

歌詞とジオタグツイートによるスポットに対するアーティスト抽出 および嗜好に基づく楽曲推薦手法の提案

林 伸宇[†] 河合 由起子[†]
Nobutaka Hayashi Yukiko Kawai

1. はじめに

移動中の楽曲再生において、風景や人混みの多さ等の周辺状況や雰囲気は、楽曲を選択する際の要因の一つとなる。そこで、本研究では、移動中における楽曲推薦を対象とし、移動経路中に出現するスポットの雰囲気とユーザの好みに合った楽曲推薦手法を提案する。

楽曲推薦の研究は広く取り組まれており、稲荷ら [1] は、歌詞の時系列トピック分析を用いた楽曲推薦システムを提案している。楽曲の盛り上がりに応じてストーリー展開が描かれていることが多いという点に注目し、ストーリー展開をトピック遷移として抽出し、類似度から楽曲を推薦する。類似度計算は、動的時間伸縮法 (DTW) を用いる。渡辺ら [2] は、移動中の景観ルートにあった楽曲プレイリスト推薦システムを提案しており、ルートと楽曲の対応付けを行っている。対応付けは、ルートと楽曲とを景観ベクトルでクラスタリングを行い、各クラスターとの類似度算出により決定する。

本研究では、ルートではなく移動中のスポットの雰囲気を SNS データより分析し、スポットベクトルとして生成する。これまで我々は、国内外の大量の発信位置と発信時刻付きツイートデータを収集し、時空間分析に関する研究を行ってきた [3][4]。本稿では、これまで収集したジオタグ付きツイートデータと地理データ (OSM: Open street Map) からアメニティのカテゴリスポットを対象として word2vec よりスポットベクトルを生成する。また、スポットベクトルと数万の歌詞との類似度算出の処理コスト軽減を目的に、歌詞からアーティストベクトルを生成し、スポットとの類似度を算出する。さらに、ユーザの再生楽曲からユーザベクトルを生成し、ユーザとスポットとの類似度を算出することで、スポットにおけるユーザの嗜好と類似度と最も近いアーティストを抽出する。最後に、抽出されたアーティストの楽曲の歌詞ベクトルとユーザベクトルとの類似度の高い楽曲をスポットの移動中の楽曲として推薦する。本研究の貢献は、下記の 3 つである。

- スポットの雰囲気とユーザの嗜好に基づく楽曲推薦手法の提案
- スポットの雰囲気と類似するアーティストの抽出



図 1: 移動中の楽曲推薦システムの概要図

- プロトタイプ構築によるスポットに対して抽出されたアーティストと楽曲の検証

2. スポット間の移動中楽曲推薦システム

本章では、スポットの雰囲気に適したアーティストに基づきユーザ嗜好にあった楽曲推薦システムの概要およびデータセットについて述べる。

2.1 移動中の楽曲推薦システムの概要

図 1 に楽曲推薦のユーザインタフェースを示す。ユーザが目的地を入力すると、最短経路と経由スポットが表示される。移動が始まると、現在 (出発) 地点の情報に基づき、出発地点、各経由スポット、目的地の各々の中間地点まで、楽曲が推薦され再生される。図 1 では、目的地を上賀茂神社とした場合の最短経路上のスポットとして、出発地点の京都産業大学、郵便局、上賀茂神社が抽出されており、スポットごとに複数のアーティストが抽出されている。スポット 1 では、「コブクロ」や「まなつ」などである。また、表 1 に示す楽曲履歴のユーザの場合、スポットの複数アーティストとユーザ嗜好に近いアーティストが選出され、スポット 1 では「コブクロ」が選出される。また、そのアーティストの楽曲が推薦され、次のスポットとの中間地点まで楽曲が再生される。スポット 1 では「コブクロ」の「桜」が推薦される。

[†] 京都産業大学, Kyoto Sangyo University

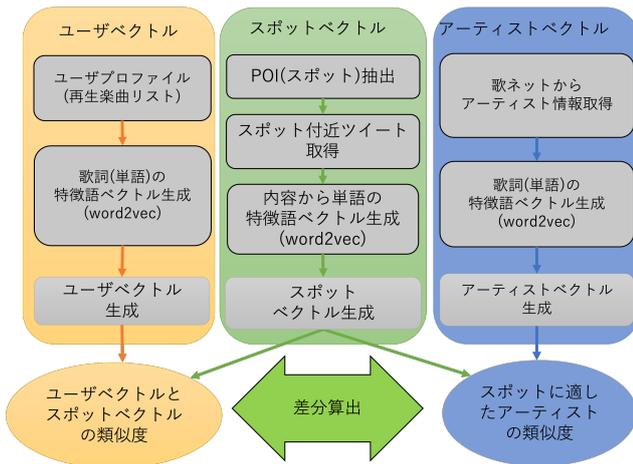


図 2: スポットに対するアーティストおよびユーザとの類似度算出の流れ

表 1: ユーザ再生履歴 (プロフィール)

アーティスト名	楽曲名	歌詞
SMAP	世界に一つだけの花	一つだけの花
秦基博	ひまわりの約束	ひまわり
Hello Hello	花火	綺麗な横顔
YOASOBI	優しい彗星	優しい彗星

2.2 スポットデータと楽曲データと SNS データ

スポットデータは、地理データのオープンデータとして国内外で主流の OSM データを取得する。OSM データは、道路情報や地点情報を含むが、本研究では地点情報のうち施設となる「アメニティ (amenity)」カテゴリを対象とする。表 2 にアメニティに含まれる名称を示す。楽曲データは、アーティスト名とアーティストの歌詞情報を公開されている歌ネット [5] から取得する。SNS データは、位置情報付きツイートデータを取得する。

3. スポットに対する楽曲推薦手法

前章の OSM データのスポットの位置情報、楽曲情報、ジオタグ付きツイート情報を用いて、スポットの雰囲気とユーザの嗜好に合った楽曲推薦手法を提案する。

3.1 スポットに適したアーティスト推薦手法

図 2 にスポットの雰囲気とユーザの嗜好に類似するアーティスト推薦手法の流れを示す。提案手法では、ユーザベクトル、スポットベクトル、アーティストベクトルの 3 つのベクトルを生成し、スポットに対するアーティストおよびユーザ嗜好との類似度を算出し、類似度の近いアーティストを決定する。

まず、ユーザの好みのアーティストを推薦するために、ユーザの再生楽曲リストを取得し、歌詞の名詞と形容詞を抽出し、ユーザの特徴ベクトルを word2vec を用いて

表 2: OSM のアメニティが対象とするスポット一覧
カテゴリ 名称

生活環境	レストラン, フードコート, 居酒屋, ファーストフード店, BBQ, ビアガーデン
教育	学校・校庭, 図書館, 大学
交通	フェリーのターミナル, 駐輪場, 駐車場, レンタサイクル, バスターミナル, タクシー乗り場
金融	ATM, 銀行, 外国通貨の両替所
健康	調剤・薬局, 病院・診療所
娯楽・芸術	映画館, 噴水, クラブ, 劇場, レコーディングスタジオ
その他	ベンチ, 時計, 消防署, 墓地, 郵便ポスト, 郵便局, 刑務所, 公衆電話, ゴミ箱, 自動販売機 etc

生成する。次に、スポットベクトルは、OSM から取得したスポットの緯度経度を用いて、スポットから半径 d m 圏内のツイートを取得し、ツイートの内容のうち名詞と形容詞から特徴ベクトルを word2vec を用いて生成する。3 つ目のアーティストベクトルは、アーティストごとに歌詞情報を統合し、名詞と形容詞から歌詞の特徴ベクトルを word2vec を用いて生成する。

3 種類のベクトル生成後、スポットの特徴とユーザの特徴との類似度をユーザベクトルとスポットベクトルとの \cos 類似度より算出する。また、スポットごとにアーティストとの類似度を、アーティストベクトルとスポットとの \cos 類似度より算出する。最後に、ユーザとの類似度と最も近いアーティストを決定する。

3.2 スポットに適した楽曲推薦手法

前節より、スポットの雰囲気とユーザ嗜好に適したアーティストを決定した。楽曲の推薦は、ユーザの再生履歴に基づいて生成した特徴ベクトルとアーティストの各楽曲との類似度を求める。アーティストの各楽曲の歌詞から楽曲ごとのベクトルを生成し、 \cos 類似度を算出し、楽曲を決定する。

4. スポットに対する楽曲推薦手法の検証

スポットに対して推薦されたアーティストおよびスポットとユーザ嗜好に基づく楽曲推薦手法を検証する。

4.1 データセットと評価方法

評価対象としたスポットデータを図 3 に示す。スポットの表示には、QGIS*を用いた。overpass turbo[†]を持って、図中圏内 (京都市) のアメニティとなる 8, 203 スポットを抽出した。

*<https://qgis.org/ja/site/forusers/download.html>

[†]<https://overpass-turbo.eu/>

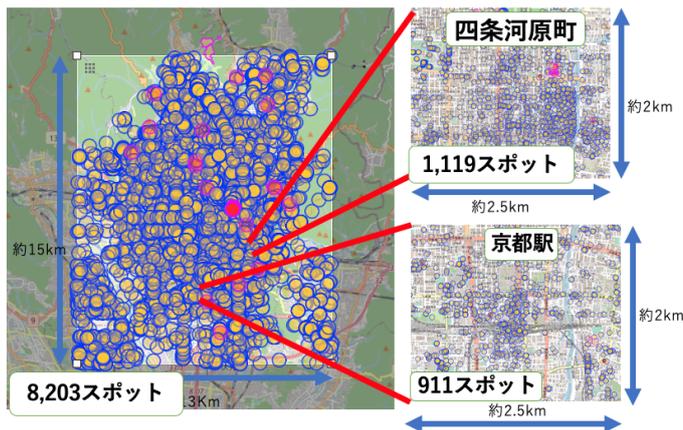


図 3: 京都市に存在するスポット

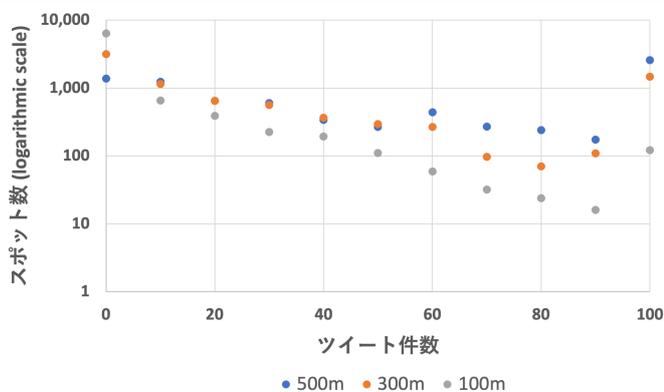


図 4: 半径 dm 以内のツイート数ごとのスポット数の分布

取得したアーティストは総数 49 グループ、歌詞総数は 535 件であった。ジオタグ付きツイートは、277,030 件であった。図 4 にスポットから半径 $d=500, 300, 100\text{m}$ とした場合のツイート数の分布を示す。本実験では、1 スポットあたりのツイート数が 30 件以上となるスポットを対象とし、京都市内の総計 4,926 件 (60%) が推薦対象スポットとなった。

実験で対象としたスポットは、寺社仏閣として金閣寺、銀閣寺、公共機関として京都駅、鞍馬口駅、大学として同志社大学 (今出川キャンパス)、京都産業大学を対象とした。

提案手法の検証として、スポットの雰囲気に対して推薦されたアーティストの評価と、スポットとユーザの嗜好に対して推薦された楽曲の評価を行った。

4.2 スポットに対するアーティストの検証

スポットの雰囲気に対して推薦されたアーティストの検証は、被験者が 5 グループのアーティストの楽曲のサビを読み、スポットの雰囲気と適合する順にアーティスト

スポット名	アーティスト名
金閣寺	NAO, せきぐちゆき, back number, GIANT SWING, 小野大輔
銀閣寺	back number, 真野恵里菜, 和幸, 菅原紗由理, KAWABATA and DABO
京都駅	ゆずグレン, back number, 和幸, せきぐちゆき, 真野恵里菜
鞍馬口駅	back number, S. R. S, 秋山奈々, 半沢武志, せきぐちゆき
同志社大学	道重さゆみ, School Food Punishment, 和幸, 千花有黄, せきぐちゆき
京都産業大学	菅原紗由理, NAO, 秋山奈々, S. R. S, School Food Punishment

トをランキングし、ランキング結果から nDCG より評価した。表 3 に提案手法より抽出されたスポットに対する上位 5 グループのアーティストを示す。

表 3 のスポットとアーティストに対する nDCG @ 5 の結果を表 4 に示す。金閣寺、同志社大学、京都産業大学では nDCG は 0.84 以上 0.9 未満となったが、銀閣寺、京都駅、鞍馬口駅では 0.9 以上であった。寺社仏閣や京都駅、大学のカテゴリでは、年代に偏りの少ない大学より、多様な商業施設を含む駅の精度が高くなった。つまり、スポット訪問者の特性による影響が考えられ、提案手法のユーザの嗜好も考慮したアーティスト抽出が必要となる。なお、ツイート数が最も少ない 125 ツイートでは nDCG 値 0.89、ツイート数の 2 番目に少ない銀閣寺では nDCG 値が最大となり、ツイート数の影響は確認できなかった。以上、カテゴリ訪問者の特性による影響は考えられるが、全体平均は 0.91 となりスポットの雰囲気類似するアーティストを抽出できた。

4.3 スポットとユーザ嗜好に基づく楽曲推薦の検証

前節のスポットに対して、ユーザ嗜好に基づき推薦された楽曲を検証した。評価方法は、被験者にユーザ A の好みとする 3 つの楽曲の歌詞を提示し、ユーザ A に各スポットで楽曲を推薦した場合に推薦楽曲が適しているかを 1 から 5 段階 (1 が negative で 5 が positive) のリッカート尺度で評価してもらった。

表 5 に評価結果を示す。6 楽曲中で 2.5 以上は 4 曲で、2.5 未満は 2 曲 (It's You と青春 僕) であった。評価の

表 4: スポットに対するアーティストの評価結果

スポット名	ツイート数	nDCG@5
金閣寺	943	0.8672
銀閣寺	782	0.9545
京都駅	18,889	0.9538
鞍馬口駅	990	0.9342
同志社大学	1,564	0.8439
京都産業大学	125	0.8906

表 5: スポットとユーザ嗜好に対する楽曲推薦評価結果

楽曲名	評価平均値
Why Baby feat. CHEMISTRY	3.8333
It's You	1.6667
いつか	4.0000
泡と羊	3.8333
two 友	3.1667
青春 僕	2.1667

低かった2曲は、サビの長さが他の4曲よりも短く、被験者にとって適切さの判断指標となる単語が少なかったことが要因と考えられる。今後、アーティストの各楽曲とユーザベクトルとの類似度だけでなく、歌詞の長さを重みとして考慮する必要があると考える。

5. 関連研究

本節では、関連研究について挙げる。稲荷ら [1] は、歌詞の時系列トピック分析を用いた楽曲推薦システムを提案している。彼らは、楽曲は盛り上がりに応じてストーリー展開が描かれていることが多いという点に注目し、ストーリー展開をトピック遷移として抽出し、類似度から楽曲推薦を行っていた。類似度計算には、動的時間伸縮法 (DTW) を用いていた。また、村田ら [6] は、楽曲の歌詞の印象は、歌詞のストーリー性に注目して実験していた。彼らは歌詞から単語を抽出し、色の印象を表す単語との類似度を求めていた。彼らは、word2vec を用いてベクトル化し、cos 類似度で類似度を求めていた。

馬ら [7] は、従来の楽曲推薦手法はユーザの嗜好が不変であると仮定していることに対し、ユーザが聴きたい楽曲はコンテキストなどによって変動するという点に着目している。彼らはセンシングデバイスを使用しユーザの生理状態と楽曲の特徴量を抽出し、ユーザに適した楽曲を推薦していた。

渡辺ら [2] は景観ルートにあった楽曲プレイリスト推薦システムを提案していた。彼らは計画ルートと楽曲の対応付けを行っていた。その後、計画ルートと楽曲を景観ベクトルでクラスタリングを行い、それぞれのクラス

タについて類似度を求めていた。

以上の関連研究と本研究との違いは、曲を推薦するアーティストを選択する際にツイートデータを利用している点と推薦する曲をユーザの未視聴の曲にしているという点が考えられる。また、推薦する楽曲は地域性を考慮したものを推薦することとする。そのため、ユーザには訪れる場所に合った曲でユーザがまだ聴いたことのない新たな楽曲を推薦しフィルターバブル現象の防止を目指す。

6. おわりに

本研究は、スポット間の移動中にスポット周辺の雰囲気とユーザの楽曲嗜好に基づいて楽曲を推薦する手法を提案した。提案手法では、スポット周辺の雰囲気は SNS データより抽出し、アーティストの雰囲気は楽曲集合、ユーザの好みは再生履歴から抽出し、スポットとユーザ嗜好に類似する楽曲を推薦する。評価実験より、スポットに対するアーティスト抽出および、スポットとユーザ嗜好に基づく楽曲推薦は良好な結果となった。今後、楽曲の長さを重みとした楽曲推薦による精度向上に取り組む予定である。

謝辞

本研究の一部は、科研費基盤研究 (課題番号:19K12240, 22H03700) および京都産業大学先端科学技術研究所 (M2001) の研究活動による。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] 稲荷太良, 岡田龍太郎, 中西崇文. 歌詞の時系列トピック分析を用いた楽曲推薦システムの構築. 第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2021)D24-4, 2021.
- [2] 渡辺海, 奥健太. 目的地までの経路と楽曲をクラスタリングすることで分類し、道に合った曲を提案するシステム. 第 11 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2019), 2019.
- [3] Yuanyuan Wang Yukiko Kawa Huaze Xie, Da Li. *Visualization of POI Competitiveness Using Extracted Map Tiles from Social Media Response Since COVID-19*. WI-IAT '21: IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence, Melbourne VIC Australia, pp. 641-646, 2021.
- [4] Shoko Wakamiya Yukiko Kawai Toyokazu Akiyama YÉmilien Antoine, Adam Jatowt. *Portraying Collective Spatial Attention in Twitter*. roc. of 21st

ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining(KDD2015), pp. 39-48, 2015.

- [5] ページワン. 歌詞検索サービス 歌ネット. <https://www.uta-net.com/>.
- [6] 村田賢, 岡田龍太郎, 佐々木史織, 中西崇文. 歌詞中の単語に着目した楽曲の時系列感性色彩表現方法. 第13回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Fourum 2021), 2021.
- [7] 馬思宇, 牛尼剛聡. ユーザの生理状態に基づく楽曲の聴取選考好の推定. 第13回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Fourum 2021), 2021.