

ユーザプロフィールからのセレンディピティな楽曲の分析

鬼頭 尚揮[†] 奥 健太[†] 川越 恭二[†]

[†] 立命館大学院情報理工学研究科 〒525-8577 滋賀県草津市野路東1丁目1-1

E-mail: †is011rs@ed.ritsumei.ac.jp, ††oku@fc.ritsumei.ac.jp, †††kawagoe@is.ritsumei.ac.jp

あらまし セレンディピティな楽曲推薦手法を目指す。セレンディピティな楽曲とは、未知で自力では発見できなかったであろうが、提示されて初めて興味を持った楽曲と定義する。本研究では、楽曲に対する既知・未知および嗜好が含まれるユーザプロフィールの分析を通じて、楽曲特徴量（メタデータ特徴量および音響特徴量）とセレンディピティとの関係を分析する。クラウドソーシングにより、テスト用の373件の楽曲データについて既知・未知および嗜好を調査し、ユーザプロフィールを獲得する。このユーザプロフィールを分析することで、楽曲に対する既知・未知、嗜好の推定に寄与する特徴量を明らかにする。上記の分析結果を踏まえ、セレンディピティな指向楽曲推薦手法の設計方針について考察する。

キーワード 推薦システム, 楽曲推薦, セレンディピティ, ユーザプロフィール

1. はじめに

近年, iTunes Store^(注1) などの音楽配信サービスの普及により, 誰でも気軽に Web から楽曲データベースにアクセスし, 自分の嗜好に合った楽曲を検索することが可能になった。しかし, 4,300万曲以上ある楽曲の中から自分の嗜好に合う楽曲を探すということはユーザの負担が大きい。そこで, 膨大な楽曲群の中からユーザの嗜好に合った楽曲をユーザに提示する楽曲推薦システムに関する研究が行われている [1]。

楽曲推薦システムを実現する技術として, 協調フィルタリング [2] および内容に基づくフィルタリング [3] がある。この中でも, 楽曲推薦システムの分野においては, 内容に基づくフィルタリングが多く研究されている。楽曲の内容としては, 音響特徴量に基づくもの [4], メタデータ (アーティスト名やタイトルなど) に基づくもの [3], タグに基づくもの [5] が挙げられる。楽曲間の類似度を事前に算出し, ユーザが好む楽曲と類似する楽曲を提示することで, ユーザの嗜好に合った楽曲を推薦する。しかし, 楽曲の内容の類似度のみに依存して推薦楽曲を決定すると, ユーザにとっては聴いたことがあるような楽曲が多く推薦され, 目新しさがなくなってしまう。この問題に対応するため, セレンディピティを考慮した楽曲推薦が必要である [6]。

セレンディピティとは, 「偶然によって思いがけず価値あるものを発見する能力」を意味する [6]。本稿では, セレンディピティな楽曲とは, 未知で自力では発見できなかったであろうが, 提示されて初めて興味をもった楽曲と定義する。まず, セレンディピティな楽曲として, ユーザにとって未知であることを前提とする。また, セレンディピティにはポジティブな驚きが含まれることから, 提示された楽曲がユーザに興味をもたれるものでなければならない。さらに, 未知の楽曲であっても, ユーザが容易に発見できるような楽曲を提示されても驚きはない。例えば, EXILE が好きなユーザに対し, EXILE の新曲を提示

したとする。このとき, ユーザは新曲については知らなかったとしても, EXILE の曲についてはアーティスト名で検索するなど, 容易に新曲の情報を入手することができると考えられる。このユーザに EXILE の新曲を提示したとしても, それはセレンディピティにはつながらない。

以上をまとめると, 楽曲群の中からセレンディピティな楽曲を抽出するためには, 以下の条件を満たす楽曲を探索する必要がある。

- (a) ユーザにとって未知である
- (b) ユーザにとって興味をもたれうる
- (c) ユーザにとって自力発見可能性が低い

上記の条件はいずれもユーザを基準に判断することになる。したがって, 本研究では, ユーザが好きな楽曲集合から構成されるユーザプロフィールを考える。ユーザプロフィールに含まれる楽曲集合はユーザにとって既知であることは自明である。逆にユーザプロフィールに含まれない楽曲集合がユーザにとって未知である楽曲の候補集合となる。また, ユーザプロフィールに含まれる楽曲集合の各楽曲に類似する楽曲は, ユーザにとって興味をもたれやすいと考えられると同時に, ユーザにとって自力で発見されやすいとも考えられる。

ここで, ユーザが興味をもつか否かに関連する楽曲間類似度と, ユーザが自力で発見できるか否かに関連する楽曲間類似度とは, また異なった次元で表現されるものであると考える。例えば, 音響特徴がユーザが興味をもつか否かについて強く関連する特徴であるとする, 音響特徴量に基づく類似度を基にユーザの興味度を判定する必要がある。一方で, 楽曲のアーティストがユーザの自力発見可能性に強く関連する特徴であるとする, アーティストに基づく類似度を基にユーザの自力発見可能性を判定する必要がある。このように, ユーザの興味度および自力発見可能性を判定するための楽曲間類似度は異なる次元を基に算出しなければならない。

本研究では, 楽曲群を2次元の特徴空間上に配置した2種類の空間, 嗜好空間および既知空間を考える。嗜好空間は, 同一

(注1) : <https://www.apple.com/jp/itunes/>

のユーザにとって興味をもたれやすい楽曲同士は近く、そうでない楽曲同士は遠くなるように配置した楽曲特徴空間である。既知空間は、同一ユーザにとって知っている可能性が高い（すなわち自力発見可能性が高い）楽曲同士は近く、そうでない楽曲同士は遠くなるように配置した楽曲特徴空間である。これらの嗜好空間および既知空間を参照することで、ユーザにとって自力発見可能性が低く、かつ興味をもたれやすい楽曲、すなわちセレンディピティな楽曲を探索することができる。と考える。

本稿では、問題を簡略化するため、楽曲単位をアーティスト単位に置き換えて検討する。つまり、アーティスト群の嗜好空間および既知空間を生成する。

以降、本稿の構成を述べる。第2章では、関連研究について紹介する。第3章では、ユーザプロフィール獲得のためのデータセットについて説明する。第4章では、既知空間および嗜好空間の作成と定性分析について述べる。第5章では、ユーザプロフィールのデータ分析について述べる。最後に、第6章で本稿をまとめる。

2. 関連研究

これまでも、楽曲推薦システムに関する研究は多く行われている [1]。楽曲推薦を実現する技術として、協調フィルタリング [2] および内容に基づくフィルタリング [3] がある。本研究では、内容に基づくフィルタリングに着目している。

楽曲の内容としては、音響特徴量に基づくもの [4]、メタデータ（アーティスト名やタイトルなど）に基づくもの [3]、タグに基づくもの [5] が挙げられる。

音響特徴量に基づく楽曲推薦は、ユーザが好む楽曲と音響的に類似している楽曲は、またそのユーザにも好まれるという考えに基づく。音響特徴量としては、Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) [9] がよく用いられている。Logan ら [4] は、MFCC に基づく楽曲間類似度と人間の感覚的な楽曲間類似度との関係を分析している。MFCC に基づく楽曲推薦システムとしては、Flexer らの研究 [10] が挙げられる。

一方で、人は楽曲の好みを判断する際、アーティストやジャンルなどのメタデータに基づいて判断することも多い。Bogdanov2010 ら [3] は、アーティスト名やジャンルなど、メタデータに基づく楽曲推薦システムを提案している。

さらに、多田ら [14] は、音響特徴量とメタデータの両方に基づく楽曲推薦システムを提案している。音響特徴を重視するユーザには音響特徴量を基に、アーティスト等を重視するユーザにはメタデータを基に、ユーザに適応しながら楽曲を推薦している。

以上のとおり、音響特徴量およびメタデータ共に、ユーザの楽曲の嗜好に影響を与えるため、これらの特徴を基にした楽曲推薦システムは多く研究されている。これらの特徴を基に楽曲間の類似度を事前に算出し、ユーザが好む楽曲と類似する楽曲を提示することで、ユーザの嗜好に合った楽曲を推薦する。しかし、楽曲の内容の類似度だけに依存して推薦楽曲を決定すると、ユーザにとっては聴いたことがあるような楽曲が多く推薦され、目新しさがなくなってしまう。この問題に対応するため、

我々はセレンディピティを考慮した楽曲推薦を目指している。

楽曲群の中からセレンディピティな楽曲を抽出するためには、以下の条件を満たす楽曲を探索する必要がある。

- (a) ユーザにとって未知である
- (b) ユーザにとって興味をもたれうる
- (c) ユーザにとって自力発見可能性が低い

これらの中で、ユーザにとっての既知・未知の予測は、土方ら [11] の研究で取り組まれている。土方ら [11] は、既知・未知プロフィールを用意し、それに対し協調フィルタリングを適用することで、楽曲の既知・未知を予測している。また、楽曲に対するユーザの嗜好抽出に関しては、これまでにも多くの研究が行われている。一方で、自力発見可能性の予測方法については明らかになっていない。そこで、本研究では、楽曲の自力発見性に焦点をあて、自力発見性の予測を含めたセレンディピティな楽曲の抽出方法について検討する。

3. データセット

本研究では、Tada らの研究 [14] で用いられた楽曲データセットを用いる。本データセットには WAV 形式の楽曲 909 曲が含まれている。Punk や Classics, Pop, Easy Listening など 15 の多様なジャンルから構成されるように、217 のアーティスト、79 のアルバムから 909 曲が選ばれている。各曲のサビの部分を対象に音響特徴が抽出されている。本研究では、909 件の楽曲データのうち iTunes Search API^(注2) で試聴可能な 373 曲の楽曲データを用いた。

3.1 クラウドソーシングによるデータ収集

クラウドソーシングによってユーザプロフィールを収集した。以下、ユーザプロフィール作成手順を説明する。本稿ではクラウドソーシングにおける作業者のことをユーザとよぶ。

(1) 楽曲データ 373 件の中から無作為に選ばれた楽曲データ 1 件をユーザに提示する。楽曲データの情報としてアーティスト名および楽曲タイトル、試聴ページへのリンクを提示する。

(2) ユーザは、提示された情報を基に、その楽曲の既知・未知および嗜好について回答する。既知・未知に関しては表 1 に示す四つの選択肢 {TT, TF, FT, FF} の中から選び回答する。嗜好に関しては表 2 に示すように 5 段階の尺度で回答する。

(3) ユーザは (1), (2) を繰り返す。ユーザ 1 名あたりの回答数は任意である。

3.2 統計

クラウドソーシングは、2016 年 12 月 16 日から 26 日の期間で行った。対象楽曲数は 373 件であり、1 楽曲あたりのユーザ数は 30 名である。したがって、回答数は合計で 11,190 件となった。また、異なりユーザ数は合計で 155 名となった。

既知・未知に関するデータ数の分布は表 1 に示すとおりである。また、嗜好評価値が 4 または 5 と与えられた楽曲を好きな楽曲、1 または 2 と与えられた楽曲を好きでない楽曲と定義する。それぞれ、3,727 件、4,031 件であった。

(注2) : <https://www.apple.com/itunes/affiliates/resources/documentation/itunes-store-web-service-search-api.html>

表 1 既知・未知に関する評価値. TT: 楽曲タイトルも知っており, 曲も知っている (聴いたことがある), TF: 楽曲タイトルは知っているが, 曲は知らない (聴いたことがない), FT: 楽曲タイトルは知らないが, 曲は知っている (聴いたことがある), FF: 楽曲タイトルも知らず, 曲も知らない (聴いたことがない). 括弧内の数字は実際に得られたデータ数を示す.

	楽曲内容: 既知	楽曲内容: 未知
楽曲タイトル: 既知	TT (1,125)	TF (148)
楽曲タイトル: 未知	FT (1,131)	FF (8,786)

表 2 嗜好に関する評価値

評価値	選択肢
5	非常に好き
4	好き
3	どちらともいえない
2	好きでない
1	まったく好きでない

4. 既知空間および嗜好空間の作成と定性分析

本章では, 3. 章で得られたデータを基に, アーティストの既知空間および嗜好空間を作成する方法について述べる.

4.1 ユーザ-アーティスト行列の作成

3. 章で得られたデータを基に, ユーザ-アーティスト既知行列および嗜好行列を作成する.

まず, 既知・未知データを基に, ユーザ-アーティスト既知行列を作成する. 行列の作成手順は次のとおりである:

- (1) ユーザ $u_i \in U$ がアーティスト $a_j \in A$ に対する既知・未知に関して TT と回答した数を k_{ij} とする.
- (2) k_{ij} を行列の i 行 j 列の要素とした行列を作成する.
- (3) 総回答数が 1 以下のユーザを行列から削除する.
- (4) 総回答数が 1 以下のアーティストを行列から削除する.
- (5) 得られた行列をユーザ-アーティスト既知行列 \mathbf{K} とする.

本データセットにおいては, 行列 \mathbf{K} におけるユーザ数は 77, アーティスト数は 55 であった.

同様に, 嗜好データを基に, ユーザ-アーティスト嗜好行列を作成する.

- (1) ユーザ $u_i \in U$ がアーティスト $a_j \in A$ に対する嗜好に関して 4 または 5 と回答した数を r_{ij} とする.
- (2) r_{ij} を行列の i 行 j 列の要素とした行列を作成する.
- (3) 総回答数が 1 以下のユーザを行列から削除する.
- (4) 総回答数が 1 以下のアーティストを行列から削除する.
- (5) 得られた行列をユーザ-アーティスト嗜好行列 \mathbf{R} とする.

本データセットにおいては, 行列 \mathbf{R} におけるユーザ数は 107, アーティスト数は 121 であった.

4.2 アーティスト既知空間および嗜好空間の作成

ユーザ-アーティスト既知行列 \mathbf{K} および嗜好行列 \mathbf{R} を基に, アーティスト既知空間および嗜好空間をそれぞれ 2 次元特徴

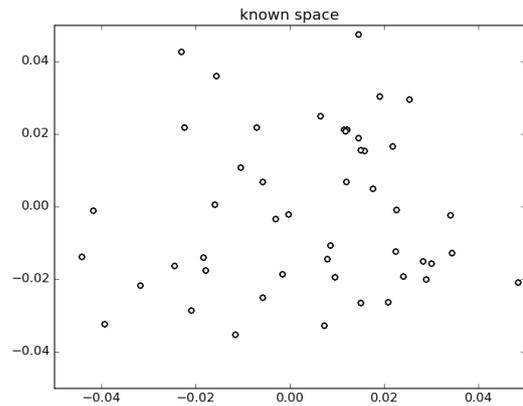


図 1 アーティスト既知空間

空間として作成する. 既知空間は, 同一ユーザにとって知っている可能性が高い (すなわち自力発見可能性が高い) アーティスト同士は近く, そうでないアーティスト同士は遠くなるように配置したアーティスト特徴空間である. 嗜好空間は, 同一のユーザにとって興味をもたれやすいアーティスト同士は近く, そうでないアーティスト同士は遠くなるように配置したアーティスト特徴空間である.

まず, アーティスト既知空間の作成方法について述べる. 作成手順は次のとおりである:

- (1) 非負値行列因子分解 [13] により, 既知行列 \mathbf{K} をユーザ-潜在特徴行列と潜在特徴-アーティスト行列に分解する. ここで潜在特徴次元数は 20 とした.
- (2) 潜在特徴-アーティスト行列を基に各アーティスト a_j を 20 次元特徴ベクトルで表す.
- (3) コサイン類似度により, アーティスト a_j とアーティスト a_l との類似度 $\text{sim}(a_j, a_l)$ を算出し, 全アーティスト間の類似度を算出する.
- (4) アーティスト間類似度 $\text{sim}(a_j, a_l)$ を j 行目 l 列目の要素とした行列を作成し, それをアーティスト既知類似度行列 \mathbf{AK} とする.
- (5) アーティスト既知類似度行列 \mathbf{AK} の固有ベクトルを固有値が小さいものから順に 2 個 ($\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$) 求める.
- (6) アーティスト a_j を特徴ベクトル (v_{1j}, v_{2j}) で表す. ここで, v_{1j} はベクトル \mathbf{v}_1 の j 番目の要素とする.

以上の手順により 2 次元に縮約されたアーティスト特徴ベクトル群が属する空間をアーティスト既知空間とする. アーティスト既知空間を図 1 に示す.

アーティスト嗜好空間は, 嗜好行列 \mathbf{R} を基に, 上記と同様の手順で作成する. アーティスト嗜好空間を図 2 に示す.

5. データ分析

4. 章で作成した既知空間および嗜好空間を基に, セレンディピティなアーティストを探索する方法について検討する.

5.1 ユーザプロフィール

セレンディピティなアーティストはユーザを基準に判断する

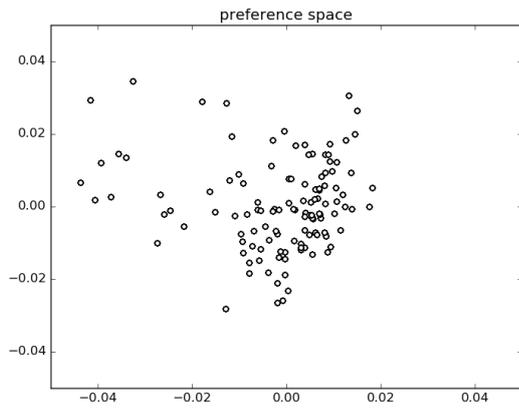


図2 アーティスト嗜好空間

ことになる。したがって、本研究では、ユーザがこれまでに聴いた中で好きな楽曲集合から構成されるユーザプロフィールを考える。なお、本稿ではアーティスト単位でのユーザプロフィールを考える。本分析ではユーザ u_i のユーザプロフィール P_i は下記の手順により獲得する：

- (1) ユーザプロフィール P_i を空にする。
- (2) アーティスト $a_j \in A$ の楽曲集合のうち、少なくとも1件の楽曲についてユーザ u_i が既知 (TT) かつ好き (4 または 5) と評価していれば、アーティスト a_j をユーザプロフィール P_i に追加する。
- (3) 全アーティストについて手順 (2) を繰り返す。

5.2 セレンディピティなアーティスト集合：正解データ

データ分析用の正解データとしてセレンディピティなアーティストを定義する。本稿では、5.1 節で獲得したユーザプロフィールに含まれず、ユーザにとって未知かつ好まれる楽曲をもつアーティストをセレンディピティなアーティストと定義する。本分析ではユーザ u_i のセレンディピティなアーティスト集合 S_i は下記の手順により獲得する：

- (1) セレンディピティなアーティスト集合 S_i を空にする。
- (2) アーティスト $a_j \in A$ の楽曲集合のうち、少なくとも1件の楽曲についてユーザ u_i が未知 (TF または FT または FF) かつ好き (4 または 5) と評価していれば、アーティスト a_j をセレンディピティなアーティスト集合 S_i に追加する。
- (3) セレンディピティなアーティスト集合 S_i からユーザプロフィール P_i に含まれるアーティスト集合を削除する。
- (4) 全アーティストについて手順 (2) から (3) を繰り返す。

5.3 セレンディピティなアーティスト集合の分布

前節まででユーザプロフィールおよびセレンディピティなアーティスト集合を定義した。これらユーザプロフィールおよびセレンディピティなアーティスト集合がアーティスト既知空間および嗜好空間にどのように分布しているかを調査する。

一人のユーザ u_i に着目する。図3は、アーティスト既知空間上におけるユーザプロフィール P_i およびセレンディピティなアーティスト集合 S_i の分布を示したものである。図中の赤丸はユーザ u_i が既知 (TT) と評価したアーティストを表す。青

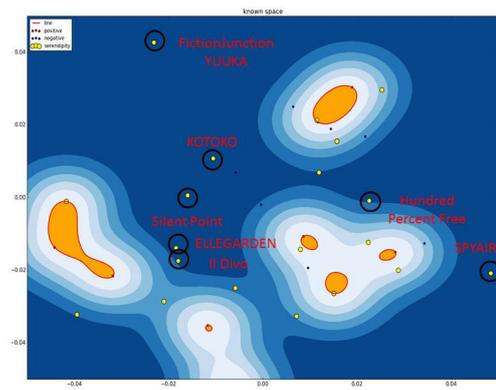


図3 アーティスト既知空間上のユーザプロフィールおよびセレンディピティなアーティスト集合の分布

丸は未知 (TF または FT または FF) と評価したアーティストを表す。オレンジ色の領域は赤丸で示したアーティスト集合を学習データとし、One-Class SVM により学習した領域を表す。この領域内に存在するアーティスト集合はユーザ u_i にとって既知である可能性が高い、すなわち自力発見性が高いアーティスト集合であるといえる。

同様に、図4は、アーティスト嗜好空間上における同集合の分布を示したものである。図中の赤丸はユーザ u_i が好き (4 または 5) と評価したアーティストを表す。青丸は好きでない (1 または 2) と評価したアーティストを表す。オレンジ色の領域は赤丸で示したアーティスト集合を学習データとし、One-Class SVM により学習した領域を表す。この領域内に存在するアーティスト集合はユーザ u_i にとって好まれる可能性が高いアーティスト集合であるといえる。

図3および図4共に、黄丸はセレンディピティなアーティストを表す。全体的には、セレンディピティなアーティスト集合は、既知空間上では未知領域に分布し、嗜好空間上では好み領域に分布していることがわかる。これらの傾向から、既知空間において未知領域に属し、かつ嗜好空間において好み領域に属するアーティスト集合を取得することで、対象ユーザにとってセレンディピティなアーティスト集合を抽出できるといえる。

より具体的にみるために、各図において主要なセレンディピティなアーティストにラベルを付与した。例えば、図3の既知空間上では、“FictionJunction YUUKA,” “KOTOKO,” “Silent Point”などが未知領域に属している。同時に、これらのアーティストは、図4の嗜好空間上では好き領域に属していることがわかる。したがって、以上のことから、これらのアーティストはユーザ u_i にとって自力発見性が低く、かつ好まれるであると予測することができる。

6. ま と め

本稿では、クラウドソーシングによってユーザプロフィールを獲得し、ユーザごとのアーティスト別の既知・未知楽曲数の

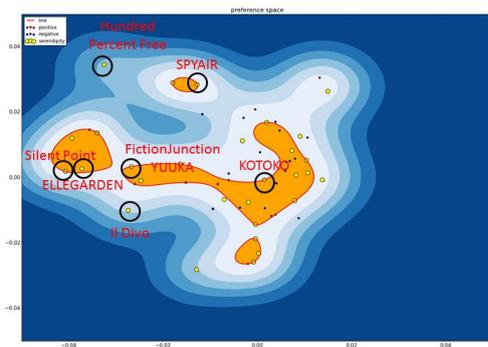


図 4 嗜好類似度空間上のセレンディピティなアーティスト分布図

行列と嗜好楽曲数の行列の作成から、アーティスト特徴行列を作成した。またアーティスト特徴行列から既知プロフィールと嗜好プロフィールでアーティスト類似度行列を作成から2次元の既知・未知と嗜好のアーティスト類似度空間を生成し、セレンディピティなアーティストの分析をするための方法を提案した。

今後は分析を深めていき、分析結果を踏まえたセレンディピティなアーティストの予測手法について提案する。またアーティスト名だけでなく、楽曲の年代やジャンルなどの他の属性に着目し、知見に基づくセレンディピティ嗜好楽曲推薦手法も検討する。

謝 辞

本研究は JSPS 科研費 15K12151 の助成を受けた。また本研究の一部は文科省私大戦略的研究基盤形成支援事業 (2015-19) の助成を受けた。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, P.B. Kantor (Eds.), Recommender Systems Handbook, Springer, 2011.
- [2] Y. Koren, R. Bell, C. Volinsky, Matrix factorization techniques for recommender systems, IEEE Computer 42 (8) (2009) 30–37.
- [3] D. Bogdanov, M. Haro, F. Fuhrmann, E. Gomez, and P. Herrera, Content-based music recommendation based on user preference examples Categories and Subject Descriptors, in Womrad 2010: The 4th ACM Conference on Recommender Systems. Workshop on Music Recommendation and Discovery, 2010.
- [4] B. Logan and A. Salomon, A Content-Based Music Similarity Function, 2001.
- [5] M. Levy and M. Sandler. Music information retrieval using social tags and audio. IEEE Transactions on Multimedia, 11(3):383–395, 2009.
- [6] 奥健太: セレンディピティ指向情報推薦の研究動向, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌) - 特集: Web インテリジェンスとインタラクション II -, Vol.25, No.1, pp.2–10, 2013.
- [7] 多田圭吾, 山西良典, and 加藤昇平, “ユーザ感性へのインタラティブ適応に基づく楽曲推薦システム,” in 情報科学技術フォーラム講演論文集, 2012, vol. 11, no. 2, pp. 23–29.
- [8] 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. 16–21, 2012.
- [9] B. Logan, “Mel Frequency Cepstral Coefficients for Mu-

sic Modeling,” in ISMIR 2000: Proceedings of International Symposium on Music Information Retrieval, 2000.

- [10] A. Flexer, D. Schmitzer, M. Gasser, and G. Widmer, “Playlist Generation Using Start and End Songs,” in Ninth International Conference on Music Information Retrieval, 2008, pp. 2–7.
- [11] Y. Hijikata, T. Shimizu, and S. Nishida, “Discovery-oriented collaborative filtering for improving user satisfaction,” in IUI 2009: Proceedings of the 14th international conference on Intelligent user interfaces, 2009, p. 67–76.
- [12] Yehuda Koren, Robert Bell, Chris Volinsky, “Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems”, Computer, vol.42, no. 8, pp. 30-37, August 2009, doi:10.1109/MC.2009.263
- [13] 亀岡弘和, “計測と制御, 第 51 巻, 第 9 号, 2012 年 9 月号”
- [14] Keigo Tada, Ryosuke Yamanishi, Shohei Kato: “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