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

稲荷 太良 間田 龍太郎 中西 崇文

†武蔵野大学データサイエンス学部データサイエンス学科 〒135-8181 東京都江東区有明 3-3-3 E-mail: †s1922054@stu.musashino-u.ac.jp, †{ryotaro.okada, takafumi.nakanishi}@ds.musashino-u.ac.jp

あらまし 本稿では、楽曲の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実現方式について示す. 一般的に、歌詞は、楽曲の盛り上がりに応じて、ストーリーの展開を描かれることが多い. 歌詞のストーリー展開をトピック遷移として抽出することができれば、トピック遷移の類似度から楽曲推薦が可能になる. 本方式は、楽曲の歌詞のトピック遷移として、楽曲をフレーズごとに歌詞を切り分け、フレーズごとにトピックモデルを適用することにより抽出する. 本方式は、抽出されたトピック遷移についてについて動的時間伸縮法(DTW)に基づく類似度計量を実現することにより、歌詞のストーリー展開の似た楽曲を推薦することを可能とする.

キーワード 時系列トピック分析,歌詞,楽曲推薦,トピック遷移

1. はじめに

近年、サブスクリプション形式の楽曲提供が広まりつつあると同時に、インターネット上に楽曲コンテンツが膨大に散在、蓄積されており、ユーザーが、それらのコンテンツを取得する機会が増大している一方で、これらの膨大な楽曲コンテンツ群からユーザーの意図に合致した楽曲コンテンツを検索、推薦する方法の実現が重要となってきている.

一般的に、ポップス音楽における楽曲の印象を作用する要素として、大きく音響特徴と歌詞特徴に大別される。楽曲コンテンツにおいて音響特徴は、聴覚を直接刺激してユーザーの印象を決定づける様相である。一方、楽曲コンテンツにおいて歌詞特徴は、歌詞の言葉自体が持つ音韻による印象、歌い手の歌い方に起因する印象など音声特徴と重複する要因もあるが、歌詞の言葉が持つ意味による印象が挙げられる。本稿では、特に歌詞特徴について着目する。

歌詞特徴における歌詞の言葉が持つ意味において、歌詞全体から喚起される印象が挙げられるが、一方では、近年のポップスでは、歌詞の中でもストーリー展開が綿密に構成されているため、その歌詞の時系列における盛り上がりの変動が、楽曲の印象に貢献すると考えられる. つまり、歌詞の印象を分析する上で、楽曲の時系列で移り変わるストーリー性が重要であり、それぞれの時間で歌詞から喚起される印象の時系列変化に基づく推薦手法実現することにより、歌詞のストーリー展開に合致した楽曲コンテンツをユーザーが求める類似した楽曲コンテンツとして提示することが可能となると考える.

本稿では、楽曲の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実現方式について示す. 歌詞のストーリー展開をトピック遷移として抽出することができれば、トピック遷移の類似度から楽曲推薦が可能

になる.本方式は,楽曲の歌詞のトピック遷移として,楽曲をフレーズごとに歌詞を切り分け,フレーズごとにトピックモデルを適用することにより抽出する.本方式は,抽出されたトピック遷移について動的時間伸縮法(DTW)[4,5,6,7,8,9,10]に基づく類似度計量を実現することにより,歌詞のストーリー展開の似た楽曲を推薦することを可能とする.それにより,本方式では,楽曲の歌詞を時系列に沿って表現されるストーリー展開に基づく楽曲メタデータを抽出できることで,楽曲の歌詞の展開による推薦システムを実現できる.

本方式を実現することにより,楽曲に含まれる歌詞 の時系列変化によるストーリー展開をそれぞれの構成 でトピックモデルを用いてトピックを抽出し, 歌詞の それぞれの構成のトピックのシェアの変化によって表 現することで、DTW をはじめとする波形の類似度を計 量する計量系を導入し、歌詞のストーリー展開が似た 楽曲コンテンツを検索することが可能となる. 検索さ れた楽曲コンテンツをユーザーに推薦することにより, 歌詞の時系列変化によるストーリー変化の合致した楽 曲コンテンツを容易に取得することが可能となる. こ れにより, 膨大な楽曲コンテンツ群を対象として, ユ ーザーの意図により合致した楽曲推薦を実現すること が可能になると考えらえる. さらに、本方式を音響特 徴に着目した方式と組み合わせて用いることで, より ユーザーの意図に合致した楽曲推薦を実現することが 可能になると考えらえる.

本稿は、次の通り構成される. 2 節では、関連研究について紹介する. 3 節では、歌詞の時系列トピック分析を用いた楽曲推薦システムの実現方式について示す. 4 節では、3 節で示した方式を実現する実験システムを構築し、本システムの検証の結果について示す. 最後に 5 節で本稿をまとめる.

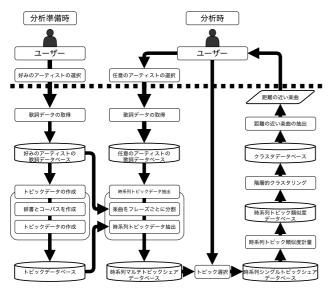


図1 システムの全体図

2. 関連研究

本節では、本方式に関連する研究について挙げる. 楽曲コンテンツを対象とした推薦システムは、楽曲の 構成情報を考慮した楽曲推薦の研究、楽曲波形と歌詞 情報を考慮した楽曲推薦の研究が挙げられる.

楽曲の構成情報を考慮した楽曲推薦の研究の研究として、谷川ら[1]は、楽曲の構成情報や品詞(名詞、動詞、形容詞、感動詞)を利用した楽曲推薦システムを提案している。楽曲の構成情報とは「A メロ」「B メロ」「サビ」などの楽曲を構成するブロックの情報である。この研究では、「サビ」に出現する単語は楽曲の特徴語である可能性が高いと考えられている。そのため、「サビ」に出現する単語のみを用いて楽曲推薦を行なっている。

本方式では、「サビ」のみではなく、楽曲の全体の 歌詞を対象とし、歌詞の構成に沿って変化する歌詞が 持つストーリー展開に着目した推薦を実現する.

楽曲波形と歌詞情報を考慮した楽曲推薦の研究として、舟澤ら[2]は、楽曲波形から算出される音響的特徴量を要素とした音響特徴ベクトルと、歌詞情報をもとに生成した歌詞特徴ベクトルを利用した楽曲推薦手法を提案している.この研究では、歌詞特徴ベクトルの生成を名詞に限定して TF-IDF 法を用いている.

本方式では、歌詞の特徴量を時系列のトピック推移で表しているため、より精緻な特徴を扱うことができる.この手法を用いることで精度の向上に貢献できる可能性がある.

楽曲の潜在的な意味を考慮した音楽検索の研究として、S. Lanyuら[3]は、楽曲の歌詞と音声トラックと

表 1 トピックデータ

Topic01	word	雨	言葉	偽物	心	街
	value	0.040	0.035	0.029	0.029	0.025
Topic02	word	夜	花	空	言葉	このまま
	value	0.041	0.036	0.027	0.022	0.020
Topic03	word	言葉	花	夜	歌	色
	value	0.038	0.024	0.021	0.021	0.020
Topic04	word	愛	心	人生	最低	夜
10picu4	value	0.033	0.032	0.032	0.027	0.025
Topic05	word	このまま	何処	透明	ずっとずっと	心
	value	0.038	0.031	0.031	0.029	0.027

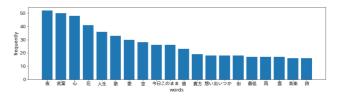


図2 単語の出現頻度

メタデータから感情的情報を抽出し、検索に利用している。検索の入力には画像を用いており、画像に現れるオブジェクトから想起される感情を表す言葉を抽出し、楽曲の感情的情報と結びつけて検索を行う。この研究では、与えられた画像に関連する含蓄のある音楽を検索するための含蓄を考慮した音楽検索フレームワーク CaMR を開発することで楽曲の検索を可能にし、最先端のベースラインと比較して大幅な性能向上を達成している。

楽曲の感情を歌詞から検出する研究として, R.H. Fika[4]らは, 歌詞と音声を統合して楽曲の感情を検出する手法を提案している.この研究では, 曲の構造を分析することにより, 曲全体の感情を表すセグメントを自動的に選択することと, 曲の構造セグメントから音声と歌詞の特徴を組み合わせて, 予測周波数行列を用いた感情を検出するハイブリッドアプローチを可能とすることにより, 同期した音声と歌詞の特徴を用いて, 曲全体の感情を検出することを達成している.

本方式では、楽曲の歌詞を時系列に沿ってトピックを抽出し、トピックのシェアの変化によって表現されるストーリー展開に基づく楽曲メタデータを抽出できることで、楽曲の歌詞の展開による推薦システムを実現できる.

3. 歌詞の時系列トピック分析を用いた楽曲推薦システム

本章では、提案システムである、歌詞の時系列トピック分析を用いた楽曲推薦システムについて述べる.3 節の構成について述べる.3.1 節では、全体像について述べる.3.2 節では、楽曲から時系列トピックを抽出する方法について述べる.3.3 節では、トピック選択について述べる.3.4 節では、取得した時系列トピ

幸せな顔した人が憎いのはどう割り切ったらいいんだ いつか死んだらって思うだけで胸が空っぽになるんだ 考えたってわからないが本当に年老いたくないんだ 愛も救いも優しさも根拠がないなんて気味が悪いよ 本当も愛も救いも優しさも人生もどうでもいいんだ 本当も愛も世界も苦しさも人生もどうでもいいよ 正しいかどうか知りたいのだって防衛本能だ 満たされない頭の奥の化け物みたいな劣等感 ラブソングなんかが痛いのだって防衛本能だ 正しい答えが言えないのだって防衛本能だ どうしても消えなかった 今更なんだから 売れることこそがどうでもよかったんだ 風が吹いた正午昼下がりを抜け出す想像 辞めた箸のピア机を弾く癖が抜けない 君の目を見た 何も言えず僕は歩いた 本当だ 本当なんだ 昔はそうだった 間違ってるんだよ わかってるんだ ねぇこれからどうなるんだろうね どうでもいいか あんたのせいだ どうでもいいや あんたのせいだ わかってないよあんたら人間も なぁ何だかんだあんたら人間だ 考えたんだ あんたのせいだ ねぇ 卒来何してるだろうね 心の中に一つ線を引いても 大人になったらわかったよ 生きてるだけでも苦しいし 考えたってわからないし 進め方教わらないんだよ 老えたってわからないし 青春なんてつまらないし 音楽はしてないといいね **応来何してるだろうって** 考えたってわからないし 製団とか適当でもいいよ 今じゃ塵みたいな想いだ だから僕は音楽を辞めた 音楽とか儲からないし 僕だって信念があった 青空の下君を待った なあもう思い出すな 何度でも君を書いた 同違ってないだろ どうでもいいんだ 間違ってないよな 間違ってるんだよ あんたら人間も 何もしてないさ 間違ってないよ 困らないでよ

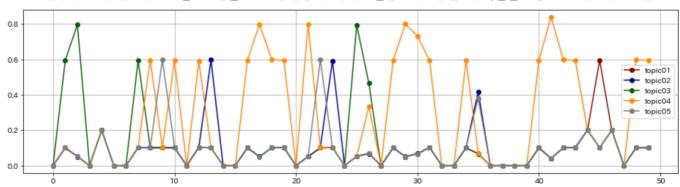


図3 トピックシェアの時系列的抽出結果

ックデータを用いて楽曲間の類似度を計量する方法について述べる. 3.5 節では、トピック遷移に基づく楽曲同士の類似度から階層的クラスタリングを行う方法を述べる.

3.1. 全体像

本節では提案システムの全体像を述べる.提案システ ムの全体像を図1に示す. 本研究の目的は, 歌詞を有 する楽曲コンテンツを対象に、ユーザーの嗜好により 合致するコンテンツのレコメンドを実現するためのシ ステムとして,楽曲のストーリー展開の類似性に基づ く推薦方式を実現することである. 本研究では, のストーリー展開を歌詞のトピックのシェアの推移と 仮定する. そこで、本方式では、楽曲のメロディーの 区切りや歌詞の意味の区切りを考慮して適切に分割さ れた歌詞の一文をフレーズとし、楽曲をフレーズごと に切り分けてトピック分析を用いることで,楽曲内の トピックのシェアの推移を計測する. さらに、ストー リー展開に応じた楽曲の推薦を実現するためにトピッ クのシェアの推移を基にし、楽曲同士の類似度を計算 する. 本方式では、時系列データである楽曲のトピッ ク推移の類似度計量に,動的時間伸縮法

(DTW)[5,6,7,8,9,10]を採用した. さらに本方式では,楽曲のクラスタリングに階層的クラスタリングを用いる. 階層的クラスタリングを用いることで楽曲同士の距離

の特徴量のみを利用したクラスタリングが可能となる.本システムでは、階層的クラスタリングを用いた結果に基づき、ユーザーの好みのアーティストに近いがユーザーにとっては未知のアーティストの楽曲を検索し推薦する.

3.2. 時系列トピック抽出

本節では、時系列トピック抽出方法について述べる. 時系列トピックの抽出はトピックデータの作成と時系 列トピック抽出の二通りに分かれる.

3.2.1. トピックデータの作成

本項では、トピックデータの作成する方法について述べる。本手法では、トピックデータの構築の手法にLDA(Latent Dirichlet Allocation)を採用した。また本手法では、ユーザーの好みのアーティストを基にした辞書とコーパスを作成することにより、ユーザーの嗜好を反映したトピックデータを作成することを目指した。ユーザーの好みのアーティストを基にすることにより、そのアーティスト特有の表現を含んだ特徴的なトピックデータが作成可能である。本稿では、LDAにより作成するトピック数を5とし、それぞれのトピックの構成語には上位5つの語のみを表示する。

3.2.2. 時系列トピック抽出

本項では,楽曲から時系列トピックを抽出する方法 について述べる.前項で作成したトピックデータを用

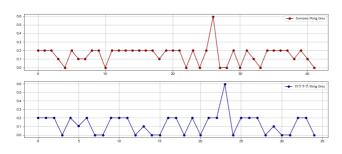


図 4 類似している楽曲同士の波形

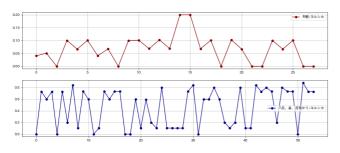


図 5 類似していない楽曲同士の波形

いて、楽曲の歌詞をフレーズごとに分け、時系列的にトピックデータを抽出する。本方式では、時系列でトピックの特徴量を抽出することで楽曲のストーリー展開の観測が可能である。本稿では、一つの楽曲につき5つの時系列トピックデータが抽出される。前項で作成したトピックデータを用いて、ユーザーにとって未知のアーティストの楽曲の歌詞から時系列的にトピックシェアを抽出することで、ユーザーの好みのアーティストのトピックに近いか否かを反映したトピックシェアを得ることが可能である。

3.3. トピック選択

本節では、前節までに作成したトピックデータベースの5つのトピックの中から1つのトピックをユーザーに選択してもらう. ユーザーは、自身でトピックを選択することで、楽曲推薦のための文脈を選択することが可能となる.

3.4. DTW を用いた時系列トピック類似度計量

本節では、取得した時系列トピックデータを用いて 楽曲間の類似度を計量する方法について述べる. 前節 で指定したトピックの時系列トピックシェアデータを 用いて各楽曲の類似度計量を行う.

3.5. トピック遷移に基づく階層的クラスタリング

本節では、トピック遷移に基づく楽曲同士の類似度から階層的クラスタリングを行う方法を述べる. 前節で作成した楽曲の距離データを用いて、階層的クラスタリングを採用した意図としては、類似度の特徴量として楽曲間の距離のみを用いるためである. 本方式で示されたクラ

スタリング結果は、トピックデータをユーザーの好みのアーティストで作成しているため、アーティストの配置が偏る傾向がある。本システムでは、その傾向を活用し、ユーザーの好みのアーティストと近い位置に配置されているユーザーにとって未知のアーティストの楽曲を選択し推薦を行う。本手法を用いることで、ユーザーにとって未知のアーティストの楽曲の歌詞データを入力として検索し、推薦することが可能になるシステムが生まれる。

4. 実験

本章では、本手法の評価実験について述べる. 4 節の構成について述べる. 4.1 節では実験環境について述べる. 4.2 節では実験 1 として、トピックデータの作成が適切か否かについての検証を行う. 4.3 節では実験 2、時系列トピック抽出の検証について述べる. 4.4 節では実験 3 として、DTW[5,6,7,8,9,10]を用いた類似度計量の検証について述べる. 4.5 節では実験 4 として、トピック遷移に基づく階層的クラスタリングの検証について述べる. 4.6 節では、本稿で提案した推薦システムの有用性についての考察を述べる.

4.1. 実験環境

3 章で示した提案手法のプロトタイプシステムを実装し、本システムの有効性を検証した.本検証では、好みのアーティストとして「ヨルシカ」を選択し、そのアーティストの楽曲の中から 41 曲を選択し実験の検証の対象とした.また、ユーザーにとっての未知のアーティストとして「King Gnu」から 27 曲、「Vaundy」から 9 曲、「YOASOBI」から 6 曲の計 42 曲を選択し検証の対象とした.

4.2. 実験 1:トピックデータの検証

本節では、時系列トピック分析の準備としてトピッ クデータを作成し、トピックデータが正しく作成され ているか否かについて検証する. 本手法では, ユーザ ーの好みのアーティストを基にトピックデータを生成 するため、本検証においては、「ヨルシカ」を基にトピ ックデータを生成して, そのトピックデータが正常に 作成されているか否かの検証を行う. 生成されたトピ ックデータを図2に示す.このトピックデータに含ま れるトピックを構成する語は上位5件のみを出力して いる. また、図3に「ヨルシカ」の楽曲中の出現頻度 の高い単語の上位 20 語を示す.「ヨルシカ」の楽曲に おいて、出現頻度の高い単語は上位から 3 件示すと 「夜」,「言葉」,「心」となった. 出現頻度が高い単語 の多くがトピックデータとして抽出されていることか ら,トピックデータの作成は適切に行われていると考 えられる.

表 2 フレーズごとに分割した歌詞

	あなたは蜃気楼/King Gnu	大月は雨上がりの街を書く/ヨル
	a series and series are series and series are series and series and series and series are series are series are series and series are series are series are series are series ar	シカ
1	ひらりと翻したの,	窓映る街の群青
2	風の吹くまま	雨樋を伝う五月雨
3	思惑するり逃れて	ぼうとしたまま見ている
4	ニヒルに駆ける	雫一つ落ちる 落ちる
5	キラリとこぼれ落ちた	心の形は長方形
6	涙と思い出を	この紙の中だけに宿る
7	さっと拭って見せて	書き連ねた詩の表面
8	あなたが蜃気楼に見えたの	その上澄みにだけ君がいる
9	あなたは蜃気楼	なんてくだらないよ
10	無邪気に笑ってみせて	馬鹿馬鹿しいよ
11	あなたは蜃気楼	理屈じゃないものが見たいんだよ
12	僕を振り回して	深い雨の匂い
13	鏡の前のお前は一体誰	きっと忘れるだけ損だから
14	最早その顔別人だ	口を動かして
15	無駄な荷物を捨て去って	指で擦って
16	過去嘲笑って	言葉で縫い付けて
17	生きることは大変で	あの街で待ってて
18	歩いてりゃ誰か失って	雨音の踊る街灯
19	それでも誰かのため生きたいっ	薄暮の先の曲がり角
	て	
20	(偽善か)	一人足音のパレード
21	視線は関係ないぜ	夏を待つ雲の霞青
22	わかったように見えてる	今の暮らしは i^2
23	世界は錯覚だらけ	君が引かれてる0の下
24	あなたが蜃気楼に見えたの	想い出の中でしか見えない
2.5	あなたは蜃気楼	六月の雨上がりの中で
26	無邪気に笑ってみせて	笑った顔だって書き殴って
27	あなたは蜃気楼	胸を抉って
28	僕を振り回して	割り切れないのも知ってたんだろ
29		深い雨の匂いだって忘れるだけ損
		なのに
30		ただ僕の書いた手紙を読んだ
31		君のその顔が見たい
32		あの夏を書いてる
33		どうだっていい事ばかりだ
34		関わり合うのも億劫だ
3.5		言葉に出すのも面倒だ
36		結局君だけだったのか
37		だってくだらないよ
38		馬鹿馬鹿しいよ
39		理屈じゃないのも知ってたんだよ
40		深い雨の匂い
41		ずっと雨の街を書いている
42		心を動かして
43		胸を焦がして
44		このまま縫い付けて
45		あの街で待ってる

4.3. 実験 2:トピックシェアの時系列的抽出の検証

本節では、トピックシェアの時系列的抽出について の検証を行う. 楽曲の歌詞は「歌詞検索サービス 歌ネ ット」[11](以下「歌ネット」)から取得する. 歌ネット では、歌詞が楽曲のメロディーの区切りや歌詞の意味 の区切りを考慮して適切に分割され表示されている. 本研究では、この歌ネットで分割された歌詞の一文を フレーズと定義する.まず,ユーザーの好みのアーテ ィストとユーザーにとって未知のアーティストの楽曲 の歌詞をフレーズごとに分割し, それぞれの楽曲につ いて時系列トピックデータを出力した. 出力結果を図 3に示す. 図3中の各折れ線グラフは各トピックとあ る時点でのフレーズとの関連度を時系列遷移として示 したものであり、ある時点のフレーズにおけるそのト ピックの関連度をトピックシェアと呼ぶ. トピックシ ェアはフレーズごとに時系列に沿って抽出しているた め、楽曲ごとのストーリー展開を表現することが可能 となっている. 実際に, 図3の例では Topic04 のトピ ックシェアが楽曲のサビの部分で上昇していることが 読み取れる. こうした例から, トピックシェアの時系

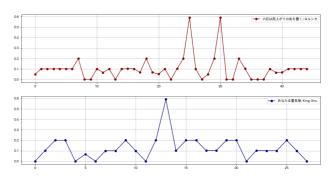


図 6 類似楽曲のトピックシェアの推移

列的な抽出によりストーリー展開を表現することの可能性が示されていると考えられる.

4.4. 実験 3:DTW を用いた類似度計量の検証

本節では, 前節で抽出した時系列トピックシェアを 基にして、DTW を用いた楽曲間の類似度計量を行う. 本検証では、Topic04 に対しての類似度計量を行う. 本検証で一番類似していると判断した楽曲は 「Sorrows/King Gnu」と「ロウラヴ/King Gnu」の二曲 である.この二曲のトピック遷移を図4に示す.反対 に、Topic04 において、一番遠いと判断された楽曲は 「冬眠/ヨルシカ」,「八月、某、月明かり/ヨルシカ」 であり、これを図 5 に示す. 図 4, 5 双方において x 軸はフレーズ数を表しており, y 軸ではトピックの特 徴量を表している. 図 4 より「Sorrows/King Gnu」と 「ロウラヴ/King Gnu」の曲の入りから終わりにかけて の推移が類似していることが確認できる. よって DTW によって類似する遷移を持っている楽曲を検索できて いることが確認できた.「冬眠/ヨルシカ」,「八月、某、 月明かり/ヨルシカ」の二曲は、図5よりトピックシェ アの遷移が類似していないことが確認できる. 本検証 の結果により DTW を用いた類似度計量が妥当に行わ れていることを示した.

4.5. 実験 4:トピック遷移に基づく階層的クラスタリン グの検証

本節では、トピック遷移に基づく階層的クラスタリングの検証を行う.ここでは Topic04 に対応するトピックシェアの遷移を用いて各楽曲間の距離を計量し、その値を用いて楽曲の階層的クラスタリングを行った.Topic04 を構成する語は「愛」、「心」、「人生」、「最低」、「夜」である.階層的クラスタリングの手法にはウォード法を用いた.出力された結果を図7に示す.本検証では、互いに距離の近かった楽曲の中から「あなたは蜃気楼/King Gnu」、「六月は雨上がりの街を書く/ヨルシカ」に着目した.「あなたは蜃気楼」は「King Gnu」の楽曲でありながら「King Gnu」の楽曲より「ヨルシカ」の楽曲に近い位置に配置された.Topic04 における両楽曲のトピックシェアの推移を図6に示す.両楽

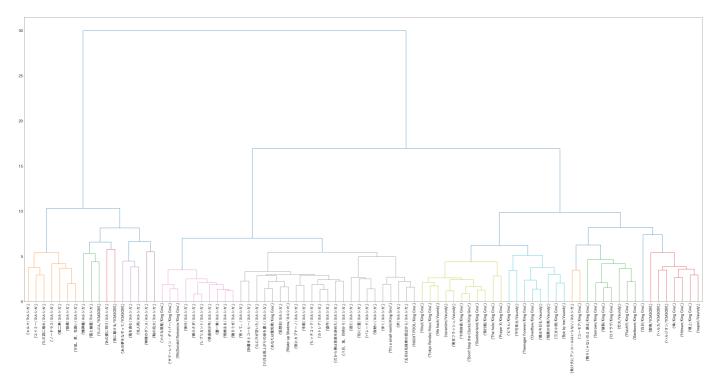


図 7 階層クラスタリング

曲のフレーズごとに分割した歌詞を表 2 に示す.この楽曲は「ヨルシカ」の楽曲を好む人に推薦した場合,気に入られる可能性が高い楽曲であると考えられる.こうした分析が可能になることで,アーティスト検索のみでは見つけることができない楽曲をレコメンドすることが可能になる.

4.6. 考察

本章では、提案手法を工程ごとに分けて検証を行い、 それぞれの工程が適切に実装されていることを確認で きた.システム全体としては、ユーザーの好きなアー ティストを基にし、別のアーティストの楽曲の中から トピックシェアの推移が類似している楽曲を検索し推 薦することが可能であることを示した.現時点では被 験者実験による有効性の検証を行えていないため、そ れは今後の課題とする.

5. おわりに

本稿では、楽曲の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実現方式について示した。一般的に、歌詞は、楽曲の盛り上がりに応じて、ストーリーの展開を描かれることが多い。歌詞のストーリー展開をトピック遷移として抽出することができれば、トピック遷移の類似度から楽曲推薦が可能になる。本方式は、楽曲の歌詞のトピック遷移として、楽曲をフレーズごとに歌詞を切り分け、フレーズごとにトピックモデルを適用することにより抽出する。本方式は、抽出されたトピック遷移について動的時間伸縮法(DTW)

に基づく類似度計量を実現することにより、歌詞のストーリー展開の似た楽曲を推薦することを可能とする.

本方式を実現することにより、膨大な楽曲コンテン ツ群を対象として、ユーザーの意図により合致した楽 曲推薦を実現することが可能になると考えらえる. さ らに、本方式を歌詞特徴に着目した方式と組み合わせ て用いることで、よりユーザーの意図に合致した楽曲 推薦を実現することが可能になると考えらえる.

また、本稿では、本方式を実現する実験システムを 構築し、本システムの検証の結果を示した.

今後の課題としては、方式を音響特徴に着目した方式と組み合わせた楽曲推薦システムの実現、本方式を応用したモバイルアプリの開発、本モバイルアプリの利用者に対するアンケート調査による本方式のさらなる検証が挙げられる.

参考文献

- [1] 谷川壮洋, 手塚太郎, 木村文則, 前田亮, "楽曲の 構成情報を考慮した歌詞による楽曲推薦システムの構築", 情報処理学会全国大会講演論文集, pp.235-236, 2009.
- [2] 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", 情報処理学会研究報告オーディオビジュアル複合情報処理, pp. 1-5, 2008.
- [3] S. Lanyu, Z. Daniel, K. K. Siamul, S. Jialie, W. Dong, "Towards Connotation-aware Music Retrieval on Social Media with Visual Inputs", IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), pp.

- 425-429, 2020.
- [4] R. H. Fika, S. Riyanarto, F. Chastine, "Hybrid Approach of Structural Lyric and Audio Segments for Detecting Song Emotion", International Journal of Intelligent Engineering and Systems, pp. 86-97, 2020.
- [5] 金川絵利子, 佐原諒亮, 岡留剛, "作家の文体の類似性: 情報量木カーネルの導入による構文間距離を用いた分析", 人工知能学会全国大会論文集, Vol.29, pp. 1-4, 2015.
- [6] H. Sakoe and S. Chiba, "Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition", IEEE Transaction on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-26, No. 1, pp. 43-49, 1978.
- [7] D. J. Berndt and J. Clifford, "Finding Patterns in Time Series: A Dynamic Programming Approach, Advances in Knowledge Discovery and Data Mining", AAAI/MIT, pp. 229-248, 1996.
- [8] L. Rabinar and B. -H. Juang, "Fundamentals of Speech Recognition", Englewood Cliffs, N. J. 1993.
- [9] J. Jang, H. Lee, "Hierarchical filtering method for content-based music retrieval via acoustic input", Proc. ACM Multimedia, pp. 401-410, 2001.
- [10] D. W. Mount, "Bioinfomatics: Sequence and Genome Analysis", Cold Spring Harbor, 2000.
- [11]歌 詞 検 索 サ ー ビ ス 歌 ネ ッ ト https://www.uta-net.com/