

# 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

黒子なるみ<sup>†1</sup> 大矢隼士<sup>†2</sup> 伊藤貴之<sup>†3</sup>  
お茶の水女子大学<sup>†1†3</sup> 株式会社レコチョク<sup>†2</sup>

## 1. はじめに

MP3 プレイヤーやスマートフォンなどの小型端末の普及や記憶容量の増大により、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ている。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。

また、スマートフォンをはじめとする小型端末は、常時インターネットに接続可能で、多様で高性能なセンサが多く搭載されていることから、個人の日常の活動記録、ライフログを手軽に残すことが可能となった。これらの情報は日々の活動に伴って蓄積される。この蓄積された情報を解析することでユーザの嗜好や興味、習慣などを推定する研究が、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。

我々はユーザの習慣にもとづいた音楽推薦技術を研究するにあたり、以下の2点の仮説を立てた。

- 各ユーザの位置情報を蓄積することで、各々の場所における各ユーザの日常度を推定できる。
- 日常度の高い場所と低い場所とで、ユーザが聴きたいと思う楽曲は異なる。具体的には、日常度の高い場所では習慣化した楽曲と類似した楽曲が好まれることが多く、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ことが多いと予想される。

これらにもとづき我々は、日常度を考慮した新しい音楽推薦手法を開発中である。本報告ではその進捗状況と今後の展開について論じる。

## 2. 関連研究

### 2.1 音楽推薦

Song らのサーベイ[4]によると、従来の音楽推薦手法は表1に示すように大きく6種類の手法に分類される。その中でも近年では、2つ以上の推薦手法を組み合わせることで推薦精度の向上を目指す「ハイブリッド型」の手法が多く研究されている。

表1 6種類の音楽推薦手法

メタデータ	歌詞やアーティスト
協調フィルタリング	趣味の似た人を参考にする
音響データ	楽曲の特徴量(テンポ、強弱など)
文章	コメントやレビュー
感情	喜怒哀楽やムード
ハイブリッド	各推薦手法をを組み合わせる

本研究では、ユーザが現在いる場所の日常度の高さに応じて、異なる2種類のハイブリッドによる推薦手法を適用することで、音楽推薦システムの満足度向上を目指す。

### 2.2 協調フィルタリングと内容ベース手法

表1に示した6種類の手法の中から2種類の手法を選ぶにあたって、協調フィルタリングと内容ベース手法の長所と短所を議論した神嶋の報告[5]~[7]を参考にする。表2に両者の長所と短所をまとめる。

協調フィルタリングは他のユーザのコンテンツ選択結果を参照して推薦コンテンツを選択する手法で、楽曲の特徴量モデリングが不要であることや、多様性の高い推薦ができるなどの利点がある。一方で内容ベース手法は、楽曲やユーザの特徴に沿って推薦コンテンツを選択する手法で、ユーザの選択履歴を必要としないことから新しいコンテンツでも推薦できるなどの利点がある。この協調フィルタリングと内容ベース手法とを組み合わせることによって、協調フィルタリングの欠点であるコールドスタート問題を内容ベース手法によって回避することが出来る。

本研究においても、協調フィルタリングと内容ベース手法を組み合わせることによって、音楽推薦システムの満足度向上を目指す。なお、ここでいう「内容」には、歌詞な

どの文字情報やメタデータ、および音響データから算出される特徴量を含む。

表2 協調フィルタリングと内容ベースの比較

	協調	内容ベース
多様性	○	×
ドメイン知識	○	×
スタートアップ問題	×	△
利用者数	×	○
被覆率	×	○
類似アイテム	×	○
少数派の利用者	×	○

### 3. 提案手法

本研究では、1章で論じた我々自身の仮説にもとづいて、日常度の高い場所では有用な音楽推薦手法と日常度の低い場所では有用な音楽推薦手法を用意する。

日常度の高い場所では、その場所にふさわしい特徴を有する楽曲をユーザが日常的に聴いていると仮定し、その楽曲の特徴と類似した特徴を有する楽曲を優先的に推薦することを想定する。ここでの日常的な場所とは、例えば自宅・通学先や通勤先・それらの移動経路などが挙げられる。これらの場所での選曲には、場所の騒々しさ、雰囲気、移動手段、滞在する時間帯が影響すると考えられる。具体的なシーンとして、騒々しい場所では音量が一定となる楽曲を聴きたいのではないかと、ジョギングや車での移動の際にはそれに合ったテンポの楽曲を聴きたいのではないかと、といったことが想像される。これらを総合すると、日常度が高い場所で選ばれる楽曲には音響特徴量との相関があることが示唆される。また、類似した音響特徴量の楽曲を好むユーザの音楽鑑賞履歴も参考になると推測した。以上の仮説にもとづいて、本研究では日常度の高い場所では音響特徴量にもとづく手法と協調フィルタリングとのハイブリッド手法を検討する。

日常度の低い場所では「ユーザがその場所で日常的に聴いている楽曲」というデータを得ることができない。そこで代わりに、特定の場所や状況で万人に聴かれる楽曲を優先的に推薦することを想定する。ここで、日常度が低い場所は、その場所周辺においてよく知られた情報が選曲に影響すると考えた。そこで、滞在地周辺においてよく知られた情報を表すメタデータを、位置情報にもとづく検索結果や、その場所を歌った有名曲の歌詞から抽出することを検討している。また、同じアーティスト、年代、ジャンルなどを好むユーザの音楽鑑賞履歴も参考になると推測した。以上の仮説にもとづいて、本研究では日常度の低い場所では

メタデータにもとづく手法と協調フィルタリングとのハイブリッド手法を検討する。

以下、提案手法を構成する各処理の詳細について論じる。また、図2に本手法の処理手順に示す。

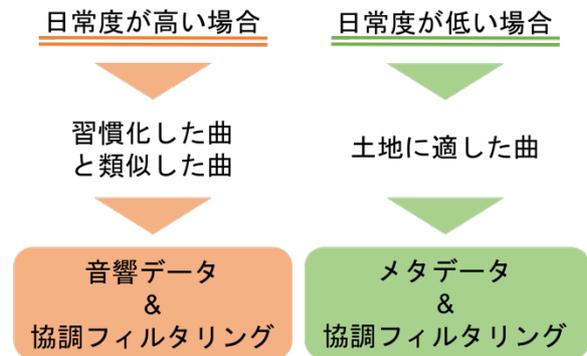


図1 提案手法



図2 処理の流れ

#### 3.1 位置情報記録

本手法ではユーザの滞在地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（緯経度）を測定し、位置情報とその位置にいた時刻を記録する。

#### 3.2 日常度算出

計測した緯経度の集合から日常度が高い場所を推定するために、本手法では Delaunay 分割法[8]を適用し、取得した位置情報の点群を結ぶ三角メッシュを生成する。日常度が高い場所は滞在時間が多く、点が密集しているため、生成された三角メッシュのうち、一定の長さより短い辺で構成される三角形群を抽出する。本研究では、計測された滞在地の緯度・経度が、抽出した三角形群の中に位置していた場合は日常度が高いとして、滞在地との距離が最も近くなる三角形の頂点を探索し、以下の式(1)によって得られた値を日常度とする。ただし、辺の長さの閾値を $a$ 、滞在地との距離が最も近くなる三角形の頂点とつながる辺の長さの平均を $l$ とする。

$$P = (l - a) / l \quad (1)$$

滞在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いため、抽出した三角群の中に位置していなかった場合は日常度を0とする。

この方法を用いることで、滞在地の緯度・経度の入力によって日常度をリアルタイムに算出することが可能となる。

1章で論じた我々の仮説にもとづいて、日常度の高い場所では有用な音楽推薦手法と日常度の低い場所では有用な音楽推薦手法を用意する。算出された日常度に応じて、2種類の音楽推薦手法のいずれかを選択して楽曲を推薦する。図3にその概念図を示す。現在位置における日常度を $P$ とし、式(1)にしたがって、確率 $P$ で音響特徴量にもとづいて、確率 $(1-P)$ でキーワード検索にもとづいて楽曲を推薦する。

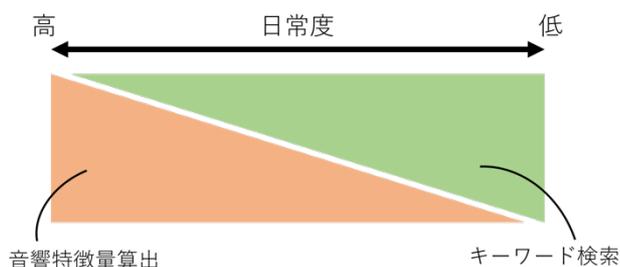


図3 日常度による2種類の音楽推薦手法の選択

### 3.3 音響特徴量算出

音響特徴量にもとづく手法では、ユーザが滞在地付近でよく聴く楽曲の音響特徴量を5つ抽出する。音響特徴量の抽出には Librosa[9]を用いた。Librosa で抽出可能な音響特徴量のうち、現時点で我々が採用している音響特徴量を表3に示す。これらの音響特徴量は音の3大要素と呼ばれる「リズム、メロディ、ハーモニー」をもとに採用している。ただし、メロディに関してはメロディと伴奏の音源分離の精度の問題から特徴量化を見送った。リズムに関しては tempo, ハーモニーに関してはそれ以外の4つの特徴量での表現を期待できる。

表3 解析した音楽特徴量一覧

tempo	テンポ
RMS energy	エネルギー平均値
spectral contrast	音質の明瞭な変化
spectral flatness	周波数別の音量の均一さ
spectral roll-off	エネルギー85%となる周波数

次に、各楽曲における音響特徴量の類似度を求める。抽出された音響特徴量それぞれについて区間の幅が全て等しくなるような5つの区間を定める。これによって、推薦候補となる楽曲それぞれの音響特徴量が、定めた区間のどこに含まれるかを求め、その区間に含まれている楽曲の割合を算出する。算出された割合の合計値が高いとされた上位数曲を、ユーザが滞在地周辺でよく聴く楽曲に類似した楽曲として、推薦候補となる楽曲リストを作成する。

本研究ではこれに協調フィルタリングを加味することを検討している。これにより、同じ音響特徴量の楽曲を好むユーザの音楽鑑賞履歴からも楽曲を推薦することができる。現在はまだ実装していない。

### 3.4 キーワード検索

キーワード検索にもとづく手法では、ユーザの滞在地周辺のキーワード(周辺施設、住所など)を検索する。滞在地周辺の情報と音楽の一致はユーザに感動をもたらすことができるため、滞在地周辺の位置情報にもとづく音楽推薦[10]~[12]はこれまでもなされてきた。しかしこれらの手法は位置情報を付与した形で記録されたユーザの音楽鑑賞履歴を参照する必要があり、情報推薦の一般的な問題であるコールドスタート問題が懸念される。そこで本研究では、滞在地周辺のキーワードそのものを歌詞に含んでいる楽曲は、滞在地周辺の雰囲気や反映できているものとして、それらの各歌詞において出現回数が多い単語は重要性が高い単語であるとして、その重要性を tf-idf によって求める。tf-idf の合計値が高いとされた上位数曲をキーワードの重要性が高い楽曲とし、その場所に関連した楽曲として推薦候補となる楽曲リストを作成する。

ここでいう日常度が低い場所の例として、旅行先や出張先などが考えられる。このような場所ではユーザによる音楽鑑賞履歴から楽曲を選曲することは難しい。一方で、このような場所では、例えば友達や恋人など、他の誰かと一緒にいる状況も多いと予想されるため、ユーザ個人の嗜好にもとづいて選曲する必要がない場合も多い。このことから本研究では、日常度の低い場所での選曲にはユーザ個人の楽曲の好みを考慮せずに、より客観的に楽曲を推薦することを想定する。

本研究ではこれに協調フィルタリングを併用することを想定している。これによって同じアーティスト、年代、ジャンルなどを好むユーザの音楽鑑賞履歴から楽曲を推薦することができる。現時点ではまだ実装していない。

### 3.5 音楽推薦

3.3節と3.4節に示した手法で生成されたそれぞれの楽曲リストから、滞在地の日常度に応じて楽曲を推薦することで、日常度の高い場所でも低い場所でも高い満足度を得られるような音楽推薦を目指す。本手法では楽曲再生を終了して次の楽曲を推薦するたびに3.2節に戻り、算出された日常度に応じて2種類の音楽推薦手法のいずれかによって楽曲を選出する、という処理を反復する。

## 4. 実行環境と実行例

### 4.1 ライフログ収集・ライフログ解析

我々の実験環境では、スマートフォン用のアプリケーション「GPS-Trk 3<sup>1</sup>」を用いて10分ごとに位置情報とその位置にいた時刻を記録する。その結果として得られた位置情報群にDelaunay分割法を適用した例を図4に示す。この図で用いられている位置情報は2019年2月上旬から5月上旬にかけて記録したものである。縦軸と横軸がそれぞれ緯度と経度を表している。赤い点が記録した位置情報であり、青い線はそれらの点群を結ぶ三角メッシュのメッシュ辺である。図4では例として、黒いアスタリスクの位置の日常度を算出したものであり、閾値は0.1とした。この場合の日常度は0.234であった。位置情報所有者の評価により、この結果は妥当な定式化であることがわかった。

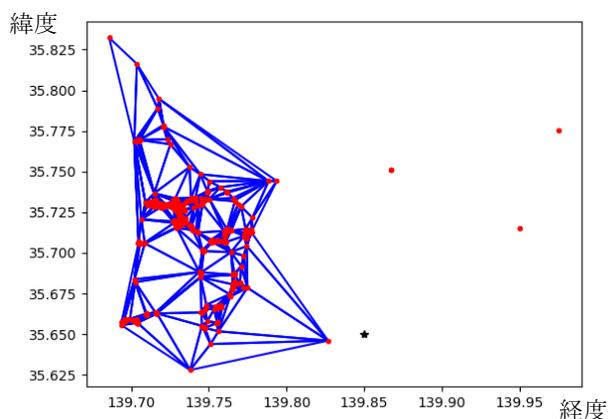


図4 ライフログ解析結果

### 4.2 音響特徴量の類似度算出

楽曲の類似度を求めるために、算出された音響特徴量に5つの区間を定める。現段階で区間の数を5つとしているのは、実験として1000曲を5つの音響特徴量にもとづいて分類した際に、それぞれの音響特徴量を含む楽曲の割合の合計値に程よくばらつきがあったためである。以下に例として、1114曲を5つの区間に分類したグラフを図5に示す。縦軸が各区間に含まれている曲数、横軸は算出されたtempoの値を表している。この場合は中央の区間が380曲で最も含まれている楽曲が多い区間となり、含まれる楽曲の割合は0.658となる。

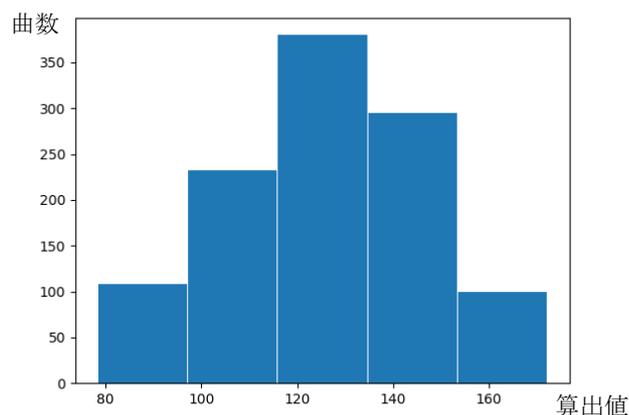


図5 tempo 分布例

### 4.3 歌詞データ解析

日常度が低い場合に滞在地周辺の情報を表すメタデータを使用するにあたって、楽曲データをあらかじめ22のクラスタに分類する。町田らの研究[13]で用いられたアンケート結果を参考にカテゴリでクラスタリング用を行なった。町田らの研究では、86人の学生を対象として「聴きたい歌謡曲を選択する際に、どんなテーマの歌詞を選ぶことがあるか」というアンケートを実施した。本研究ではその結果をもとに、「夏」「クリスマス」「恋」などの22単語をカテゴリとして採用した。各カテゴリに属するキーワードの例として、「海」カテゴリに含まれているキーワードを表4に示す。

表4 「海」カテゴリに含まれるキーワード

カテゴリ	キーワード
海	海, 砂浜, 波, 日焼け, 海原, 潮風, 水着, 浜辺, 夏, 夏休み, 暑い, アイス, 潮騒, 塩

さらに、本研究ではYahoo ローカルサーチ API<sup>2</sup>を利用して滞在地の住所や、半径1キロ以内にある施設の種類を取得した。取得できる施設の種類の数は約600種類である。例えば「海」というワードは「海水浴場」や「釣り」と関連性が高い。滞在地の1キロ以内にこれらの施設がある場合は、「海」カテゴリに含まれるキーワード、施設の種類の、住所のいずれかを歌詞に含んでいる楽曲を探索し、それぞれのワードについてtf-idfを計算する。ここで、滞在地周辺のキーワードを歌詞に含んでいる楽曲がなかった場合はその場所は田舎であるとして、「田舎」カテゴリに含まれるキーワードを歌詞に含む楽曲を探索する。一方で非常に多くの施設が滞在地周辺に存在する場合には、その滞在地に関するキーワードが非常に多くなり、検索処理に時間がかかりすぎてしまうことでユーザに不満を与えてしまう可能性がある。現状の我々の実装では、非常に多くの施設がある地

<sup>1</sup> NARUMI KUROKO, Ochanomizu University  
<sup>2</sup> HAYATO OHYA, RecoChoku Co., Ltd.  
<sup>3</sup> TAKAYUKI ITOH, Ochanomizu University  
<sup>1</sup> <https://itunes.apple.com/jp/app/gps-trk-3/id106477208?mt=8>

<sup>2</sup> <https://developer.yahoo.co.jp/webapi/map/openlocalplatform/v1/localsearch.html>

域はほぼ都会であることから、「都会」カテゴリに含まれるキーワードのみを対象として、このキーワードが歌詞を含む楽曲を探索する。

#### 4.4 アプリ開発

ユーザの音楽鑑賞履歴を記録して協調フィルタリングで使用するデータを集めるために、現在 Android アプリ (Music Recorder) を開発している。このアプリのユーザインターフェースを図 6 に示す。このアプリでは楽曲を聴いた日時と曲名を記録する。位置情報は 4.1 節で示した手法で記録してあるので、各楽曲を聴いた日時に対応する位置情報を特定できる。

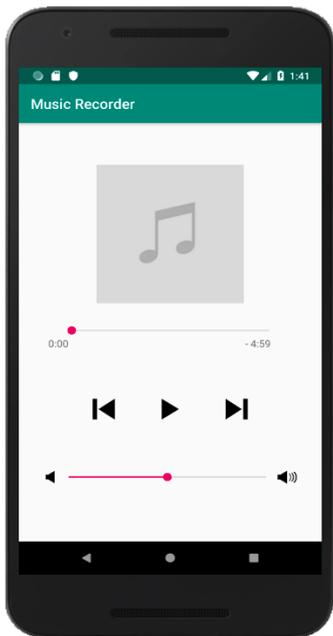


図 6 アプリ画面 (エミュレータ)

#### 5. まとめと今後の課題

本報告では、ユーザの日常度の高さに着目した 2 種類の音楽推薦手法を組み合わせることで楽曲を推薦する一手法の概念と構想を提案し、現時点での研究の進捗を紹介した。

今後の課題として、音響特徴量の再選択、周辺情報とキーワードの照合方法、音楽鑑賞履歴記録アプリの完成の 3 点を検討している。1 点目の音響特徴量の再選出については、現在解析した 5 つ音響特徴量の中から本研究により適した特徴量を厳選する必要がある。ユーザが日常的に聴く楽曲に対して変化量の少ない特徴量は、そのユーザにとって適切な音楽推薦をもたらさない特徴量である可能性が高い。そこでユーザごと (あるいは日常性の高い場所ごと) に適切な特徴量を選出する手法を実装したい。2 点目の周辺情報とキーワードの照合方法については、現在は滞在地周辺のキーワードをそのまま歌詞と照合しているが、より歌詞に反映しやすくするために新たな方法の検討を必要と

している。3 点目の音楽鑑賞履歴アプリの完成については、協調フィルタリングを適用するには多数のユーザから音楽鑑賞履歴を収集する必要があるため、アプリの完成によってそれを実現させたいと考えている。

また長期的な課題としては、位置情報以外のライフログ収集方法の充実、目的地の予測、音楽推薦履歴の可視化の 3 点を目標としている。1 点目のライフログ収集方法の充実によって、ユーザの日常度をさらに正確に推定できると期待している。2 点目は、位置情報と移動速度、およびその他の情報から、現在移動中のユーザが向かっている目的地を推測するものである。これを実現することによって、目的地までの道中で目的地に適した楽曲を鑑賞できるようになり、ユーザの満足度がさらに向上すると考える。3 点目に関しては、音楽推薦履歴を可視化することによってシステムの改良につなげることができ、より推薦結果の満足度を向上できると考える。以上が今後の課題である。

#### 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, 3C7-3, pp.1-2, 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.2016-MUS-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] 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.
- [5] 神島敏弘, “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.
- [6] 神島敏弘, “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.
- [7] 神島敏弘, “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.
- [8] 木村友紀, 伊藤淳子, 宗森純, “位置情報に関連付けた推薦曲提示サービスの提案”, 情報処理学会研究報告 2007-GN-63-(20), pp.115-120, 2007.
- [9] Diansheng Guo, Xi Zhu, Hai Jin, Peng Gao, Clio Andris, “Discovering Spatial Patterns in Origin-Destination Mobility Data”, Transactions in GIS, pp. 411- 429, 2012.
- [10] Marius Kaminskas, Francesco Ricci, Markus Schedl, “Location-Aware Music Recommendation Using Auto-Tagging and Hybrid Matching”, RecSys, Hong Kong, China, pp.17-24, 2013.
- [11] Zhiyong Cheng, Jialie Shen, “On Effective Location-Aware Music Recommendation”, Submitted to ACM TOIS, pp.13:1-13:32, 2016.
- [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] W. Machida, T. Itoh, “Lyricon: A Visual Music Selection Interface Featuring Multiple Icons”, 15th International

- Conference on Information Visualisation (IV2011), pp. 145-150, 2011.
- [14] 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.
- [15] 今井規善, 奥健太, 服部丈夫, “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.
- [16] 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.
- [17] Lin Liao, Donald J. Patterson, Dieter Fox, Henry Kautz, “Building Personal Maps from GPS Data“, Annals of the New York Academy of Sciences, Volume 1093, Issue 1, 2006.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 東海菜摘, 湯川高志, “ユーザの行動に基づいた楽曲推薦システムの提案“, 情報処理学会研究報告, vol.2016-MUS-110, no.9, 2016.