3N-6

可視化技術を用いた楽曲推薦システム

浜脇修平† 石先広海‡ 帆足啓一郎‡ 菅谷史昭‡ 甲藤二郎†
早稲田大学理工学部† KDDI研究所‡

1 はじめに

本研究では，ユーザ嗜好に基づく音楽情報検索システムの新たな検索結果提示方法として，ユーザの嗜好と検索対象楽曲を 2 次元平面上に表示する手法を提案する．また実験により多次元ベクトルで表現された楽曲の 2 次元平面上へ視覚化を行う際に有効な多変量解析手法について検討する．

2 従来手法

参考文献[1]で提案されているシステムは初めにツリーベクトル量子化手法(TreeQ)を用いて全検索対象楽曲に対してベクトル量子化を行う．システム利用時にはユーザに好きなジャンルや楽曲を選んでもらいその情報に基づいて嗜好ベクトルの作成を行う．この嗜好ベクトルと各検索対象楽曲ベクトルとの類似度を多次元特徴空間内で計算し，類似度の高いものからリストとして提示（推薦）する．ユーザは提示された楽曲を新たに評価することで対話的に嗜好ベクトルが更新されユーザの嗜好の変化にも柔軟に対応した content-based な楽曲検索システムとなる．

3 問題点

既存のシステムでは曲名やアーティスト名の文字リストとして推薦楽曲のみを提示するため，ユーザは提示された推薦楽曲以外の検索対象楽曲については試聴・評価することができない．また，自分の嗜好ベクトルが評価によってどの様に更新されたのか判り難いという問題がある．

4 提案手法

上のような問題に対して多次元の楽曲ベクトルや嗜好ベクトルを多変量解析により 2 次元平面上に表示することで楽曲ベクトルと嗜好ベクトルの類似度やユーザの楽曲評価による嗜好ベクトルの更新の様子を視覚的に提示する楽曲推薦システムを提案する．

提案手法を実装した可視化を用いた楽曲推薦システム概要を図１にて示す．

図中の(1)から分かる様に本システムにより嗜好ベクトルと検索対象楽曲の関係を視覚的に確認でき推薦曲として表示された嗜好ベクトル近傍の様々な楽曲の試聴ができる．更に試聴楽曲の評価を行うとシステムは嗜好ベクトルの更新を行い，(2)のように評価の反映の様子を 2 次元平面上での嗜好ベクトル座標位置の推移として視覚的に確認することができる．

推移先の近傍には(3)の様に新たな推薦曲となる楽曲ベクトルが表示され試聴・評価をすることができる．また，嗜好ベクトルの推移先の推薦曲が気に入らない場合には他の離れた空間にある楽曲を評価することにより更に異なる楽曲の推薦を受けることができる．

嗜好ベクトルの推移先の空間が疎で検索対象の楽曲ベクトルがほとんど存在しない場合や，嗜好ベクトルが一部の空間内でしか推移せず同じ曲が何度も推薦されてしまうような場合でも，その状況が画面上に提示されていればユーザは自分の判断により空間上の離れた位置にある楽曲を試聴・評価することができる．

この様に提案手法により 3 で挙げた問題点に対して視覚的に特徴空間を提示することで解決することが可能となる．

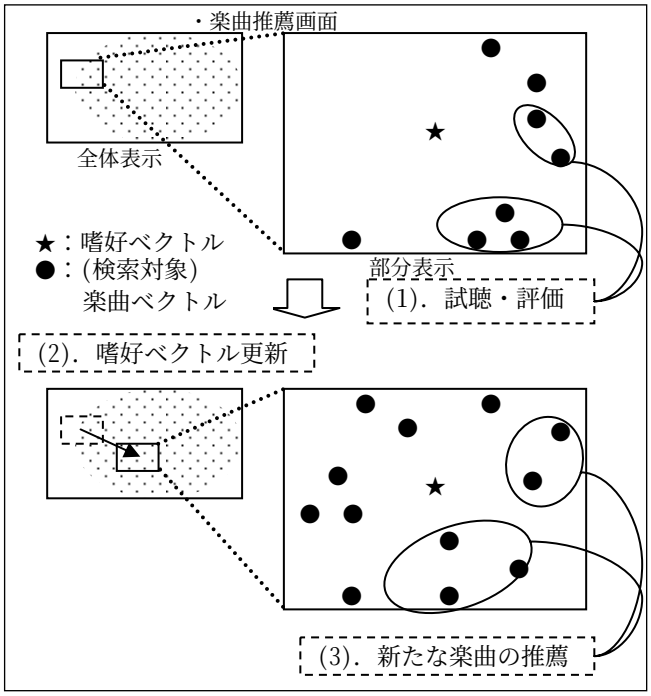

図１ 可視化を用いた楽曲推薦システム概要

5 実験

5．1 実験概要

楽曲ベクトルを 2 次元平面上に表示する際に有効な多変量解析の手法を選ぶため，複数の手法で実験楽曲データの 2 次元平面上への表示を行い，結果について楽曲ベクトル全体が一箇所に固まらず画面を有効に使用しているか，またアーティスト毎に楽曲ベクトルが分かれて表示されているかを評価した．

5．2 実験対象手法

Music recommendation system using song vector visualization
†Department of Science and Engineering ,Waseda University
‡KDDI R＆D Laboratories Inc.

本実験では主成分分析(PCA)，自己組織化マップ(SOM)[2]，Sammon Mapping(Sammon)[3] の３つの手法により，楽曲ベクトルを２次元化した結果を比較する．

５．３　実験データ

実験楽曲データは参考論文[4]で使用された HMV Japan のランキング上位曲や us pop data set から成る検索対象楽曲データセットの中の 16 人のアーティストから各 10 曲ずつ選んだ計 160 曲を使用した．楽曲データは TreeQ 手法によりあらかじめベクトル量子化を行っておく．

５．４　評価方法

今回の実験では定量的な評価として分散と分散比を用いた．

分散はすべての楽曲ベクトル同士がどれだけ重ならず画面上に広がったかを表す指標として値が大きいほうが良いとした．

また一人のアーティストを一つのクラスと定義し，一人のアーティストの曲がどれだけ固まって集まっているかの指標としてクラス内分散，異なるアーティストの曲がどれだけお互い重ならずに広がったかの指標としてクラス間分散を求めそれらの比をとった分散比を総合指標とし値が大きいほど良いとした．以下にその式を示す．

・クラス内分散

$$\sigma_w^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{c}\sum_{X\in\chi_i}(X - m_i)^t(X - m_i) \cdots (1)$$

・クラス間分散

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{c} n_i(m_i - m)^t(m_i - m) \quad \cdots (2)$$

・(クラス内・クラス間)分散比

$$J = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2} \quad \cdots (3)$$

式(1)，(2)，(3)内のパラメータは以下の通り

- n：ベクトル総数　c：クラス総数
- x_i：クラス i のベクトル集合
- m_i：クラス i の平均ベクトル
- m：全ベクトルの平均ベクトル
- n_i：クラス i の要素数

各手法の表示結果はスケールを合わせて比較を行うため線形正規化により 2 次元座標上の-1 から１の値に最大値，最小値が収まるよう変換し，この変換後の座標について上記の各評価値を計算した．

６　実験結果

表 1 に上の実験における各手法の分散・クラス内分散・クラス間分散・分散比を示す．

始めに分散を見てみると SOM の値が一番大きいことがわかる．これは他の分散の値が大きいことからも SOM では楽曲ベクトルがマップ上に整列され均等に配置されるためだと考えられる．しかし，この SOM の特性により楽曲ベクトルが密集する領域では後から追加される楽曲ベクトルが空いている場所にしか配置されないことや，ベクトルは常に離散的な座標に配置されるため距離の指標としてはあまり有効ではないという問題がある．

次に分散比を見ると主成分分析の値が一番大きいことがわかる．これはクラス内分散の値が小さい，つまり同じアーティストの曲が他の手法に比べて集まっていたためだと考えられる．

表１　視覚化手法の比較

	PCA	Sammon	SOM
分散	0．3941	0．4288	0．7648
クラス内分散	0．1541	0．1882	0．4079
クラス間分散	0．2376	0．2379	0．3522
分散比（間/内）	1．5421	1．2645	0．8634

最後に計算量について考察すると一般に主成分分析では解析対象データが増えるにつれて比例的に増えるのに比べて Sammon や SOM ではすべてのベクトル同士の計算や競合学習を必要とするため計算量が指数的に増大する．今回の実験でも主成分分析の計算に必要な時間が他の手法と比べて圧倒的に短いことがわかった．

以上の結果より楽曲ベクトルの 2 次元座標上への可視化には分散比が大きく計算コストの小さい主成分分析が有効であると考えることができる．

７　まとめ

本研究では音響的特徴を元に多次元ベクトルで表現された楽曲の視覚化について複数の多変量解析手法を用いて比較・評価をした．

また実験の結果を受けて実際に，主成分分析により楽曲ベクトル，嗜好ベクトルを視覚化し楽曲を推薦する試作楽曲推薦アプリケーションを作成した．

今後更に改良を行い，より嗜好ベクトルと楽曲ベクトルの特徴空間内での関係をわかりやすく提示するシステムの開発を行っていく．

参考文献

[1] K. Hoashi, K. Matsumoto, N. Inoue:“Personalization of User Profiles for Content-based Music Retrieval Based on Relevance Feedback“ Proceedings of ACM Multimedia 2003, pp 110-119, November 2003

[2]T. Kohonen: “Self-Organizing Maps” Springer, 1996

[3]J. Sammon: “A nonlinear mapping for data structure analysis”, IEEE Transactions on Computers, c-18, pp. 401- 09 1969

[4]石先 広海，帆足 啓一郎，松本 一則，甲藤 二郎：”ユーザ嗜好に基づく音楽情報検索のための学習データ抽出手法”，情報処理学会 春季全国大会 3G-6 2005