

ジャンル特徴量空間の確率密度分布を使用した 楽曲推薦システムの提案

西原 泰宇† 市川 治†

滋賀大学データサイエンス学部

1. 研究の目的

近年, Spotify などのストリーミングサービスの普及により, 音楽を簡単に聴けるようになったが, 目的の曲を見つけるのが難しくなっている. 主な推薦方式は協調フィルタリングとコンテンツベースのフィルタリングである. 協調フィルタリングは他のユーザの試聴傾向を基に推薦するが, 楽曲の特徴を反映しないため, 知名度の低い曲は推薦されにくい. コンテンツベースのフィルタリングはユーザの好みを反映するが, 推薦される曲が似通ってしまう. この問題に対し, 梶らは, 歌詞情報とアノテーションで構成される特徴量空間にユーザの嗜好と現在の情報をマッピングし, その情報を基に状況に応じた曲を推薦するシステムを提案した[1]. 北谷らは, Twitter 上の楽曲に対するツイートから楽曲情報とその再生時の状況を抽出し, それを基に推薦を行うシステムを提案した[2]. 村上らは, ユーザの嗜好を予測するモデルとユーザの習慣を予測するモデルの予測結果の差異を基にコンテンツを推薦するシステムを提案した[3]. しかし, ユーザの嗜好と状況に合い, かつ意外性のある曲を両立させた研究は見受けられなかった. そこで, 本研究では, プレイリストに反映された人間の感性を手掛かりに, 嗜好や状況への適合性と意外性を両立させる楽曲推薦を目指す. なお, 本報告は 3 月の情報処理学会で発表した内容の延長にあるものと位置づけられる.

2. プレイリストの活用

我々がプレイリストに着目した理由は, プレイリストには人間の潜在的な感性が含まれていると考えているからである. プレイリストはユーザの嗜好や想定する状況・心的状態などが反映された曲で構築されている. プレイリスト内の曲から人間の感性情報を抽出し楽曲推薦に利用することで, ユーザの嗜好や状況を反映しつつ, ユーザにとって思いもよらない曲を推薦することが可能になることが期待できる.

3. 推薦ロジック

図 1 は, 本報告で紹介する楽曲推薦のメカニズムを表したものである. まず, あらかじめ 16 つの曲の集合(以下, ジャンルと表記)を定義し, 各ジャンルごとに 100 曲程度になるようにプレイリストを手動で取得した. 次に, 集めたプレイリスト内の曲に対し, 音響特徴量と言語特徴量を取得した. なお, 音響特徴量には Spotify API で取得できる楽曲特徴量を使用する. 言語特徴量としては, 歌詞から想起される時間帯や場所といった状況を表すベクトル 72 次元と, 喜びや悲しみといった歌詞の感情を表すベクトル 8 次元を使用する. 前者を situ_vec, 後者を emo_vec と呼ぶ. これらは歌詞を ChatGPT に入力し, 項目ごとに 3 点または 4 点満点での採点を出力することで取得する. 次に, 音響特徴量と situ_vec, emo_vec からみた各ジャンルの感性を各ジャンル内の曲を元にカーネル密度推定を用いて推定した. 推薦時には, 推薦に利用する曲を推定したジャンルの密度関数に代入し, 各ジャンルに対する尤度を求めることで得られたベクトルを新たな特徴量(以下, ソフトラベルと表記)とした. この特徴量空間において, 楽曲特徴量におけるソフトラベル, emo_vec におけるソフトラベル, situ_vec におけるソフトラベルの重みづけコサイン類似度を元に楽曲推薦を行う.

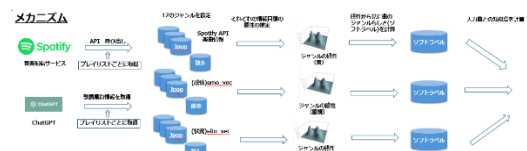


図 1: 提案手法の推薦メカニズム

4. アンケートによる検証

推薦の嗜好や状況への適合性と意外性を評価するために, 7 名を対象にアンケートを実施した. 調査では, 事前調査として日本語の歌詞の存在する好みの曲を 3 曲答えてもらい, その 3 曲をもとにユーザに対して感性の推定に使った曲に新たに曲を加えた計 1650 曲の中から 3 曲の推薦を行った. 推薦手法は以下の 7 つの手法を用いた. な

お、重みは音響特微量と言語特微量で同じになるようにした。

方法 1: 音響特微量のソフトラベルと言語特微量のソフトラベルの重みづけ cosine 類似度の平均

方法 2: 音響特微量のソフトラベルの cosine 類似度の平均

方法 3: 言語特微量のソフトラベルの cosine 類似度の平均

方法 4: 音響特微量と言語特微量の重みづけ cosine 類似度の平均

方法 5: 音響特微量の cosine 類似度の平均

方法 6: 言語特微量の cosine 類似度の平均

方法 7: 「楽曲推薦システムのための楽曲波形と歌詞情報を考慮した類似楽曲検索に対する一検討」における手法[4]

方法 7 を従来手法として用いた理由は、本手法と同じく音響に関する特微量と歌詞に関する特微量を用いており、かつ、現状で再現が可能だったからである。アンケートでは、推薦された曲が好みの曲であったか(問 1)、その曲が聞いたことがない曲だったか(問 2)、その曲が意外性のある曲だったか(問 3)を「はい」か「いいえ」の 2 段階で答えてもらった。評価指標は以下の通りとした。

適合性=問 1 に「はい」と答えた回答数/全回答数

意外性=問 3 に「はい」と答えた回答数/全回答数

精度=問 1 と問 3 の両方に「はい」と答えた回答数/全回答数

適合性に関する結果を図 2 に示す。なお、赤丸は 7 人の適合性の平均を表す。図 2 から、方法 2 と方法 4 が適合性の精度が高いこと、また、方法 2 は方法 4 と比較してばらつきが比較的小さいことから、音響特微量のソフトラベルを用いた手法が適合性を高くするのに有効であることがわかる。また、方法 7 の適合性が他の提案手法と比較して低いことから、先行研究を再現できていない可能性がある。

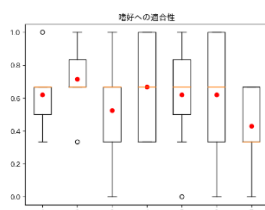


図 2 : 各手法に対する適合性の比較

意外性に関する結果を図 3 に示す。全体的に意外性は高かったが、特に方法 5・6・7 で高かった。ただし、ばらつきを考慮すると方法 5 のほうが意外性が高いことが分かる。

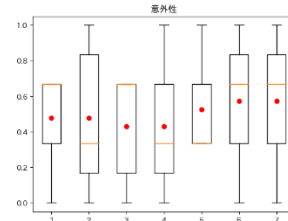


図 3 : 各手法に対する意外性の比較

精度に関する結果を図 4 に示す。図 4 からどの手法も嗜好に合い、かつ、意外性のある曲を両立させた推薦ができていないことがわかる。

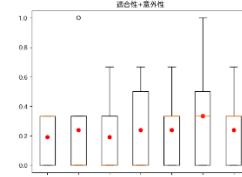


図 4 : 各手法に対する精度の比較

5. 終わりに

嗜好に関する適合性と意外性に関して音の面からアプローチする場合に関しては、ある程度は提案手法が有効であることが示唆された。しかし、嗜好に適合しており、かつ、意外性のある曲を推薦することに関しては未だ困難であることが示唆された。今後は、曲の推薦傾向などから、なぜこのような結果になったのかを考察し、改善につなげていく。また、状況に対する適合性と意外性に対しても評価と検証を行う。

6. 謝辞

アンケートに協力してくださった皆様方、そして提案手法のロジックを考案してくださった植村様、私の研究に携わってくださった皆様に感謝を伝えます。

参考文献

[1] 梶克彦, 平田圭二, 長尾確, 状況と嗜好に関するアノテーションに基づくオンライン楽曲推薦システム

[2] 北谷光希, 高間康史, ソーシャルデータを用いた状況に応じた楽曲推薦システムに関する研究

[3] 村上知子, 森紘一郎, 折原良平, 推薦の意外性向上のための手法とその評価

[4] 舟澤慎太郎, 北市健太郎, 甲藤二郎, 楽曲推薦システムのための楽曲波形と歌詞情報を考慮した類似楽曲検索に関する一検討