

文書分散表現を用いた音楽アーティストの特徴分類に関する研究

高野 翔吾[†] 松本 和幸[‡] 吉田 稔[‡] 北 研二[‡]徳島大学大学院先端技術科学教育部[†] 徳島大学大学院社会産業理工学研究部[‡]

1. はじめに

Twitter は趣味や嗜好を気軽に投稿でき、インターネット上の自己表現の空間である。さらに、Twitter には公式アカウントが存在しており、正確な情報収集に優れた SNS である。そして、音楽に興味を持つ人(音楽ファン)は、好みの音楽アーティストをフォローし、音楽に関連する情報を簡単に収集することが可能である。

また、現在提供されている音楽視聴コンテンツは、デジタルメディアによるストリーミングでの視聴方法が増加傾向にある。これらのサービスでは、音楽アーティストごとに楽曲がパッケージ化されていることが多く、音楽を探す際にアーティストの名称で検索することも少なくない。しかし、検索する際に膨大な音楽アーティストの中から自分の好みに合ったアーティストを見つけることは困難である。

そこで、本研究では SNS 上の音楽ファンの情報を基に検索対象の音楽アーティストと類似する音楽アーティスト名を2次元上に可視化することで、自分の好みと合う音楽アーティストを探す支援を行う。

2. 関連研究

Wikipedia 記事と Web レビュー記事を word2vec の学習データに利用して、音楽アーティストごとのベクトル表現を獲得し、UMAPによる2次元平面上に可視化する研究[1]がある。しかし、これらの学習データには、音楽に関心があるユーザの嗜好情報が含まれていないため、音楽を趣味とするユーザの主観と合うかは分からない。

それに対して本研究では、Twitter のアカウントを作成した際に、全角 160 文字以内で自分の趣味や嗜好を自己紹介文として記述する Twitter プロフィール文を学習データとして用いる。このテキストには、ユーザの好みの音楽アーティスト名が記述されていることが多く見られ、音楽アーティストのベクトルに音楽ファンの嗜好情報を加えることが可能と考えられる。

Feature classification of music artists using document distributed representation.

[†] Shogo Kono, Tokushima University

[‡] Kenji Kita, Minoru Yoshida, Kazuyuki Matsumoto
Tokushima University, Graduate School of Technology,
Industrial and Social Sciences

3. 提案手法

Twitter プロフィール文は、音楽アーティストや音楽イベントアカウントを含む 50 個のアカウントからフォロワー 9000 人のプロフィール文を収集した。収集したテキストには、顔文字や URL などのノイズ除去等のデータ整形を行った後、MeCab[2]を用いて分かち書きする。そして、word2vec[3]を用いて音楽アーティストごとの 100 次元の単語分散表現を獲得する。

3.1 Twitter プロフィール文の整形

Twitter プロフィール文は、全角 160 文字という文字数の制限があるので、音楽アーティスト名を省略して記述することが多く見られる。例えば、「MAN WITH A MISSION」は「マンウィズ」や「MWAM」のように省略されている。音楽アーティスト名が短縮表現になっていると、単語の学習時に同じ意味の単語であっても別々の単語として学習されるため、自ら作成した省略表現辞書を基に音楽アーティスト名の統一を試みた。

3.2 音楽アーティストの類似性分析

学習した音楽アーティストのベクトル表現から 2 次元空間上に可視化を行い、アーティストの類似性を分析・評価する。次元削減の際には t-SNE[4]を使用する。ユークリッド距離を用いて単語同士の関係性を維持するように非線形変換することができるため、可視化に適している。

4. 実験

4.1 データセット

Wikipedia 記事と Twitter プロフィール文の 2 種類の学習データを使った結果を比較する。前者は、(株)白ヤギコーポレーションが提供している日本語版 Wikipedia の全記事を word2vec で学習させた学習済みモデル[5]を用いた。

4.2 音楽アーティストの可視化

検索クエリとなる音楽アーティスト名が 1 つである場合は、cos 類似度を用いて、学習したすべての音楽アーティスト名のベクトル値と近似した音楽アーティスト名が出力される。

次に、検索クエリとなる音楽アーティスト名が 2 つの場合は、検索クエリのそれぞれの類似する音楽アーティストを cos 類似度で算出し、上位 25 件の音楽アーティストを t-SNE を用いて 2 次元平面上に可視化する。

5. 実験結果

今回の実験では、検索クエリに「RADWIMPS」と「LiSA」を使用した。図1に日本語版 Wikipedia の全記事を学習したモデルによる音楽アーティストの類似性分析結果を示す。そして、図2に提案手法の音楽ファンの Twitter プロフィール文を学習したモデルの結果を示す。

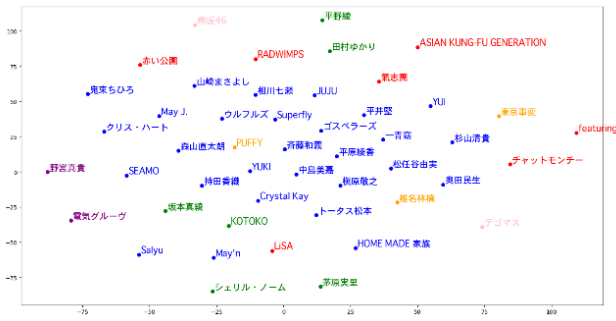


図1 Wikipedia 記事の可視化結果

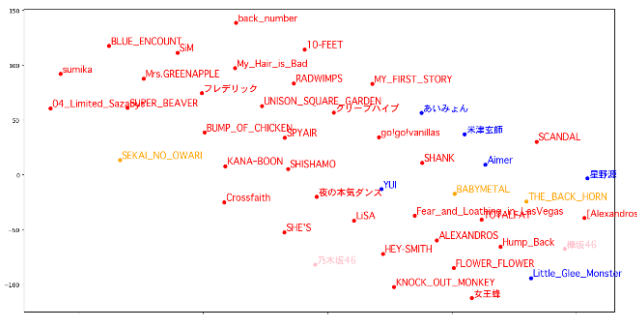


図2 Twitter プロフィール文の可視化結果

音楽ジャンルは、cube-music.com[6]や Web 記事等を参考に大きく分けて6つに分類した。音楽ジャンルと色の対応を以下に示す。「J-POP」は青、「アイドル」はピンク、「ロック」は赤、「オルタナティブ」はオレンジ、「アニメ・声優」は緑、その他を黄色で着色する。

6. 実験評価

音楽アーティストの特徴ベクトルからジャンルを識別する音楽ジャンル分類タスクにより分析結果を評価する。検索クエリと同一のジャンルである場合を正解とし、Wikipedia 記事と Twitter プロフィール文の2つのモデルの評価結果を表1に示す。

表1 アーティストジャンル分類評価結果

コーパス名	Wikipedia	Twitter プロフィール文
正答率	17.32%	68.12%

7. 考察

Wikipedia モデルは、検索クエリに対して同一の音楽ジャンルのアーティストが表示されることが提案手法よりも少なかった。考えられる理由としては、音楽内容よりもアーティスト個人の情報(人物像や楽曲名)が類似していたと考えられる。しかし、「LiSA」はアニメ・声優のジャンルに分類することも可能なので、図1の可視化結果では、緑色の音楽アーティストも同一の音楽ジャンルと捉えることが出来る。

Twitter プロフィール文からモデルを生成した可視化結果は、Wikipedia 記事とは対称的に検索クエリと同一のジャンルの音楽アーティストが多く表示されている。音楽アーティストのアカウントだけでなく、音楽イベントのアカウントまで収集対象としたことで、イベント参加時や告知で様々な音楽アーティストに興味を持つきっかけとなったと考えられる。

8. おわりに

今回は、音楽ファンの Twitter プロフィール文を用いてコーパスを作成し、音楽アーティストの類似性を分析・評価した。2次元に音楽アーティスト名を写像することで、音楽アーティスト間の類似度が視覚的に把握できた。今後の課題として、人間の主観的評価実験を行い、出力結果に類似音楽アーティスト名が写像されているかの定量的な評価の実施する。最後に、音楽アーティスト間のフォロー関係による関係性の重みを考えることで、より良い実験結果が得られると考える。

参考文献

[1] 篠井暖, "ArtistVector: Web 文書分散表現によるアーティスト特徴量獲得", 情報処理学会研究報告 Vol.2018-NL-236 No.3

[2] MeCab, "https://taku910.github.io/mecab/" (参照 2020-1-9)

[3] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In Advances in Neural Information Processing Systems 26, pp. 3111–3119. 2013.

[4] Maaten, Laurens van der, and Geoffrey Hinton. "Visualizing data using t-SNE." Journal of machine learning research 9.Nov (2008): 2579-2605.

[5] 日本語版 Wikipedia 記事の word2vec 学習済みモデル, "https://shiroyagi.co.jp/" (参照 2020-1-9)

[6] cube-music.com, "http://www.cube-music.com/" (参照 2020-1-9)