の多くの楽曲検索システムに見られるような、リストによって検索上位の楽曲を羅列するだけでは楽曲間の関連性は把握し難い。そこで本研究では多次元特徴空間を視覚化し、各特徴に於ける楽曲の分布や楽曲間の関連性をユーザに提示する手法を提案する。本手法によりユーザは提示された楽曲の位置情報から試聴前に楽曲の雰囲気予想することが可能になり、検索時間の短縮が期待される。本稿では二次元・三次元版の可視化システムを構築し、評価実験を通じて検索効率が改善することを確認する。

### 2. 関連研究

視覚化によって音響的特徴量に関する楽曲間の関連性を提示するシステムでは Islands of Music[1]がある。本システムでは、自己組織化マップを用いて楽曲の二次元マッピングを行い、島や海といったグラフィカルなユーザインターフェースを用いて楽曲のクラスタ構

造を表現している。Search Inside the Music[2]では楽曲データベースの音響的特徴量に基づいた楽曲間類似度計算の結果を CD のジャケット等の Artwork を用いて様々な三次元配置形式で提示することが出来る。

しかしこれら視覚化の研究について、従来手法や他のシステムに対する比較評価はあまり行われて来なかった。これは研究者によって様々な条件でシステムが構築されることに加え、出力が楽曲であることから評価を定量的に行うことが困難なためであり、基準となる評価方法等を定めることや他手法に対する優位点を確認することもこの分野の研究課題となっている。

そこで本研究では始めに従来のリスト型と視覚型である二次元型について比較実験を行い、視覚型の優位点、課題を確認した上で視覚型提示手法の更なる改善を行い楽曲検索インターフェースとしての評価や、検索効率の向上を目指す。

### 3. 従来手法(リスト型)

現在の多くの Content-based 楽曲検索システムでは先ず、楽曲データからその音響的特徴量を抽出する。続いて、それらを数値化(ベクトル量子化、譜面化)することで、クエリ楽曲と検索対象楽曲間の類似度計算を行い、最終的にその結果を一般の検索システム同様にリストで提示する。

しかしリスト型提示の問題点として楽曲データベースの全体像が掴み難い点が挙げられる。これはクエリ毎に検索結果の順番が異なり、楽曲間の関係が覚えられないことや、常にひとつのクエリを中心とした結果

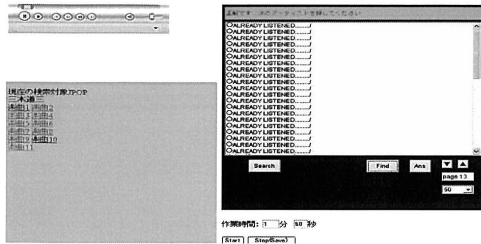


図 5.1 リスト提示型楽曲検索システム画面

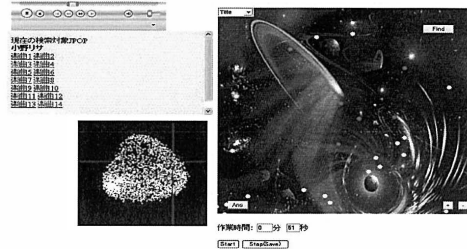


図 5.2 二次元表示型楽曲検索システム画面

が提示される為には他の楽曲同士、特に下位にリストされた楽曲同士の関係が分かりづらい、ということが原因として挙げられる。また、文字ばかりの検索結果は煩雑であり楽曲数が膨大な場合、一度試聴した楽曲であっても、その楽曲のタイトルをテキストのリストから探し出すことはユーザにとって負担となる。

#### 4. 提案手法(視覚型)

本手法では多次元ベクトル化された楽曲の音響的特徴空間に対して、多変量解析を用いて次元圧縮を行い視覚化し、検索対象楽曲の関係を低次元空間に於ける点の布置で表現する。これにより楽曲同士の音響的特徴に基づいた関連性をより直感的に把握することが可能となり、配置された楽曲の位置情報から一度試聴した楽曲の音響的特徴を記憶することを補助する他、ユーザが試聴前に楽曲の雰囲気や予想し、検索時間の短縮を行うことが出来るという利点もある。

また、リスト型と比べ検索状況が視覚化されていることから、意にそぐわない楽曲が推薦される場合や推薦先の領域に楽曲自体があまり存在しない場合にユーザは自由に特徴空間を移動することが出来る。

本研究では Foote[3]が提案した TreeQ 手法を基に楽曲のベクトル化を行う。TreeQ ではカテゴリ分けされた学習楽曲データを基にその学習データを分類することに最適化したツリーを構築する。そしてツリーに検索対象の楽曲を入力することでベクトル化する。本研究ではツリーを入力する為の音響的特徴量として MFCC (Mel-Frequency Cepstrum Coefficient)を用いた。また、学習データとして RWC Genre Database[4]を用いた。

従来手法ではクエリ楽曲ベクトルと検索対象楽曲ベクトル群との類似度をコサイン距離によって算出し、その結果をリストとして提示する。

一方、提案手法では以前我々が行ったアーティスト分類による代表的な多変量解析の手法の比較実験[5]で最も有効であった主成分分析を音響特徴空間の視覚化に用いて特徴空間内での楽曲ベクトルの関係を二次元平面上に提示する。

### 5. 予備実験

#### 5.1 目的

リスト型に対する二次元型システムの優位点や問題点を明確化することを目的とし、Content-based 楽曲検索システムの二種類の提示方法を比較する実験を行う。

実験は従来手法であるリスト型と提案手法として二次元型提示のアプリケーションをそれぞれ被験者に使用して貰い行う。被験者にはある楽曲データベースの中から検索対象である楽曲を順番に探して貰いその検索効率について複数の評価指標により評価をする。

それぞれのアプリケーションの様子を図 5.1, 5.2 に示す。実装には Java の Applet を用いた。

#### 5.2 実験データ

リスト型と二次元型でそれぞれ別の韓国人アーティスト楽曲(K-pop)723 曲から構成される楽曲データベースに、検索対象楽曲として同じ 3 名の日本人アーティストのアルバム CD(J-pop1, 2, 3)を 1 枚ずつ(10 数曲ずつ)追加したものを利用する。

#### 5.3 実験方法

実験の流れは以下の様になる。

1. 検索対象楽曲画面にて検索対象である J-pop1 の楽曲を確認する。
2. 楽曲を試聴しながら J-pop1 の楽曲を探し出す。
3. J-pop1 の楽曲を 1 曲でも発見したら、アプリケーションに申告し正誤判定を行う。
4. 正解の場合、次の J-pop2 の探索へ移り、間違いの場合、引き続き J-pop1 の探索を行う。

以上を 3 人のアーティストについて繰り返す。ここでは J-pop1 を探索している間は J-pop2 の楽曲は検索結果に表示されず、J-pop3 についても J-pop2 が発見されるまでは同様に検索結果に表示されない。

#### 5.4 評価方法

5.3 節のタスクに対して以下の項目についてそれぞれのアプリケーションについて評価を行う。

##### 定量評価

探索時間：実験終了までに掛かった時間

試聴曲数：実験終了までに試聴した楽曲数

主観評価（五段階評価）

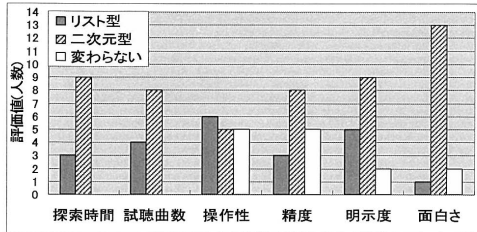


図 5.3 リスト及び二次元型における評価結果

実験終了後にそれぞれのアプリケーションについて以下の項目に対する五段階評価(1:悪い~5:良い)をして貰った。

**操作性:** 操作のし易さに対する評価

**精度:** 推薦結果の妥当性に対する評価

**明示度:** 楽曲間の関係の把握のし易さに対する評価

**面白さ:** 積極的に使用しようと思えるかどうかの評価アンケート (自由記述)

実験中に感じたこと、各手法のメリット、デメリットや普段、楽曲を試聴する際にどのような音響的特徴に着目しているか等に関して自由記述にてアンケートを実施した。

### 5.5 実験結果

実験結果については、各評価項目についてユーザのリスト型の評価値と二次元型の評価値を比較して、評価の高い方(検索時間等については検索時間が短かった方)に一票という形で各手法について評価人数を集計した。これはユーザ毎に、コンピュータ操作の熟練度、音楽に対する教養が異なり、ユーザ毎に評価平均値が異なるためである。集計結果を図 5.3 に示す。

図 5.3 を見ると提案手法の方が検索楽曲を発見するまでの試聴楽曲数や検索に掛かる時間が少ない被験者が従来手法の場合に比べて二倍以上に達することが分かる。この結果から視覚化による提示は本研究の目的である検索効率向上に有効であることが確認出来た。

また、操作性に関しては評価が分かれるものとなった。リスト型を評価した理由として一般的であり、初めてでも操作方法を間違えないことなどが挙げられたが、この件に関してはアプリケーションの操作を練習して慣れる事により改善出来ることや、被験者によって好み異なるため本研究では扱わない。他の項目についてはリスト型に比べ多くの被験者から二次元型システムの方が高い評価を得ることが出来た。

評価結果から検索システムの視覚化は Content-based 楽曲検索に於いて有用であることが示された。そこで検索対象の楽曲に辿り着くまでの検索時間を更に短縮するための視覚化アプリケーションの改善法について検討するため、実験結果を更に分析する。

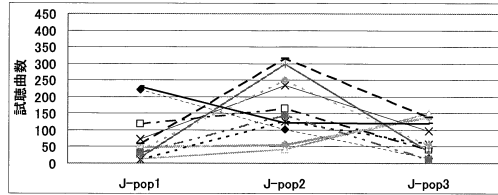


図 5.4 楽曲発見までの試聴楽曲数(リスト型)

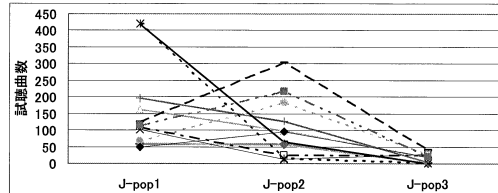


図 5.5 楽曲発見までの試聴楽曲数(二次元型)

図 5.4, 5.5 は各アプリケーションに於いてそれぞれの J-pop の楽曲発見までに各被験者が試聴した楽曲数を示している。図を見比べてみると始めの J-pop1 を発見するまでにリスト型では被験者の多くが 100 曲以内の試聴で発見しているのに対して、二次元型では多くの被験者が 100 曲以上試聴するまで発見出来ていないことが分かる。しかし検索を続けるにつれて検索の効率が向上し、J-pop3 を探索する際には、リスト型では被験者の多くが発見するまでに 50 曲以上を試聴しているのに対して二次元型では 50 曲以内で発見し、リスト型に比べて検索の効率が良くなっているのが分かり、その結果試聴曲数の総計では図 5.3 の探索時間に示すように、多くの被験者が二次元型の方が少なくなった。

J-pop2 の探索で J-pop1 よりも楽曲を発見するまでに試聴している楽曲数が多くなっているユーザが数名いるがこれは J-pop2 が楽曲の音響的特徴空間の分かり難い位置にプロットされていたためと思われる。その様子についても次の図 5.6, 5.7 の分析にて実証する。

図 5.6 では実際の二次元型でプロットされた楽曲の様子を示している。黒色が J-pop1 を示し、同様に灰色が J-pop2、白色が J-pop3 を示している。図 5.7 はある被験者について図 5.6 の様にプロットされた楽曲の中で探索を行った様子を軌跡で表したものである。

図 5.7 を見ると始めの J-pop1 の探索に於いて時間を掛けて楽曲特徴空間全体の楽曲の試聴を行っていることが分かる。その後 J-pop2 の探索ではある程度の楽曲特徴空間の局所的な領域で検索を行い、J-pop3 の探索ではほぼ始めから J-pop3 が配置されている領域を予測して検索が行えていることが分かる。

図 5.5 の結果では J-pop2 の探索に手間取った被験者が存在したが、図 5.6 と 5.7 を見比べて分かる様に被

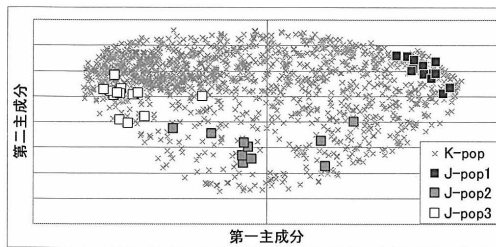


図 5.6 主成分分析による各楽曲配置の様子

験者は始めに J-pop2 の楽曲が特徴空間の左右に配置されていると考えたが、実際には J-pop2 の楽曲は中央に配置されていたため、予想が外れる結果となり、発見までの試聴楽曲数が大きくなったことが分かる。

また図 5.5 を見てみると始めに J-pop1 を探索する際に多くの楽曲を試聴して楽曲特徴空間全体について探索を行っている被験者ほど後の検索になるにつれて効率が良くなっていることが分かる。

図 5.5, 5.7 に示した様に、被験者は始めに楽曲特徴空間全体についての把握や、座標軸と音響的特徴の対応をとるのに時間が掛かっていることが分かる。

また、もう一つの問題として被験者によっては普段楽曲を分類する際の評価基準と、本実験で使用した音響的特徴量である MFCC を基にした楽曲の分類に差があることが挙げられた。

アンケートの結果から、被験者の多くが普段楽曲を分類する際に音色だけでなく、テンポやリズムなどの時系列情報を重視していることが分かった。しかし、今回音響的特徴量として用いた MFCC には時系列の情報は明示的には含まれていない。また、音楽に対する経験や教養のある被験者ほどコード進行やメロディ等の構成を重視していることが分かった。

### 5.6 考察

実験結果から被験者は二次元型に於いて初回使用時に音響的特徴空間の領域毎の楽曲の雰囲気や座標軸と音響的特徴の対応をとるのに時間が掛かっていることが分かった。

その原因として特徴空間全体の領域ごとの音響的特徴が、実際に各領域の楽曲を数曲試聴するまで分からず、検索対象の楽曲を探す際にある程度似た楽曲を探すまでが困難であるという問題が挙げられる。

もうひとつの原因として使用した特徴量が被験者によっては分かりづらいという問題が挙げられる。普段楽曲を検索する際には、ユーザの状況やユーザ毎に楽曲を分類する指標が異なると考えられる。また一般的にコンピュータによって算出された物理的な波形信号情報より、楽譜に近い音楽構造理解に基づいた指標が理解し易い事が考えられる。

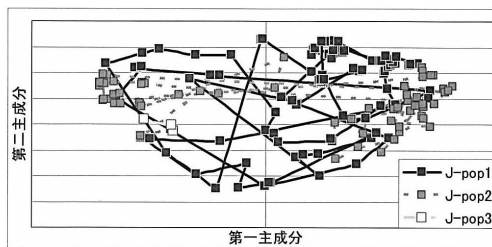


図 5.7 代表的な被験者の検索履歴(試聴軌跡)

## 6. 改善手法

本章では 5.6 節で述べた問題に対して、検索対象楽曲ベクトルに対してクラスタリングを行い、学習データを用いて各領域に提示されている楽曲の雰囲気を試聴前に判断出来るような補助情報の付加を行う。加えて、ユーザ毎に楽曲の音響的特徴空間視覚化の際の基となる特徴軸を状況や好みに合わせて選択する機能を実装する。この改善手法により、効率良くユーザが楽曲特徴空間の把握を行える様にして、目的の楽曲に辿り着くまでの検索時間を更に短縮することを可能にする。また、本章では視覚化アプリケーションのユーザに提示する次元の二次元から三次元への拡張についても試みる。

### 6.1 学習データ、クラスタ分析によるジャンル情報付加

評価実験の結果から被験者は始め、提示された楽曲特徴空間の各領域にどのような楽曲が分布しているのかわからず、分布状況を把握するために各領域の楽曲を試聴することに時間をかけていることが分かった。そこで我々は多次元音響的特徴空間内でクラスタ分析を行い検索対象楽曲に対してグルーピングを行った上で 4 章にて述べた TreeQ 手法のツリー構築時に用いたジャンル情報が付加された学習データを基に各楽曲グループに対してジャンル情報を付加する。

以下に本手法の流れを示す。

- 1: TreeQ 手法によりジャンル情報に基づいた楽曲ベクトル量子化ツリーを構築する。
- 2: 検索対象楽曲と共に学習データに用いたジャンル情報がラベリングされた楽曲を構築されたツリーに入力し多次元ベクトル化する。
- 3: 多次元特徴空間内で入力された楽曲データを  $K$  個のクラスタに分割する。
- 4: 各クラスタに属する学習楽曲データのジャンル情報をクラスタのジャンル情報としてそのクラスタにラベリングする。
- 5: 多次元楽曲特徴空間に対して主成分分析を行って三次元への視覚化を行う。
- 6: クラスタ毎に重心を求め、全体表示画面に楽曲全ての配置を表示する代わりにクラスタの表示を行う。クラスタリング手法としては K-means 法を用いた。

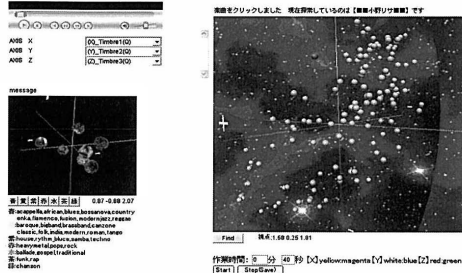


図 6.1 三次元表示型楽曲検索システム画面

また、楽曲データの数、表示させる画面の大きさ、操作性などから主観的にクラスタの数  $K$  を 7 とした。これにより今回の実験で各クラスタに付与されたジャンル情報の一部を次に示す。

- Cluster0:** blues, bossanova, enka, flamenco, reggae
- Cluster1:** baroque, bigband, classic, folk, india
- Cluster2:** house, rythm\_bluce, samba, techno
- Cluster3:** heavymetal, pops, rock
- Cluster4:** ballade, gospel, traditional
- Cluster5:** funk, rap
- Cluster6:** chanson

### 6.2 選択可能な楽曲特徴軸

改善手法ではクラスタに分けられた楽曲を更に詳細に分類するために複数用意された特徴軸からユーザーの選んだ音響的特徴量に基づいて楽曲特徴空間を視覚化し画面に提示する。楽曲の音響的特徴については一般的にスペクトルなどの物理的な量より、高度な音楽理解に基づいた特徴量が人間の感覚に近いとされるが、それらの特徴量をコンピュータにより精度良く抽出する為の各要素技術について、現在も研究が行われている。本研究では表 6.1 に示すように各音響的特徴に関して自動採譜や楽曲検索の分野に於いて広く使用されている定評のある技術、ツール[6, 7, 8, 9]などを用いてこれらの抽出を行い、複数の楽曲特徴軸を用意する。

表 6.1 特徴軸一覧

特徴軸名	特徴軸の意味	主に使用したTool
Timbre1,2,3(Q)	音色について分類	TreeQ
ManWoman(Q)	ボーカルの男女について分類	TreeQ
Tempo(B)	平均テンポについて分類	MRtoolbox,Beatroot
Dynamics(j)	迫力について分類	jAudio
Key(Cof)	基本となる調について分類	COFViewer
TransKey(Cof)	調の転調移調頻度について分類	COFViewer
Mode(M)	ジャンキー性、マイナー性について分類	MRtoolbox
Stat1,2,3(j)	複数の音響的特徴量について分類	jAudio

それぞれの特徴軸を三次元型楽曲検索システムの  $x$ ,  $y$ ,  $z$  軸に割り当てることが出来る。ここで、軸のプラスやマイナスといった値に直接関連付けることが困難な Timbre, Stat については主成分分析に於ける第三主成分までを  $x$ ,  $y$ ,  $z$  軸に割り当ててを可能にした。

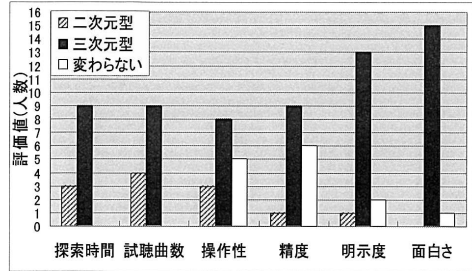


図 6.2 二次元および三次元型における評価結果

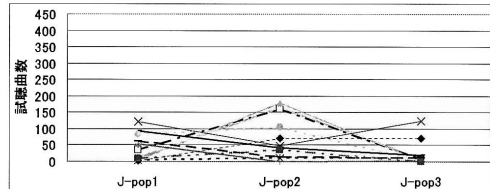


図 6.3 楽曲発見までの試聴楽曲数(三次元型)

これらの特徴軸を選択した場合には、ある程度楽曲を試聴しながら領域毎の特徴を把握する必要がある。

### 6.3 評価実験

図 6.1 に示すように改善案について視覚化アプリケーションに実装すると共に Java3D を用いて二次元から三次元への拡張を行った。この拡張によりユーザーの特徴軸選択の自由度や各特徴軸に関する情報量(主成分分析の累積寄与率)を向上させることが出来る。本システムを用いて 5.3 節と同様の実験を行う。

### 6.4 実験結果

図 5.3 と同様に二次元型と三次元型について比較評価を行った結果を図 6.2 に示す。図から明らかなように全ての項目において二次元型の改善版である三次元型が高評価を得た。また探索時間、試聴曲数の項目から多くの被験者について実際に楽曲探索の効率を前回に比べて向上させることが出来たとと言える。

次に予備実験(5章)で問題とした初回使用時における被験者の音響的特徴空間全体に対する楽曲分布状況把握と、座標軸と音響的特徴の対応関係理解に要した時間について改善されたか図 6.3 にて確認する。

図 5.5 と比べて J-pop1 探索の際に試聴した楽曲数が二次元型では全ての被験者が 50 曲以上なのに対して、三次元型では 50 曲以内を対象楽曲を発見した被験者が多く見られる。また最大値をみると二次元型では 400 曲以上なのに対して三次元型ではその三分の一以下の 130 曲程度に改善されている。

一方で今回の実験に於いても J-pop2 に辿り着くまでに多くの楽曲を試聴している被験者が見られ、二次元型に比べ三次元型の探索対象楽曲発見までの試聴曲数

が多くなった被験者の多くがこれに含まれるということが判明した。その原因について調べるため各 J-pop 楽曲が属するジャンルクラスタを以下に示す。

- ・ J-pop1(小野リサ) Cluster0: 11 曲, Cluster2: 2 曲
- ・ J-pop2(三木道三) Cluster2: 2 曲, Cluster3: 2 曲  
Cluster4: 4 曲, Cluster5: 3 曲
- ・ J-pop3(Ska Ska Club) Cluster3: 8 曲, Cluster5: 6 曲

6.1 節のクラスタ情報と照らし合わせると J-pop1 は bossanova 歌手であり、その楽曲の殆どがジャンル情報に bossanova が含まれるクラスタに属している。また J-pop3 はスカ・バンドであり funk や pops の要素を多く取り込んでいる楽曲が多いため該当ジャンルが含まれるクラスタに属していることが分かる。

以上の二組のアーティストの楽曲に対するジャンル分類は実際の音響的特徴からも被験者にとって妥当だと考えることが出来る。しかし J-pop2 の楽曲のクラスタリングによる分類結果を見てみると多岐のクラスタに楽曲が散在しており、これは J-pop2 に様々なジャンル傾向の楽曲が含まれていたためだと考えられる。更に J-pop2 は Reggae DJ 歌手であるのに対して、ジャンル情報に reggae が含まれる Cluster0 に J-pop2 の楽曲は含まれていなかったため、J-pop2 が reggae 歌手だと判断した被験者はまず Cluster0 に楽曲が含まれると考え楽曲の探索を Cluster0 に限定して行ったために最終的に発見までに試聴する楽曲が増大したと考えられる。

アンケートからも今回のアプリケーションに於いて被験者はジャンル情報によるクラスタリング結果を重要視しており、探索対象が属すると考えた場合はそのクラスタの楽曲全てを試聴して確認した後に、含まれていないことに気づき他のクラスタを探索することで探索時間が増大したことが判明した。

### 6.5 考察

以上の結果から改善手法は音楽検索システムに於いて有効であることが示された。予めジャンル毎に楽曲がグループ分けされることにより、ユーザは楽曲特徴空間全体について楽曲間構造を短時間で理解出来る様になった。また、特徴軸を選択出来ることで、クラスタ毎の楽曲特徴空間の局所的領域についてもユーザに適した、より理解のしやすい分類が出来る様になった。

しかし実験結果から、ジャンル情報に基づいたクラスタ分類やそれぞれの特徴軸に基づいた分類は検索効率の向上に有効であると共に、誤った分類やユーザの意図にそぐわない様な分類がされた場合、逆にユーザを混乱させる可能性があることが分かった。この問題に対しては分類の精度を上げると共に複数の分類手法を併用するなど、ユーザ感覚と異なる分類をされた楽曲への対策が必要と考える。

## 7. まとめ

本論文では従来の Content-based 楽曲検索システムのリスト型の検索結果の提示に対して、その楽曲の音響的特徴空間を視覚化することによる検索結果の提示方法を提案した。

予備実験では被験者に対して従来のリスト型の提示方法と視覚化の提示方法として二次元型の提示方法について試作のアプリケーションに実装し、検索効率や主観評価によるインターフェースとしての比較を行った。その結果、提案手法である二次元型のアプリケーションは従来のリスト型と比べ検索時間を短縮出来ることが確認出来、被験者評価にて楽曲検索インターフェースとしても評価を得る事が出来た。

続いて予備実験で明らかになった問題に対して改善を加えた三次元型視覚化アプリケーションの提案を行った。被験者は初めて探索を行う際に、楽曲特徴空間全体についての楽曲分布の把握や、局所的な範囲での座標軸と音響的特徴の対応の理解に時間を掛けていることから、予めシステム側で学習データとクラスタ分析により大まかなジャンル情報の付加やユーザの好みに合わせて特徴軸を選択可能にすることで、特徴空間の楽曲間の構造理解を促進し、検索時間の更なる短縮が行えることを実験により確認した。

今後は複数の有効な楽曲分類方法を併用し、分類情報を現在の三次元の位置情報だけでなく楽曲プロットの色や形、アニメーションによる動きなどに付加することにより改善を行う。

## 文 献

- [1]E. Pampalk, Islands of Music: Analysis, Organization and Visualization of Music Archives, Master's thesis, ViennaUniversity of Technology, 2001
- [2]P. Lamere, D. Eck, Using 3D visualizations to explore and discover music, ISMIR, 2007
- [3]J. Foote, Content-based retrieval of music and audio, Proceedings of SPIE, Vol 3229, pp 138-147, 1997
- [4]RWC Music Database, <http://staff.aist.go.jp/m.goto/RWC-MDB/>
- [5]浜脇修平, 他, 可視化技術を用いた楽曲推薦システム, 情報処理学会, 春季全国大会, 2007
- [6]O. Lartillot, MIRtoolbox, <http://www.jyu.fi/hum/laitokset/musiikki/en/research/coe/materials/mirtoolbox>
- [7]T. Inoshita, at el, Key Estimation using Circle of Fifths, Multimedia Modeling Conference, 2009
- [8]S. Dixon, Automatic extraction of tempo and beat from expressive performances, Journal of New Music Research, vol. 30, no. 1, pp. 39-58, 2001
- [9]D. McEnnis, at el, JAudio: A feature extraction library, ISMIR, 2005