

# 楽曲の鑑賞場所と音響特徴量の相関に関する検証

黒子 なるみ<sup>†</sup> 大矢 隼士<sup>††</sup> 伊藤 貴之<sup>†</sup>  
 Manuela Waldner<sup>†††</sup> Nicolas Grossmann<sup>†††</sup> Hsiang-Yun Wu<sup>†††</sup>

<sup>†</sup>お茶の水女子大学 〒112-0012 東京都文京区大塚 2-1-1  
<sup>††</sup>株式会社レコチョク 〒150-0002 東京都渋谷区渋谷 2-16-1  
<sup>†††</sup>TU Wien, Karlsplatz 13, 1140 Vienna, Austria

E-mail: <sup>†</sup>{g1520511, itot}@is.ocha.ac.jp, <sup>††</sup>hayato.oya@recochoku.co.jp, <sup>†††</sup>{waldner, nicolas. grossmann, wu}@cg.tuwien.ac.at

**あらまし** 鑑賞する音楽を選曲する際に、その場の状況や環境が判断基準になることはよく知られている。我々はこの考え方を応用して、日常的に長時間滞在する場所で鑑賞される楽曲の音響特徴量分布に基づいて、楽曲を推薦する手法を検討している。しかし、どのような場所でどのような音響特徴量を有する楽曲が好まれるのかという検証はまだ実施していなかった。そこで我々は、再生した楽曲の鑑賞場所と音響特徴量の相関を検証するための可視化を試みた。本報告では鑑賞場所と音響特徴量に関する可視化手法および可視化結果について紹介する。

**キーワード** 音楽情報処理, 可視化, ライフログ, 日常度, 機械学習

## 1. はじめに

モバイル音楽プレイヤーやスマートフォンなどの小型端末の普及や保存容量の増大により、情報機器上のデジタルデータとして音楽を保有するユーザーが増加してきた。そして近年では主に海外主要国において、ストリーミングサービスが音楽鑑賞の主たるメディアとなってきた。これらの環境の変化により、新たな音楽推薦技術の普及の可能性が高くなっている。音楽推薦の研究は既に多角化されており、目的や状況に応じた多種多様な音楽推薦手法が提案されている。例として、作業用 BGM を推薦するシステム[1]や、ジョギング用の推薦システム[2]、ドライブ用の推薦システム[3]が提案されている。これに対して、ユーザーの多様な状況に応じて適応的に推薦手段を切り替える音楽推薦手法があれば、さらに満足度の高い音楽鑑賞が可能になると考えられる。スマートフォンなどの小型端末は、常時インターネットに接続可能で、多様なセンサを搭載していることから、個人の日常での活動記録(ライフログ)を手軽に残すことが可能となっている。これらの蓄積された情報を解析することでユーザーの嗜好や習慣を推測する研究が、近年活発に発表されている。このようにして推測された嗜好や習慣は、音楽推薦にも応用可能な情報であると考えられる。

そこで我々は、ユーザーの日常の行動範囲から算出される日常・非日常を段階的に数値化した「日常度」を考慮した音楽推薦システム[4]を開発中である。このシ

ステムは、ユーザーが聴きたいと思う楽曲が日常度の高い場所と低い場所とで異なるという仮説にもとづいて楽曲を推薦する。具体的には、日常度の高い場所では一定の音響的特徴を有する楽曲が多く聴かれるであろう、逆に日常度の低い場所ではその場所の行動や印象に合った楽曲が好まれるであろう、という仮説にもとづいている。

さらに議論を重ねた結果として我々は、日常度の高い場所で頻繁に聴く楽曲の音響特徴量は、ユーザーごとに、また場所ごとに異なるのではないかという考えに至った。このことは日常生活における音楽の価値に関する North[5]らの調査からも導かれる。この調査によると、例えば家や図書館などの静かな場所では落ち着いた楽曲が好まれるが、ショッピングやジムなど騒がしい場所では気分の上がる楽曲が好まれる傾向にある。

そこで本研究では、日常的に長時間滞在する場所において、それぞれの場所とその場所で聴かれる楽曲には相関があるのか検証するために可視化を試みた。これを考慮することによって、ユーザーの嗜好により適した楽曲を推薦できると考える。本報告では鑑賞場所と音響特徴量の相関を検証するための可視化手法および可視化結果について紹介する。

## 2. 関連研究

本章では、鑑賞時の環境が選曲に与える影響に関する研究を紹介する。

人々は何かを選択する際、個人の感情と態度に大きく影響される[6]ことが知られている。これは音楽の選曲に対しても同様であると考えられる。Reynolds らの研究[7]では、音楽鑑賞時の環境がユーザの気分と選曲にどのような影響を与えるのかを調査した。下に示す図 1,2 の結果から、リスナーがおかれている環境は、リスナーの気分と音楽の選曲に等しく影響を与えているということを示唆している。したがって、気分はユーザの音楽選曲の際に重要な要素となり、環境が気分や音楽の選曲に強く影響を与えていることを示している。

環境が気分を与える影響

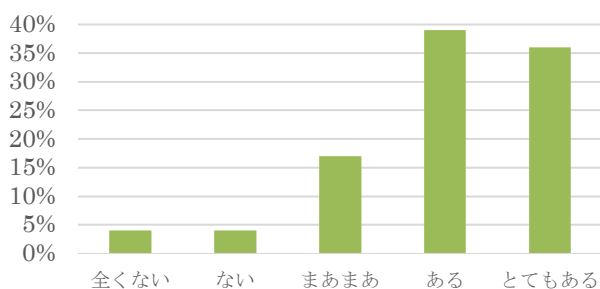


図 1 環境がユーザの気分を与える影響のレベル

環境が音楽選曲に与える影響

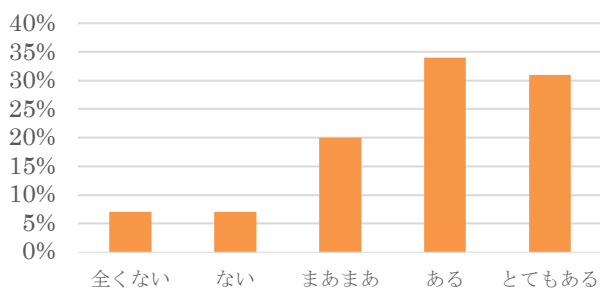


図 2 環境がユーザの音楽選曲に与える影響のレベル

### 3. 楽曲の観賞場所と音響特徴量の可視化

本章では、楽曲の観賞場所と音楽特徴量の関係を可視化するための各処理について論じる。処理の流れは図 3 のようになっている。3.1 節ではユーザの位置情報の記録、3.2 節では日常的に長時間滞在する場所を認識するための日常度算出、3.3 節では機械学習による音響特徴量算出、3.4 節では可視化手法について説明する。



図 3 処理の流れ

#### 3.1. 位置情報記録

本手法ではユーザの現在位置における日常度を算出するために、ユーザの位置情報履歴を記録する。我々の実装では、スマートフォンのアプリケーションを用いて一定時刻ごとに位置（緯度・経度）と記録した時間の測定結果を記録する。

#### 3.2. 日常度算出

位置情報である緯度・経度に加えて日時の 3 値の集合をモデル化するために、本手法では日時を考慮した密度分析を用いている。事前に記録した位置情報群に含まれるすべての位置情報に対して、その周囲 10 メートル四方の範囲内に含まれる点の密度を算出する。本研究ではその算出された密度を日常度とする。

本手法を適用した例を図 4 に示す。図にプロットされている点は、3.1 節の処理によって 10 分ごとに得られたユーザの位置情報である。x 軸, y 軸がそれぞれ緯度と経度を表しており、z 軸が日時を表している。日時を考慮することによって、一時的に長時間滞在していた場所の日常度が想定する値よりも大きくなってしまいうことを避ける。

本研究では、記録した位置情報が密集していた場合は日常度が高いとして、以下の式(1)によって得られた値を日常度とする。ただし、日常度を  $P$ 、10 メートル四方の範囲内に含まれる位置情報の数を  $\chi$ 、範囲内に含まれる位置情報数の最大値を  $M$  とする。ここで、日常度が高いと思われる場所の日常度の値は全て 1 となるような任意のパラメータ  $m$  を設定する。そのため、以下の式(1)で 1 を超えた値は、全て 1 になるように処理する。なお、本研究では  $m = 2.46$  とした。

$$P = (\chi/M) \times m \quad (1)$$

滞在地付近における過去の滞在時間が短い、もしくはこれまで滞在していなかった場所の日常度は 0 とする。また、色の寒暖によって日常度の高さを表現しており、色が暖色になるほどより日常度が高いことを示している。

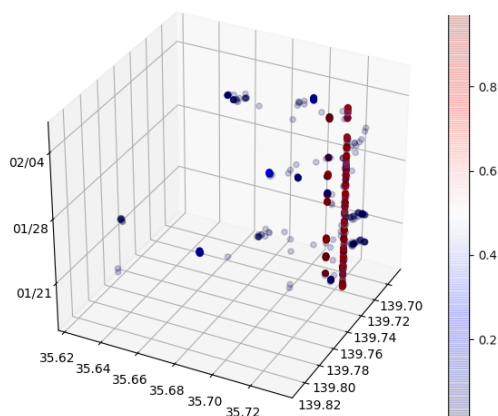


図 4 ライフログ解析結果

### 3.3. 音響特徴量算出

各楽曲の音響特徴量を算出する．現時点では TU Wien の Institute of software technology and interactive systems information & software engineering group が開発した音響特徴量解析ツール<sup>1</sup> を用いている．我々が採用している音響特徴量の概要と次元数を表 1 に示す．

表 1 解析中の音響特徴量一覧

<b>Rhythm Patterns</b>	楽曲全体のリズム周期性 次元数：1440
<b>Statistical Spectrum Descriptor</b>	特定音域のビートや音量 次元数：168
<b>Rhythm Histogram</b>	楽曲全体のリズム変動 次元数：60

### 3.4. 可視化

最後に本手法では，3.3 節までの処理結果に対して以下の 2 通りの可視化を適用する．

図 5(a)では，日常度の分布と楽曲を視聴した場所を可視化する．この可視化では，縦軸と横軸がそれぞれ緯度と経度に対応する．円形のプロットがユーザの日常度を表現しており，オレンジに類同する色ほど日常度が高い場所，緑に類同する色ほど日常度が低い場所を示している．また，黒三角形のプロットが楽曲を視聴した場所を表現している．このプロットをマウスオーバーすると，その場所の緯度経度情報，日常度，その場所で視聴した楽曲のタイトルが表示される．

図 5(b)では，楽曲間の音響特徴量の類似度を可視化する．3.3 節で算出された音響特徴量に次元削減を適用することで，各楽曲を 2 次元空間に配置する．ここでプロットの色には，特定のユーザに対して日常度が高い地域ごとに異なる色を割り当てている．また，現時点の実装では，PCA, tSNE, MDS, UMAP の 4 手法を提供しており，次元削減手法はユーザが選択可能としている．

これらの可視化画面を連動させることによって，ユーザが着目したい楽曲データや場所を選択した際にそ

の楽曲の音響特徴量や場所の日常度といった詳細を表示したり，強調したりする．これによって，楽曲を聴いた場所と音響特徴量の相関を認識しやすくし，リストに記されるより詳細なデータを用いて比較することができる．

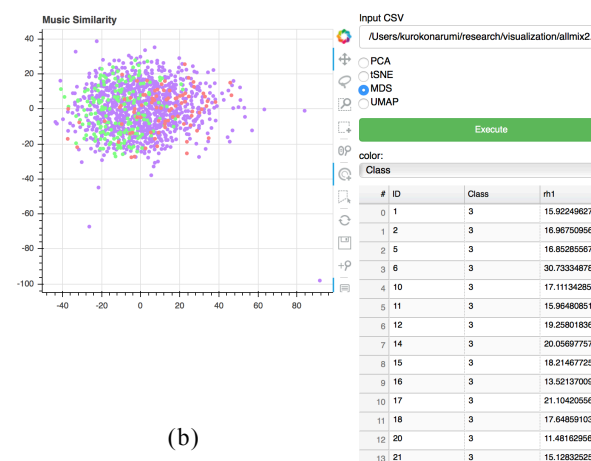
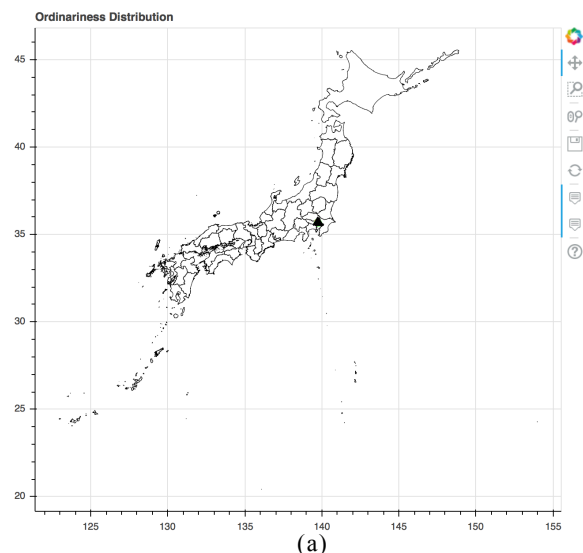


図 5 可視化画面

## 4. 実行例

本章では，あるユーザにおける本可視化システムの実行例について論じる．この実行例では，ユーザの位置情報データと音楽視聴履歴をそれぞれ約 1 ヶ月間収集した．それらのデータを使用して可視化した結果について以下の節で説明する．

### 4.1. 日常度分布

可視化画面の左側では，日常度の分布と楽曲を視聴した場所を可視化している．この実行例では図 6 の可視化結果となった．可視化結果の中から日常度の高そうな地域を拡大表示したところ，このユーザには日常度の高い場所が 2 地点あった．その 2 地点の緯度と経

<sup>1</sup><http://ifs.tuwien.ac.at/mir/audiofeatureextraction.html>

度から地名を検索した結果,そのユーザの自宅周辺と,通学先学校周辺であることがわかった.そこで今回は自宅と学校の2地点がユーザにとって日常度が高い地点であるとし,それぞれの場所でどのような特徴の楽曲を好んで聴いているのかを分析した.

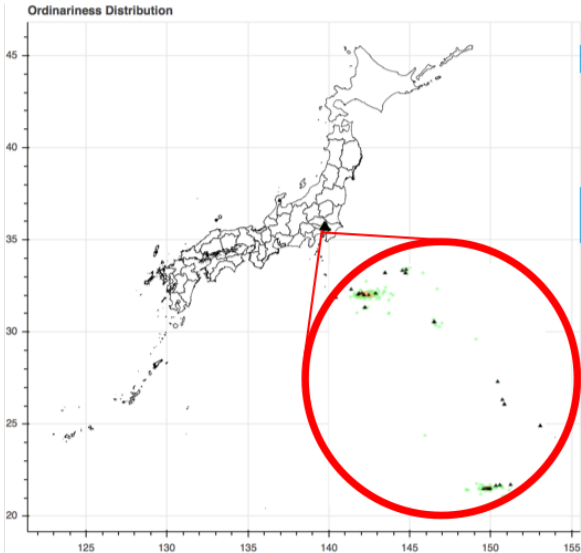


図 6 日常度の分布と拡大図

4.2. 楽曲の類似性

4.1 節の結果をもとに,ユーザのプレイリスト内に含まれる楽曲を表 2 のように分類してもらった.これらの楽曲群の音響特徴量を次元削減することによって,楽曲の類似性を可視化した結果を図 7 に示す.今回のデータでは,次元削減手法として MDS を適用したときに,各分類に属する楽曲が画面上で最もよく分離される結果となった.図 7 では画面の右側に,ユーザが自宅で聴く楽曲が集中している.それに対して,学校で聴く楽曲は画面の左側に集中している.その外側にまだ聴いていない楽曲が配置されている.このことから,ユーザが音楽を鑑賞した場所と音響特徴量には,ある程度の相関があることが示唆される.

表 2 カラーコード表

赤	家で聴く楽曲
緑	学校で聴く楽曲
紫	未視聴楽曲

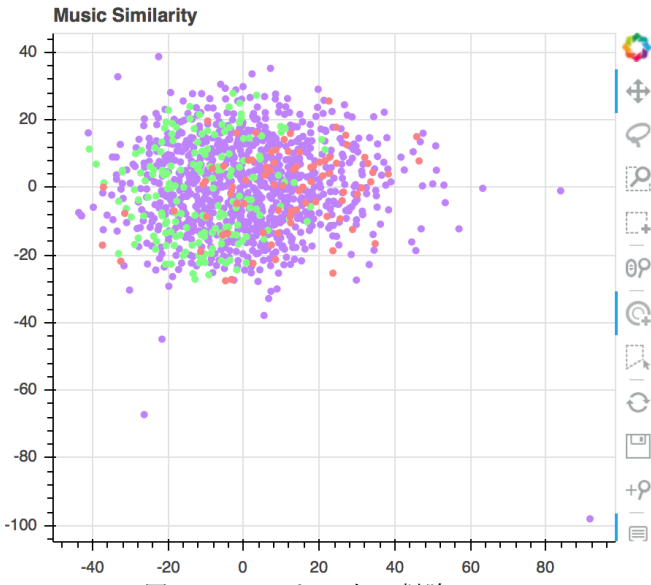
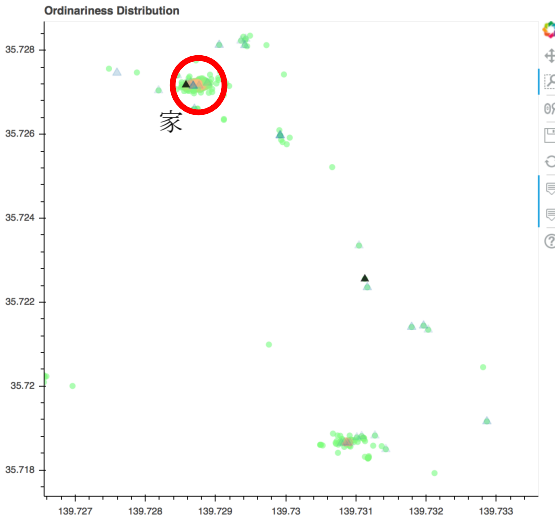


図 7 MDS による次元削除

4.3. 可視化結果と考察

可視化画面の選択と強調機能を使って,家で聴く楽曲と学校で聴く楽曲の関係を考察した.今回はリストから家で聴く楽曲に限定した可視化結果と,学校で聴く楽曲に限定した可視化結果をそれぞれ図 8,9 に示す.この結果から,ユーザが家で聴く楽曲に分類した楽曲は,ほとんどが家で聴かれていた.それに対して,学校で聴く楽曲に分類した楽曲は,学校を含めた様々な場所で聴かれていた.このことから,家で聴く楽曲は静かな楽曲が多く,外の雑音が少ない場所で聴く傾向にあるのに対して,学校で聴く楽曲はやる気を高める楽曲が多く,学校以外の多様な目的地に向かう道中でも聴いているのではないかと推測される.





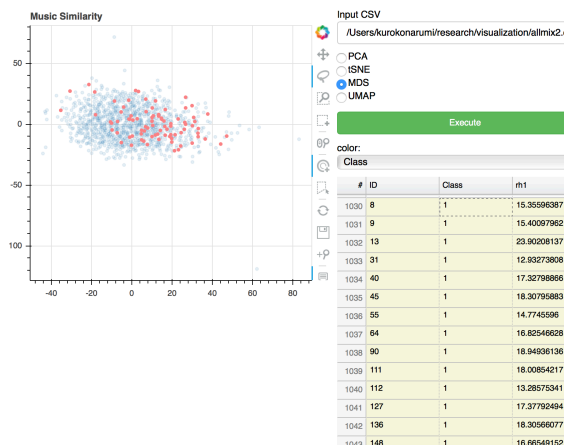


図 8 家で聴く楽曲に限定した可視化

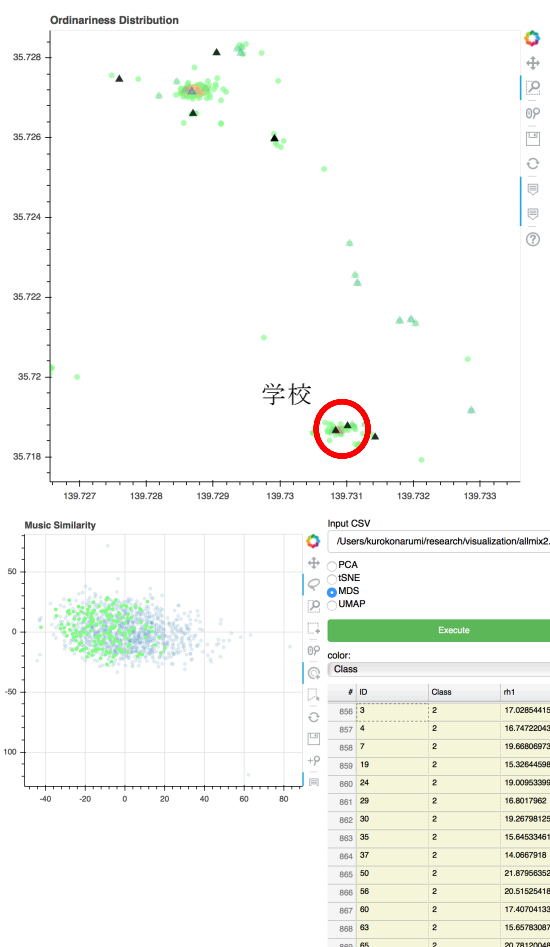


図 9 学校で聴く楽曲に限定した可視化

## 5. まとめと今後の課題

本報告では、再生した楽曲の鑑賞場所と音響特徴量の相関を検証するための可視化手法および可視化結果を示した。この可視化によって、鑑賞場所と 3.3 節で算出した音響特徴量にはある程度の相関があることがわかった。

今後の課題として、ユーザの移動経路の表示、移動速度の推定、表示するプロットの選択機能の三点を検

討している。一点目の移動経路の表示と二点目の移動速度の推定については、ユーザが移動する際の目的地と移動手段を判別することによって、目的地別または移動手段別に聴かれる楽曲に特徴があるか検証することを目的としている。移動手段の分類については、現段階では、徒歩、ランニング、自転車、車または電車の 4 段階を想定している。三点目のプロットの選択機能については、現段階では日常度の分布と楽曲を視聴した場所のプロットの重なりが大きい箇所があり、視認性を低下させてしまっている。そのため、表示するプロットに選択機能を付与することによって、重なりを低減したいと考えている。

また長期的な課題として、この相関を利用して、機械学習により鑑賞場所ごとにユーザが好む楽曲を分類することを試みている。この手法でユーザにとって未視聴楽曲の分類を可能とすることによって、より満足度の高い音楽推薦システムの開発を目指す。

## 参考文献

- [1] 大平茂輝, 長尾確, “身体リズムに適応したウォーキング/ジョギング中の音楽再生支援システム”, 第 21 回人工知能学会全国大会論文集, 2007.
- [2] 矢倉大夢, 中野倫靖, 後藤真孝, “作業用 BGM に特化した楽曲推薦システム”, 情報処理学会研究報告, Vol. 112, No. 3, 2016.
- [3] Linas Baltrunas, Marius Kaminskas, Bernd Ludwig, Omar Moling, “InCarMusic: Context-Aware Music Recommendations in a Car”, E-Commerce Web Technol, pp. 89–100, 2011.
- [4] 黒子なるみ, 大矢隼士, 伊藤貴之, “位置情報から算出される日常度を考慮した音楽推薦システム”, 研究報告音楽情報科学 (MUS), Vol. 48, pp. 1-6, 2018.
- [5] Adrian C. North, David J. Hargreaves, Jon J. Hargreaves, “Uses of Music in Everyday Life”, An Interdisciplinary Journal, Vol. 22, No. 1, pp. 41-77, 2004.
- [6] Anthony G. Greenwald, Timothy C. Brock, and Thomas M. Ostrom, “Psychological Foundations of Attitude”, Academic Press, 1973.
- [7] Gordon Reynolds, Dan Barry, Ted Burke, Eugene Coyle, “Interacting with Large Music Collections: Towards the use of Environmental Metadata”, IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp. 989-992, 2008.
- [8] Yading Song, Simon Dixon, “Marcus Pearce: A Survey of Music Recommendation Systems and Future Perspectives”, 9th International Symposium on Computer Music Modelling and Retrieval (CMMR), 2012.
- [9] 神嶋敏弘, “推薦システムのアルゴリズム(1)”, 人工知能学会誌, Vol. 22, No. 6, pp. 826-837, 2007.
- [10] 神嶋敏弘, “推薦システムのアルゴリズム(2)”, 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 1, pp. 89-103, 2008.
- [11] 神嶋敏弘, “推薦システムのアルゴリズム(3)”, 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 2, pp. 248-263, 2008.
- [12] Brian McFee, Colin Raffel, Dawen Liang, Daniel P.W. Ellis, Matt McVicar, Eric Battenberg, Oriol Nieto,

“librosa: Audio and Music Signal Analysis in Python”, Proc. of the 14th Python in Science Conf. (SCIPY), pp. 18-24, 2015.

- [13] 田原万友美, 田村俊明, “非日常空間における心理的空間特性の研究-02”, 日本デザイン学会研究発表大会概要集, Vol. 45, pp. 154-155, 1998.
- [14] 今井規善, 奥健太, 服部文夫, “位置情報クラスタリングに基づく地理的ユーザプロファイリング手法の提案”, 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol. 75, pp. 1.651-1.652, 2013.
- [15] 種田安雄, 赤池英夫, 角田博保, “個人移動履歴のパターン分類を利用したライフログ検索・閲覧手法の提案と評価”, 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol. 73, pp. 4.143-4.144, 2011.
- [16] Lin Liao, Donald J. Patterson, Dieter Fox, Henry Kautz, “Building Personal Maps from GPS Data”, Annals of the New York Academy of Sciences, Vol. 1093, No. 1, 2006.
- [17] Gordon Reynolds, Dan Barry, Ted Burke, Eugene Coyle, “Interacting with Large Music Collections: Towards the use of Environmental Metadata”, IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), pp. 989-992, 2008.
- [18] Kazuyoshi Yoshii, Masataka Goto, Kazunori Komatani, “Hybrid Collaborative and Content-based Music Recommendation Using Probabilistic Model with Latent User Preferences”, Proceedings of the 7th International Conference on Music Information Retrieval (ISMIR), 2006.

