

# 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 (指導教員：伊藤 貴之)

## 1 はじめに

音楽入手手段の主流が CD などのディスクからインターネット配信へと移行し、定額支払いで聴き放題という形で音楽を鑑賞する人が増えている。また、音楽再生機器の主流は AV 専用機器からスマートフォンなどの小型端末に移行しており、音楽鑑賞の場所や操作が大きく変わってきている。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。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。

我々はユーザーの習慣にもとづいた音楽推薦技術の研究にあたり、以下の2点の仮説を立てた。

- 各ユーザー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ー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、ユーザーが聴きたいと思う楽曲は異なる。

我々は以上の仮説にもとづき、日常度を考慮した音楽推薦システムの開発を目指している。次章以降では、その構想と進捗を紹介する。

## 2 従来研究

本章では、音楽推薦に関する従来手法について述べる。Song らのサーベイ [1] によると、従来の音楽推薦手法は図 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

|           |              |
|-----------|--------------|
| キーワード     | 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     | 楽曲の音響特徴量     |
| 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    | 各推薦手法を組み合わせる |

## 3 提案手法

本章では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 1 に本手法の処理手順に示す。

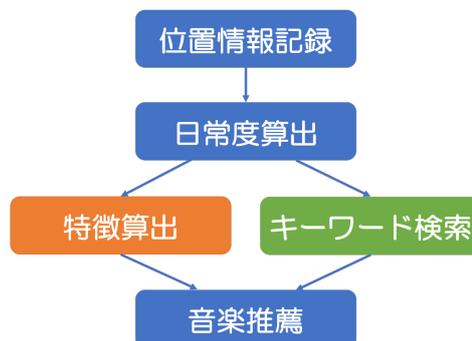


図 1: 処理の流れ

### 3.1 位置情報記録

本手法ではユーザーの現在位置における日常度を算出するために、ユーザー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）と移動速度の測定結果を記録する。移動速度については現時点では利用していないが追って利用する予定である。

### 3.2 日常度算出

位置情報である緯度・経度の2値の集合をモデル化するために、本手法では Variational Bayesian Gaussian Mixture Model (VBGMM) を適用する。これによって、各地点にユーザーが滞在している確率を定式化する。本研究ではその滞在確率を、ユーザーが滞在している地点の日常度とする。このモデルを用いることで、現在地の緯度・経度を入力してその日常度をリアルタイムに算出できる。

### 3.3 特徴算出

ユーザーの現在位置において日常的によく聴く楽曲の特徴量を算出する。それらの特徴量と本システムによって推薦の候補とする曲との類似度から各楽曲の点数を算出する。

### 3.4 キーワード検索

ユーザーの現在位置での経緯情報をクエリとして周辺にあるスポットをキーワードとして検索する。そのキーワードの楽曲の歌詞における重要性を tf-idf により求め、各楽曲の点数として算出する。

### 3.5 音楽推薦

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有用な音楽推薦手法と日常度の低い場所で有用な音楽推薦手法を用意し、2種類の音楽推薦手法による各楽曲のスコアを重み付け加算して音楽推薦結果とすることを検討している。図 2 にその概念図を示す。ここで、3.3 節で求めた特徴量の類似度から算出した各楽曲の点数を  $s_1$  とする。また、3.4 節で求めたユーザーの現在位置周辺のキーワードにもとづく各楽曲の点数を  $s_2$  とする。また現在位置におけるユーザーの日常度を  $a$  とする。このとき本手法で

は以下の式

$$s = as_1 + (1 - a)s_2 \quad (0 \leq a \leq 1)$$

により楽曲の点数を算出し、この点数が高い楽曲を推薦する。

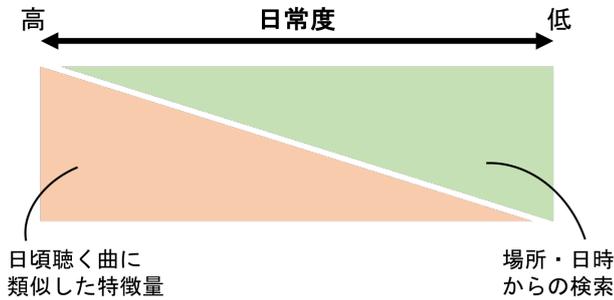


図 2: 2種類の音楽推薦手法の日常度による重みづけ

## 4 実行環境と実行例

本研究はまだ検討段階にあり、現時点では音楽推薦結果を出すに至っていない。代わりに本章では、ライフログ収集から音響データの解析までの実行環境と実行例を紹介する。

### 4.1 位置情報記録・日常度算出

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」を用いて10分ごとに位置情報と移動速度を計測している。その結果として得られる位置情報群にVBGMを適用した例を図3に示す。縦軸と横軸がそれぞれ緯度と経度を表している。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。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。

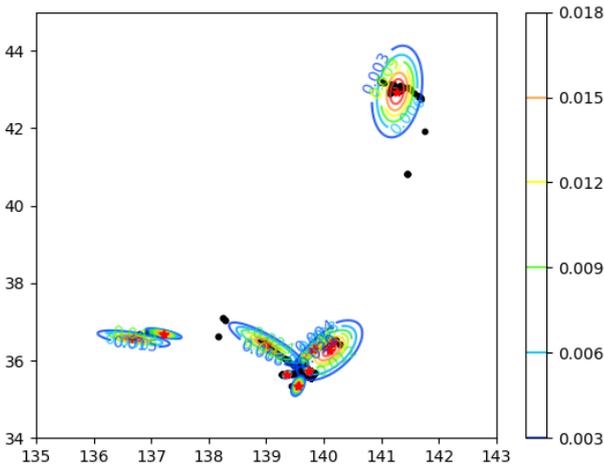


図 3: 位置情報解析結果

### 4.2 音響特徴量の抽出

Librosa[2]を用いていくつかの音響特徴量の解析を進めている。現時点で我々が採用している音響特徴量の例を表2に示す。今後は、これらの特徴量の中から本研究に適する特徴量を厳選していく予定である。

表 2: 解析中の音響特徴量一覧

|                   |                |
|-------------------|----------------|
| 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 |

### 4.3 歌詞データ解析

日常度が低い場合に土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いくつかのクラスタに分類する。クラスターリングには町田らの研究[3]で用いられたアンケート結果を用いる。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行った。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3に示す。

表 3: 「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 |

## 5 まとめと今後の課題

本研究では、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て楽曲を推薦する一手法の概念と構想を提案し、現時点での進捗を示した。

今後の課題として、4.2節で先述した通り、解析した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。また現時点では音楽推薦結果を出すに至っていないため、今後も本システムの実現を目指す。

## 6 謝辞

本研究を進めるにあたり、株式会社レコチョク大矢隼士氏には多大な助言を賜りました、ここに感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] Yading Song, Simon Dixon, “Marcus Pearce : A Survey of Music Recommendation Systems and Future Perspectives”, 2012.
- [2] Brian McFee, Colin Raffel, Dawen Liang, Daniel P.W. Ellis, Matt McVicar, Eric Battenberg, Oriol Nieto, “librosa: Audio and Music Signal Analysis in Python”, 2015.
- [3] 町田和嘉子, 伊藤貴之, “Lyricon: 複数アイコンによるビジュアルな音楽選択インタフェース”, 2010.