

テクニカルノート

楽曲遷移の滑らかさを考慮したプレイリスト推薦

池田 翔武^{1,a)} 奥 健太^{2,b)} 川越 恭二^{1,c)}

受付日 2016年6月9日, 採録日 2016年8月1日

概要: 本稿では, 楽曲の音響特徴に着目し, 楽曲間での音響特徴が滑らかに遷移するようなプレイリストを推薦する手法を提案する. 提案手法では, 2つの楽曲 p_{t-2} , p_{t-1} が与えられたとき, 次に推薦すべき楽曲 p_t を決定する. まず, 楽曲集合 P を 2次元特徴空間に写像する. そして, その写像された 2次元特徴空間上において, 次に推薦すべき楽曲 p_t を探索する. 909 曲の楽曲データから構成される楽曲データセットを用い, 20 代の男女 10 名の被験者による評価実験を行った. 評価実験の結果から提案手法の有用性を示した.

キーワード: 音楽推薦, プレイリスト推薦

Music Playlist Recommendation Taking into Account the Smoothness of the Music Transitions

SHOBU IKEDA^{1,a)} KENTA OKU^{2,b)} KYOJI KAWAGOE^{1,c)}

Received: June 9, 2016, Accepted: August 1, 2016

Abstract: In this paper, we propose a playlist recommender system. The system recommends a playlist consisting of music sequence that have smooth transition of their acoustic features. Given two music pieces p_{t-2} , p_{t-1} , the system finds a recommended music piece p_t . First of all, the system maps music set P into two-dimensional feature space. Then the system searches for a recommended music piece p_t on the mapped feature space. We conducted user test using a music dataset which consists of 909 music pieces. The subjects consist of ten men and women in their 20's. The results showed the effectiveness of our proposed system.

Keywords: music recommendation, playlist recommendation

1. はじめに

プレイリストとは楽曲のシーケンスのことである [1]. プレイリスト推薦 (プレイリスト生成ともよばれる) の課題は, 楽曲の集合が与えられたとき, 目標とするプレイリストの特徴に合うように, 楽曲シーケンスを生成することにある.

既存の多くのプレイリスト推薦手法は, 楽曲間類似度を用いてプレイリストを生成している. これらの手法では,

基本となる楽曲 (シード楽曲とよぶ) が与えられたとき, そのシード楽曲と類似する楽曲のシーケンスがプレイリストとして生成される. つまり, この手法ではプレイリスト内の楽曲の同質性が重視されている.

同質性を考慮したプレイリスト推薦では, 楽曲データベースに類似する楽曲が多く含まれている場合, 似たような楽曲ばかりで構成されたプレイリストが生成される可能性が高い [2]. このような問題を回避するため, Flexer ら [2] は, プレイリスト内での楽曲の音響特徴の遷移性を考慮したプレイリスト推薦を提案している. この手法では, 開始曲および終了曲の 2 つの楽曲が与えられたとき, 開始曲から終了曲に音響特徴が遷移するように n 曲の楽曲が補完される形でプレイリストが生成される. この手法では, プレイリストの再生が開始される前に, 開始曲および終了曲を

¹ 立命館大学
Ritsumeikan University, Kusatsu, Shiga 525-0058, Japan

² 龍谷大学
Ryukoku University, Otsu, Shiga 520-2194, Japan

a) is0152px@ed.ritsumeikan.ac.jp

b) okukenta@rins.ryukoku.ac.jp

c) kawagoe@is.ritsumei.ac.jp

あらかじめ指定しておく必要がある。

しかし、楽曲プレイリスト推薦特有の特徴としては、推薦アイテムが即時的に消費されることがあげられる [3]。そこで、本稿では、現在のプレイリストの再生状況に柔軟に対応できるように、あらかじめ開始曲、終了曲を指定するのではなく、再生履歴に含まれる直近の2つの楽曲に基づいて次の楽曲を推薦する手法を提案する。本提案手法は、楽曲集合を2次元特徴空間に写像する。プレイリストにおいて直前の2つの楽曲 p_{t-2} , p_{t-1} が与えられたとき、次に推薦すべき楽曲 p_t を決定する。このとき、プレイリスト $p_{t-2} \rightarrow p_{t-1} \rightarrow p_t$ の音響特徴が滑らかに遷移するような楽曲 p_t を2次元特徴空間上で選択する。なお、将来的には、この楽曲の特徴空間を2次元のGUI上に可視化することを想定している。それゆえ、本研究では2次元特徴空間を採用している。

2. 関連研究

プレイリスト推薦を実現するための手法として、類似度に基づく手法、協調フィルタリング、頻出パターンマイニングなどがあげられる [1]。プレイリスト推薦には、プレイリスト内の楽曲の同質性を重視したものや、プレイリスト内の楽曲の遷移性を重視したものがある [3]。

同質性を重視した手法では、シード楽曲との類似度が高い楽曲がプレイリストに追加される。ここで楽曲間の類似度は、アーティストやジャンルなどのメタデータ [4], [5], [6], [7] や音響特徴 [8], [9] を基に算出される。

Flexer ら [2] の手法は、遷移性を重視した手法となる。任意の楽曲からの開始曲、終了曲、それぞれへの距離を算出し、その距離の比率に応じてプレイリスト内での位置を決定することで、プレイリスト内の楽曲の特徴が滑らかに遷移するような楽曲シーケンスを生成している。

我々は遷移性を重視したプレイリスト推薦に着目しており、この Flexer ら [2] の研究に類似する。Flexer ら [2] の手法ではプレイリストが再生される前に、開始曲および終了曲をあらかじめ指定しておく必要があるのに対し、我々の提案手法ではプレイリスト再生中に、直近の2つの楽曲に基づいて次の楽曲が推薦されるため、現在のプレイリストの再生状況に柔軟に対応できる点で異なる。

3. 提案手法

本章では、楽曲間での音響特徴が滑らかに遷移するようにプレイリストを推薦する手法（以降、提案手法）を説明する。まず、問題設定を述べ、推薦楽曲の決定方法について説明する。

3.1 問題設定

楽曲集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ を考える。各楽曲 p_i は、その音量や音高、リズムからなる音響特徴として、多次元

の特徴ベクトルにより表現されているものとする。

プレイリストにおいて直前の2つの楽曲 p_{t-2} , p_{t-1} が与えられたとき、次に推薦すべき楽曲 p_t を決定する。このとき、プレイリスト $p_{t-2} \rightarrow p_{t-1} \rightarrow p_t$ の音響特徴が滑らかに遷移するような楽曲 p_t を選択する。

音響特徴の滑らかな遷移について、ここではテンポに着目して説明する。楽曲 p_{t-2} がやや遅めのテンポ (M.M. = 76 ~ 108)、楽曲 p_{t-1} が中ぐらいの速さのテンポ (M.M. = 108 ~ 120) であり、楽曲 p_t が速めのテンポ (M.M. = 120 ~ 168) であった場合、プレイリスト $p_{t-2} \rightarrow p_{t-1} \rightarrow p_t$ は滑らかに音響特徴が遷移しているという。一方で、楽曲 p_{t-2} および楽曲 p_{t-1} がともにやや遅めのテンポ (M.M. = 76 ~ 108) であり、楽曲 p_t が速めのテンポ (M.M. = 120 ~ 168) というような場合、急激にテンポが変化しているため、滑らかに音響特徴が遷移しているとはいえない。

3.2 推薦楽曲の決定

提案手法では、2つの楽曲 p_{t-2} , p_{t-1} が与えられたとき、次に推薦すべき楽曲 p_t を決定する。まず、楽曲集合 P を2次元特徴空間に写像する。そして、その写像された2次元特徴空間上で、次に推薦すべき楽曲 p_t を探索する。

3.2.1 2次元特徴空間への写像

多次元尺度構成法 (MDS) により楽曲集合 P を2次元特徴空間に写像する。MDSは、対象データ間の類似度を空間上の距離に置き換え、低次元空間上での相対的な位置関係を求めることができる。そのためこの手法によって作成された空間上で、楽曲間の類似度の高い楽曲は楽曲間の距離が近くなるように配置される。MDSによる楽曲集合 P を2次元特徴空間に写像する具体的な方法は以下の手順で行う。

- (1) 全楽曲対についてのユークリッド距離である非類似度行列 (S) を用意する。
- (2) S に対してヤング・ハウスホルダ変換を行う。
- (3) ヤング・ハウスホルダ変換で得られた行列をスペクトル分解し、固有値と固有ベクトルを求める。
- (4) 固有ベクトルを固有値が大きいものから順に2個 (v_1 , v_2) 求める。
- (5) 各固有ベクトルを2次元特徴空間に配置する。

以上の手順により、多次元特徴ベクトルにより表現されていた楽曲集合 P が、図1に示すような2次元特徴空間に写像される。図1の X_1 は縮約された次元の第1軸、 X_2 は第2軸をそれぞれ表し、各点は楽曲 p_i を表す。

3.2.2 推薦楽曲の探索

図1のように、2つの楽曲 p_{t-2} , p_{t-1} が与えられたとき、以下の手順で推薦楽曲 p_t を探索する。

- (1) 2次元特徴空間上で楽曲 p_{t-2} , 楽曲 p_{t-1} を通る直線 $\overline{p_{t-2}p_{t-1}}$ (図1の破線) を検出する。

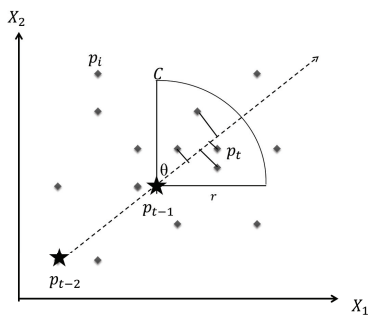


図 1 2次元特徴空間上における推薦楽曲の探索

Fig. 1 Searching for recommended music on two-dimensional feature space.

- (2) 直線 $\overline{p_{t-2}p_{t-1}}$ の方向 $p_{t-2} \rightarrow p_{t-1}$ の延長線上に探索領域 C を設定する. 探索領域 C はその直線の延長線を中心線とした半径 r , 中心角 θ の扇形領域とする.
- (3) 探索領域 C に含まれる各楽曲 p_k と直線 $\overline{p_{t-2}p_{t-1}}$ とのユークリッド距離を計算し, 最小の距離を持つ楽曲を推薦楽曲 p_t とする. ただし, 探索領域 C に含まれる楽曲が存在しない場合, 直前の楽曲 p_{t-1} からプレイリストに含まれていない最近傍の楽曲を例外処理として推薦楽曲 p_t とする.

4. 評価実験

楽曲遷移の滑らかさについて利用者の観点から提案手法の有用性を評価する. 被験者は20代の男女10名であった.

4.1 データセット

本実験では, Tadaらの研究[10]で使用されている楽曲データセットを用いた. このデータセットは15の多様なジャンルから構成され, 217のアーティスト, 79のアルバムから楽曲909曲が選ばれている. 各楽曲についてサビの部分がWAV形式で抽出されている.

楽曲の特徴として, 伊藤らの研究[11]で提案されている特徴を用いた. 伊藤ら[11]は, 文献[10]で使用されている楽曲データセットを用いて, 楽曲の時間経過にともない変化する音量, 音高, リズムのゆらぎ情報に着目し, 音響信号解析により66次元の特徴を抽出している. 本実験では, この66次元の特徴を楽曲の特徴ベクトルとして用いた.

4.2 ベースライン手法

ベースライン手法として, 最近傍手法とランダム手法を用いた.

最近傍手法は, 直前の楽曲 p_{t-1} の最近傍の楽曲を選択する. ここで最近傍の楽曲とは, 2次元特徴空間において楽曲 p_{t-1} とのユークリッド距離が最小になる楽曲のことである. つまり, 直前の楽曲の音響特徴の近傍性は考慮するが, 音響特徴の遷移性は考慮していない.

ランダム手法は, 直前の楽曲の音響特徴を考慮せず, ラ

表 1 各手法の平均順位

Table 1 The average ranking of each method.

手法名	提案手法	最近傍手法	ランダム手法
平均順位	1.77	1.96	2.27

表 2 各手法が各順位を獲得した回数

Table 2 Each ranking count of each method.

	提案手法	最近傍手法	ランダム手法
1位	14	11	5
2位	9	9	12
3位	7	10	13

ンダムに楽曲を選択する.

なお, 提案手法のパラメータは $\theta = \pi/2$ とし, 探索領域 C に最大50曲の楽曲が含まれるように r を設定した. つまり, 直前2曲が変わると r の値も変動する.

4.3 実験方法

評価実験は以下の手順で行った.

- (1) 909曲の楽曲の中から, 被験者が任意の2つの楽曲(1曲目 p_1 と2曲目 p_2)を選択する.
- (2) ベースライン手法を含めた各手法により3種類のプレイリストI, II, IIIを被験者に提示する. プレイリストは, 被験者が選択した1曲目 p_1 と2曲目 p_2 を含んだ5つの楽曲で構成される. 3曲目以降の楽曲 p_3, p_4, p_5 が各手法による推薦楽曲となる. つまり提案手法の場合は, p_1 と p_2 を基に p_3 が, p_2 と p_3 を基に p_4 が, それぞれ決定されることになる.
- (3) 被験者はプレイリストI, II, III内の楽曲を1曲目から聴取し, 楽曲の遷移が滑らかであると感じた順にプレイリストを順位付けする.

以上の手順を各被験者3回行った. なお, 被験者には実験で使用した手法の説明は行っていない. また, 順序効果を打ち消すためプレイリストI, II, IIIの手法は毎回ランダムに入れ替えた.

4.4 実験結果

表1は各手法が獲得した順位の平均値を示している. 表1のように提案手法は他のベースライン手法よりも平均順位が上回った. このことから全体的には提案手法では楽曲の遷移が滑らかなプレイリストが生成できていることが確認できた.

しかし, ウィルコクソンの符号付き順位検定を実施したところ, 提案手法と最近傍手法の差には有意差は確認できなかった ($p = 1.41$ (ボン・フェローニの調整後)). そこで, 実験結果をより詳細に見るために, 各手法が獲得した順位の回数を調べた. 表2は, 各手法が獲得した順位の回数を示している. 表2から, 提案手法が最も多く1位を

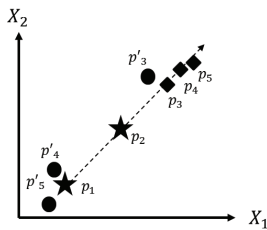


図 2 ランダム手法が 1 位を獲得したときの楽曲の分布

Fig. 2 Distribution of music pieces when the random method won the 1st rank.

獲得したことが確認できる一方で、提案手法が最下位に選ばれた回数が 7 回、ランダム手法が 1 位を獲得した回数が 5 回あることが分かる。

図 2 はランダム手法が提案手法を上回った（ランダム手法が 1 位、提案手法が 3 位を獲得した）ときの 2 次元特徴空間上での楽曲の分布を示している。図中の★は被験者により選択された 2 つの楽曲 p_1, p_2 を表す。◆は提案手法により選択された楽曲 p_3, p_4, p_5 を表す。●はランダム手法により選択された楽曲 p'_3, p'_4, p'_5 を表す。図 2 より、提案手法では 2 次元特徴空間上で楽曲の音響特徴の遷移が考慮できているにもかかわらず、順位ではランダム手法を下回った。

以上のことから、楽曲の 2 次元特徴空間への写像の方法が提案手法によるプレイリスト生成の精度に影響を及ぼすと考えられる。したがって、次節では 2 次元特徴空間の写像手法について検証する。

4.5 2 次元特徴空間への写像手法の検証

3.2.1 項では多次元尺度構成法 (MDS) による 2 次元特徴空間の写像手法について説明した。本実験では、他の 2 次元特徴空間への写像手法として、コレスポネンス分析を用いた手法 (CA) と楽曲間のコサイン類似度を基にした手法 (CS) を用いたときのプレイリスト生成の性能について比較した。

コレスポネンス分析は、データの相関関係を視覚的に把握するために、データを低次元空間に写像される。本実験ではコレスポネンス分析により、2 次元の特徴空間に写像したものをを用いた。

コサイン類似度を基にした手法は、具体的には下記の手順で 2 次元の特徴空間に写像する。

- (1) 全楽曲対について特徴ベクトルのコサイン類似度を算出する。
- (2) 楽曲 p_i と楽曲 p_j の類似度 $\text{sim}(p_i, p_j)$ を i 行目 j 列目の要素とした行列を作成し、それを類似度行列とする。
- (3) 類似度行列の固有ベクトルを固有値が小さいものから順に 2 個 (v_1, v_2) 求める。
- (4) 楽曲 p_i の 2 次元特徴ベクトルを (v_{1i}, v_{2i}) で表す。ここで、 v_{1i} はベクトル v_1 の i 番目の要素とする。

表 3 特徴空間写像手法の順位

Table 3 Ranking result of each feature space.

手法	MDS	CA	CS
平均順位	2.07	2.10	1.83

4.1 節のデータセットを用い、2 次元特徴空間への写像手法のみ MDS, CA, CS に入れ替えて 4.3 節の実験方法により評価実験を行った。なお、被験者は先述の被験者とは異なる 20 代の男女 10 名である。

表 3 は、各特徴空間写像手法を用いたときの獲得順位の平均を示している。表 3 から、平均的には CS が最も高い性能を示したことが分かる。

しかしながら、ウィルコクソンの符号付き順位と検定を実施したところ、いずれの差にも有意差は確認できなかった (CS と CA との差: $p = 1.17$, CS と MDS との差: $p = 0.97$ (いずれもボン・フェローニの調整後))。したがって、今後は他のデータセットを用いて検証を行っていく。

5. おわりに

本稿では、楽曲の音響特徴の遷移性を考慮したプレイリスト推薦手法を提案した。

20 代の男女 10 名による被験者実験により提案手法の有用性を評価した。最近傍手法およびランダム手法と比較した結果、今回のデータセットにおいては提案手法では楽曲の遷移が滑らかなプレイリストが生成できていることを確認した。また、2 次元特徴空間への写像手法の選択がプレイリスト推薦の結果に影響を及ぼすことが示唆された。

1 章で述べたとおり、本研究は将来的に 2 次元の GUI 上に可視化することを想定しているため、提案手法では 2 次元に縮約された特徴空間上で直線の検出を行った。直線検出を元の次元数のまま行った方がより元の楽曲特徴を反映させた結果を提示できる可能性がある。しかしながら、内部的な計算を元の次元数で行い、可視化を 2 次元で行ったとき、両者に齟齬が生じる危険性がある。そのため、本研究では事前に 2 次元に縮約することを前提としたアルゴリズムを提案した。

なお、提案手法は空間を構成するための楽曲集合に依存する方法である。想定する楽曲集合には特に制約はない。たとえば、個人の端末に保存されている楽曲集合を対象にするのであれば、その楽曲集合に基づいて空間を張る。オンライン楽曲配信サービスを対象にするのであれば、そのサービスが所有している楽曲データベースに基づき空間を張る。一度構築された空間は、新規楽曲データが追加されたり、あるいは定期的に更新されたりするような運用を想定している。

提案手法で生成されたプレイリストは、楽曲の特徴が徐々に遷移していくという特徴を有する。そのため、時間

経過にともない，初期に選択された楽曲からは特徴的に離れた楽曲が推薦されることも期待できる．今後は，提案手法がいかによりユーザにとっての発見生につながるか検証していく．

また，本稿では直前2曲との直線性に着目した手法を提案した．直線性のほかにも直前の楽曲との距離もプレイリストの楽曲間の滑らかさに影響すると予想される．今後は，直前の楽曲との距離と楽曲間の滑らかさとの関係についても検証する．

今後の展望として，プレイリスト音響特徴の遷移の可視化や，ユーザの楽曲再生状況に応じてリアルタイムに次の楽曲を推薦するシステムを開発し，その性能の評価を行う．

謝辞 本研究の一部は，文部科学省私立大学戦略的研究基盤形成支援事業（平成27年～平成31年）およびJSPS科研費15K12151の助成を受けたものである．

参考文献

- [1] Bonnin, G. and Jannach, D.: Automated Generation of Music Playlists: Survey and Experiments, *ACM Computing Surveys*, Vol.47, No.2, pp.1-35 (2014).
- [2] Flexer, A. et al.: Playlist Generation Using Start and End Songs, *9th International Conference on Music Information Retrieval*, pp.2-7 (2008).
- [3] Jannach, D. and Lerche, L.: Beyond “Hitting the Hits” – Generating Coherent Music Playlist Continuations with the Right Tracks, *RecSys 2015: Proc. 9th ACM conference on Recommender systems*, pp.187-194 (2015).
- [4] Slaney, M. and White, W.: Similarity based on rating data, *Proc. ISMIR*, pp.479-484 (2007).
- [5] Pauws, S., Verhaegh, W. and Vossen, M.: Fast generation of optimal music playlists using local search, *Proc. ISMIR*, pp.138-143 (2006).
- [6] Platt, J.C., Burges, C.J.C., Swenson, S., Weare, C. and Zheng, A.: Learning a Gaussian process prior for automatically generating music playlists, *Proc. NIPS*, pp.1425-1432 (2001).
- [7] Ragno, R., Burges, C.J.C. and Herley, C.: Inferring similarity between music objects with application to playlist generation, *Proc. MIR*, pp.73-80 (2005).
- [8] Logan, B.: Music recommendation from song sets, *Proc. ISMIR*, pp.425-428 (2004).
- [9] Pampalk, E., Pohle, T. and Widmer, G.: Dynamic playlist generation based on skipping behavior, *Proc. ISMIR*, pp.634-637 (2005).
- [10] Tada, K., Yamanishi, R. and Kato, S.: Interactive Music Recommendation System for Adapting Personal Affection, *11th International Conference on Entertainment Computing, Lecture Notes in Computer Science*, Vol.7522, pp.417-510 (2012).
- [11] 伊藤雄哉, 山西良典, 加藤昇平: 音楽ゆらぎ特徴を用いた楽曲印象の推定, *日本音響学会誌*, Vol.68, No.1, pp.11-18 (2012).



池田 翔武 (学生会員)

1994年生．2016年立命館大学情報理工学部情報コミュニケーション学科卒業．同年同大学大学院情報理工学研究科情報理工学専攻博士前期課程計算機科学コース入学，現在に至る．



奥 健太 (正会員)

龍谷大学理工学部講師．博士(工学)．2004年大阪市立大学工学部土木工学科卒業．2006年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了．2009年同大学院同研究科博士後期課程修了．同年立命館大学助教，

2014年同大学講師を経て，2016年より現職．主に推薦システムの研究に従事．電子情報通信学会，日本データベース学会，人工知能学会，ヒューマンインタフェース学会，ACM等各会員．



川越 恭二 (正会員)

1975年3月大阪大学工学部電子工学科卒業，1977年3月同大学大学院工学研究科電子工学専攻前期課程修了．同年4月日本電気(株)入社．1997年4月立命館大学理工学部情報学科教授，現在，同大学情報理工学部教授．情報

検索，データ工学，データベースの研究に従事．博士(工学)．IEEEシニア会員，電子情報通信学会フェロー，情報システム学会，日本データベース学会各会員．本会シニア会員．

(担当編集委員 伊藤 貴之)