

表現特徴に着目した歌詞的印象的フレーズ抽出

鍵田 里沙子^{1,a)} 山西 良典^{1,b)} 西原 陽子^{1,c)} 福本 淳一^{1,d)}

概要: 本稿では、歌詞の表現の特徴に着目した印象的なフレーズの抽出手法を提案する。楽曲の歌詞では、サビなどの楽曲の構造だけでなく、歌詞独特の表現方法に起因した印象深いフレーズが存在すると考えられる。邦楽の歌詞に対する印象評価実験の結果、「共起語の特異性」と「繰り返し」が読者の印象に影響することが確認された。そこで、これらの表現の特徴を用いた歌詞中の印象的なフレーズの抽出手法を提案し、評価実験を通して本手法の有用性を確認した。提案手法によって抽出された印象的なフレーズを楽曲のタグとして利用することで、歌詞の特徴に基づいた楽曲推薦の実現が期待される。また、提案手法は歌詞の印象深さの判定にも有用であり、作詞支援などの制作者側への支援ツールとしての応用も可能であると考えられる。

キーワード: 音楽, 歌詞, 感性情報処理, 印象的フレーズ

Extraction of Impressive Phrase from Lyric focusing on Characteristic Expression

KAGITA RISAKO^{1,a)} YAMANISHI RYOSUKE^{1,b)} NISHIHARA YOKO^{1,c)} FUKUMOTO JUNICHI^{1,d)}

Abstract: This paper describes a method for extracting impressive phrases of lyric focusing on characteristic expressions. While listening to music, chorus, which is determined by music structure and acoustic features, attracts human emotion. Also, it seems that characteristic expressions of lyric can be a cause of impressive phrases in music. We conducted impressive evaluation experiments to clarify the important factors to attract people in lyric. As the result, it was confirmed that “combination of co-occurred terms” and “repetition” especially influences impressions. In our method, we modeled these features to detect impressive phrases from lyric. Through experiments, we verified availability of the proposed method. The extracted impressive phrase can be used as a novel style of a music tag focusing on emotion for lyric. Using the tag, it is expected to realize emotional music recommendation based on lyrical features. Moreover, we believe that the proposed method is useful tool that support composers to write a lyric.

Keywords: music, lyric, affective computing, impressive phrase

1. はじめに

人は古くから音楽に慣れ親しんできた。音楽は、楽器のみで演奏される音楽と歌唱を伴う音楽に大別される。楽器のみで演奏される音楽では、楽器の音色やリズム、メロディ

などの音響情報によって心理描写や情景描写がなされている。一方で、歌唱を伴う音楽では、音響情報のみならず歌詞に使われる言葉によって意味を伝えることで、作詞者の想いをより明確に伝えていると考える。和歌や現代の音楽でも、歌詞の内容は人や自然に対する想いや喜怒哀楽などの感情などが歌われていることが多い。人は、音楽聴取時に音響情報や歌詞情報、およびそれらの組み合わせによって様々な印象を抱く。楽曲中でも印象深いフレーズは、聴取者の感性に紐ついた楽曲のインデックスとなり得る。

現在、楽曲と印象を対応付ける研究の多くでは、音響特

¹ 立命館大学情報理工学部
Collage of Computer Science, Ritsumeikan University,
1-1-1 Nojihigashi, Kusatsu, 525-8577, Japan
a) kagita@cidl.is.ritsumeik.ac.jp
b) ryama@media.ritsumeik.ac.jp
c) nisihara@fc.ritsumeik.ac.jp
d) fukumoto@media.ritsumeik.ac.jp

徴と印象が対応付けられている [1], [2]. 楽曲において音響情報は印象を推定するうえで有用な要素の一つといえる. しかし, 歌唱を伴う楽曲では音響特徴だけではなく, 歌詞中の言葉の意味や表現方法も楽曲の印象に大きく影響を与えると考えられる. そのため, 歌唱を伴う楽曲については, 歌詞にも着目した印象の対応付けが必要となる. 音響情報と歌詞情報を用いた楽曲推薦システムについての報告も存在するが [3], [4], [5], 歌詞のみから受ける印象に注目した研究は少ない.

楽曲の構造における盛り上がりを示すサビ部分は, 楽曲中の印象的なフレーズとして広く認知されており, 音響特徴からのサビ抽出に関する研究も報告されている [6]. しかし, 印象的なフレーズはサビのみに存在するわけではない. 例えば, 中島みゆきの「地上の星」では, サビの「つばめよ高い空から 教えてよ地上の星よ」だけでなく, 冒頭の「風の中のすばる 砂の中の銀河」も楽曲の印象的なフレーズとして知られている. このようなサビ以外の印象的なフレーズには, 歌詞独特の表現特徴が寄与していると考えられる.

本稿では邦楽を対象とし, 印象と紐づく歌詞の表現特徴を明らかにすることで, その特徴を利用した印象的なフレーズの抽出手法を提案する. ここで, 本稿では歌詞中の1行をフレーズとして扱う.

2. 歌詞の表現特徴と印象

歌詞によって表現される情景および心理描写は直接的に聴取者の印象に影響を与える. 楽曲の中では, サビでのフレーズの繰り返しをはじめ, 歌詞独特の詩的表現によってフレーズが印象づけられることがある. 歌詞から印象的なフレーズを抽出するためには, 自然言語文章の言語処理に用いられる特徴のみならず, 印象と紐づく歌詞独特の表現特徴を用いることが必要となる. 既存研究では, 音節数と韻に着目した作詞支援システムが報告されているが [7], 表現特徴と歌詞の印象的なフレーズとの関係には言及していない.

自然言語処理での要約では, 単語の重要度を表す指標である TF-IDF を基に重要単語を抽出し, 文章の要点を抽出している. TF-IDF では, 文章中の単語頻度と単語が使われる文書頻度を基に, 単語の重要度を算出している. これまでに TF-IDF を用いて, 楽曲の歌詞における重要単語を抽出した研究が報告されている [8], [9]. しかしながら, TF-IDF で捉えられる特徴は歌詞中の単語の頻度のみであり, 歌詞の分析には自然言語文書には見られない詩的な表現を特徴として捉える必要があると考える.

2.1 歌詞の表現特徴

作詞の教則本 (例えば参考文献 [10] など) では, 以下の特徴を考慮することでより詩的な表現になることが述べら

れている.

共起語の特異性

歌詞では, 一般的な自然言語文書では組み合わせられることが少ない単語が共に使われることが多い. 組み合わせが特異な単語を共に用いることで, 意味的には不自然であったとしても印象的なフレーズとなることがある. 例えば, aiko の「花火」12行目には「夏の星座にぶら下がって 上から花火を見下ろして」というフレーズがある. ここで, 「星座」と「ぶら下がる」, 「花火」と「見下ろす」といった単語の組み合わせは日常の文章の中では共起することは少ない. しかし, これらの単語を組み合わせることで, 情景や心理をより豊かに, 芸術的に表現していると考えられる.

繰り返し

繰り返されたフレーズは, より強く印象付けられる. 歌詞では, サビのフレーズが反復されること [11] や, 1フレーズ中に同じ単語が繰り返し使われることでフレーズを強く印象づけている. 一般の文章では, 不要な繰り返しは見られない.

比喻

比喻には直喩と隠喩の2種類がある. 直喩は「まるで~のようなようだ」のような喩えて置き換えていることを明示するようなものを指す. 一方, 隠喩は比喻であるものの, 「まるで」「ごとし」といった比喻を明示する語句を用いずに表現した喩えを指す. 歌詞では比喻表現が使われていることが多い. 例えば, 宇多田ヒカルの「光」17行目「君という光が私を見つける」というフレーズでは, 「君」を「光」に喩えることで「君」に対する「私」の心情を表現している.

特徴的な読み方

常用の読み方とは異なるよみがなを作詞者によって特別に割り振られていることがある. 例えば, Greeen の「愛唄」5行目では「君の選んだ人生(ミチ)は僕(ココ)で良かったのか?」のように, 一般的なよみがな以外の指定がある. これは, 本来の漢字がもつ意味と, よみがなの意味を同時に示すことで, 詩の意味を深める効果がある.

押韻

押韻は歌詞を始め詩一般で用いられる表現技法であり, 同一または類似の音を一定の位置に繰り返し用いることである. 押韻が考慮された歌詞は, リズミカルで心地よい響きを持つ. 例えば, 嵐の「Love so sweet」の7行目「光ってもっと 最高のLady きっとそっと 想い届く」では, 「光ってもっと」と「きっとそっと」という発音が類似した促音を1フレーズ中に何度も用いることで, リズムを作り出している.

歌詞に見られる表現特徴は, 読み手の印象に強く影響を与えると考えられる. そのため, 歌詞からの印象的なフ

フレーズの自動抽出を実現するためには、印象に影響する歌詞の表現特徴を明らかにし、数理的に表現する必要がある。

2.2 表現特徴と印象の関係

2.1 節で述べた特徴と楽曲の印象的フレーズの関係性を明らかにするために、邦楽の歌詞に対する印象評価実験を行った。20代の被験者8名に対して、楽曲の歌詞を閲覧させ、印象的フレーズ(1行)を評価させた。評価する印象的フレーズ数は自由とした。実験に使用した楽曲は、1992年から20年間のCD売上げランキング各年上位10曲(合計200曲)の中からランダムに10曲を選出した。本実験では、4名以上の被験者が印象的と判断したフレーズを印象的フレーズとして扱った。

実験者が印象的フレーズを人手で分析し、2.1 節で述べた特徴的な表現が見られるか評価した。表1に、印象的フレーズに対して各表現特徴が影響する割合(1曲中の印象的フレーズ中で各表現特徴が見られたフレーズ数/1曲中の印象的フレーズ数)を示す。表1から、繰り返し、比喻、共起語の特異性が印象的フレーズと強い関係性をもつことが示唆された。そこで本稿では、繰り返しと共起語の特異性に着目し、これらの特徴を数理的に表現するモデル化を行った。意味的な解釈が必要となる比喻については、複雑なモデル化が必要となるため本稿では扱わない。

3. 表現特徴のモデル化

楽曲 s の歌詞は行 ln の系列として表現可能であり、下式で表される。

$$s = ln_1, ln_2, \dots, ln_N. \quad (1)$$

ここで、 N は楽曲 s の総行数を示す。本稿では $l_{i \in N}$ 毎に、2.2 節で明らかにした印象的フレーズに寄与する「共起語の特異性」についての1特徴、「繰り返し」についての6特徴を算出する。楽曲 s の行 ln_i あたりの表現特徴 $ExpF_{ln_i}^s$ は、式(2)に示す7次元の特徴ベクトルで表される。

$$ExpF_{ln_i}^s = (NUqL_{ln_i}^s, RepL_{ln_i}^s, FRepW_{ln_i}^s, SRepW_{ln_i}^s, TRepW_{ln_i}^s, RPos_{ln_i}^s, Imp_{ln_i}^s), \quad (2)$$

ここで、 $NUqL_{ln_i}^s$ は共起語の特異性に関する特徴量であり、残りは繰り返しに関する特徴量を示す。各特徴量の詳細な算出方法については、3.1, 3.2 節で示す。

形態素解析には、MeCab [12] を使用した。形態素解析用の辞書には、Wikipedia の項目名を固有名詞として追加した。本稿では、任意の形態素が格助詞と係助詞ならば直前の形態素とつなげて1単語とする。また、任意の形態素の活用形が「連用形」「未然形」「仮定形」ならば、後続の形態素とつなげて1単語とする。それ以外は形態素を単語とする。例えば、「会いたくて」は形態素解析の結果では「会

い(動詞-連用形)」「たく(助動詞-連用テ接続)」「て(助詞)」となるが、単語としてはこれらを結合した「会いたくて」を1単語として扱う。また、英語についても、アルファベットの連続を1単語として扱う。これは、人が印象を捉えると考えられる単位で歌詞を分析するためである。

3.1 共起語の特異性の特徴量化

楽曲 s の ln_i を形態素解析し、自立語を抽出し ln_i 中の自立語 id の系列を生成する。これは、自立語が単語単独で意味を持つ語であるためである。毎日新聞1年分のコーパス [13] (100,609件) を参照し、新聞コーパス中で、 id_p と id_{p+1} の共起の順序付き共起頻度 $CoOc(id_p, id_{p+1})$ を算出する。新聞コーパス中での共起頻度 $CoOc(id_p, id_{p+1})$ が低いほど、 id_p と id_{p+1} の順序付き共起が特異であることを示す。 id_p と id_{p+1} の順序付き共起の特異性 $Uq(id_p, id_{p+1})$ は式(3)で算出する。

$$Uq(id_p, id_{p+1}) = \begin{cases} \frac{1}{CoOc(id_p, id_{p+1})} & (CoOc(id_p, id_{p+1}) > 0), \\ 1 & (CoOc(id_p, id_{p+1}) = 0). \end{cases} \quad (3)$$

楽曲 s の ln_i に含まれる共起語の特異性を示す UqL_{ln_i} を式(4)で算出する。

$$UqL_{ln_i}^s = \frac{\sum Uq(id_p, id_{p+1})}{NCid_{ln_i}^s - 1}, \quad (4)$$

ここで、 $NCid_{ln_i}^s$ は楽曲 s における ln_i 中の自立語数を示す。ただし、 ln_i 中の自立語数が1以下の場合、 $UqL_{ln_i}^s = 0$ とする。

歌詞中で扱われるテーマによって、 UqL_{ln_i} の値域には大きく差異が見られる。そこで、式(5)に従って楽曲毎に UqL_{ln_i} を正規化した $NUqL_{ln_i}$ を算出する。

$$NUqL_{ln_i}^s = \frac{UqL_{ln_i}^s}{\sum_i UqL_{ln_i}^s}, \quad (5)$$

本稿では、 $NUqL_{ln_i}^s$ を楽曲 s における行 ln_i 中での共起語の特異性の特徴量として扱う。

3.2 繰り返しの特徴量化

本稿では、歌詞における繰り返しを「行単位での繰り返し」「行中での単語の繰り返し」「行中での形態素の種類数」「行間での単語列の繰り返し」の4種の特徴によって表現する。

3.2.1 行単位での繰り返し

歌詞中で行単位で繰り返しされるものを特徴量として表現する。行単位で繰り返されるフレーズは、歌詞中でその

表 1 印象的フレーズに対して各表現特徴が影響する割合 .

曲名 / 歌手 (印象的フレーズ数)	共起語の特異性	繰り返し	比喻	読み方	押韻
ワダツミの木 / 元ちとせ (10)	0.40	0.40	0.70	0	0
Traveling / 宇多田ヒカル (11)	0.09	0	0	0	0
地上の星 / 中島みゆき (13)	0.77	0.69	0	0	0
Sign / Mr.Children (11)	0.27	0.27	0.36	0.18	0
青春アミーゴ / 修二と彰 (10)	0	1.00	0.40	0	0
純恋歌 / 湘南乃風 (22)	0.41	0.50	0.23	0	0.05
吾亦紅 / ちあき哲也 (18)	0.06	0.44	0.11	0	0
Love so sweet / 嵐 (12)	0.33	0.58	0.17	0	0.25
I AM YOUR SINGER / サザンオールスターズ (10)	0	0	0.20	0.40	0
ときめきのルンバ / 氷川きよし (11)	0	0.64	0.09	0.09	0.27
平均	0.23	0.45	0.23	0.07	0.06

フレーズが占める割合が大きいということを指す. N 行で構成される楽曲 s 中で l_i が楽曲を占める割合 $RepLine_{ln_i}^s$ は式 (6) で表される.

$$RepLine_{ln_i}^s = \frac{\sum_{j(j \neq i)} EqL_i^s}{N}, \quad (6)$$

ここで, EqL_i^s は楽曲 s 中で l_i とフレーズが完全一致した行数を示す. 例えば, 遊助の「ひまわり」という楽曲の 1 行目で初めて出現する「青い空と雲」というフレーズは曲中で 4 回出現するため, $EqL_{ln_1} = 4$ となる.

3.2.2 行中での単語の繰り返し

歌詞中の任意の 1 行における単語の繰り返しを特徴量として表現する. 楽曲 s における行 ln_i 中の単語 w_k について行中の単語数 NT_{ln_i} で正規化した単語頻度 $RepW_{ln_i, w_k}^s$ を, 式 (7) で算出する.

$$RepW_{ln_i, w_k}^s = \frac{TF_{w_k}^{ln_i} - 1}{NT_{ln_i}}, \quad (7)$$

ln_i 毎に $RepW_{ln_i, w_k}^s$ のうち数値の高い上位 3 つを選出し, 特徴量 $FRepW_{ln_i}^s, SRepW_{ln_i}^s, TRepW_{ln_i}^s$ とする. 例えば, Mr.Children の「And I love you」33 行目の「未来がまた一つほらまた一つ」というフレーズでは, $NT_{ln_{33}} = 7$ であり, 「また」と「一つ」がそれぞれ 2 回づつ出現している. そのため, $FRepW_{ln_{33}} = 0.143, SRepW_{ln_{33}} = 0.143, TRepW_{ln_{33}} = 0$ となる.

3.2.3 行中の形態素の種類数

楽曲 s の行 ln_i での形態素の繰り返しを表す特徴量として, 行中の総形態素数に対する形態素の種類数 $RPOS_{ln_i}^s$ を算出する. ln_i 中の総形態素数を $NPOS_{ln_i}$, 形態素の種類数を $VPOS_{ln_i}$ とすると, $RPOS_{ln_i}^s$ は式 (8) で表される.

$$RPOS_{ln_i}^s = \frac{VPOS_{ln_i}}{NPOS_{ln_i}}. \quad (8)$$

$RPOS_{ln_i}$ の値が低いほど, ln_i 中で繰り返される形態素が多いことを示す.

3.2.4 行間での単語列の繰り返し

複数行間で繰り返される単語列を特徴量として表現する. 本特徴量によって, 行中に含まれる単語列の楽曲中での重要度が示される. 楽曲 s の行 ln_i に含まれる単語列の重要度 $Imp_{ln_i}^s$ は式 (9) で算出される.

$$Imp_{ln_i}^s = \frac{\sum_{j(j \neq i)} ComL_{ln_i, ln_j}}{N}, \quad (9)$$

ここで, N は楽曲 $ComL_{ln_i, ln_j}$ は, 行 ln_i と ln_j の間で共通する単語が行中で占める割合を示し, 式 (10) で算出される.

$$ComL_{ln_i, ln_j} = \frac{2 * EqTerm_{ln_i, ln_j}}{NTerm_{ln_i} + NTerm_{ln_j}}, \quad (10)$$

ここで, $EqTerm_{ln_i, ln_j}$ は ln_i と ln_j で共通して含まれる単語数を示し, $NTerm_{ln_i}, NTerm_{ln_j}$ はそれぞれ ln_i, ln_j 中での単語数を示す. 例えば, いきものがかりの「ありがとう」の 1 行目「“ありがとう”って伝えたくて あなたを見つめるけど」と 21 行目「“あいしてる”って伝えたくてあなたに伝えたくて」では「って」「伝えたくて」「あなた」の 3 つの単語が共通しているため $EqTerm_{ln_1, ln_{21}} = 3$, 1 行目の単語数は 7, 21 行目の単語数は 6 となるため, $NTerm_{ln_1} = 7, NTerm_{ln_{21}} = 6$ となる. そのため, 式 (10) から $ComL_{ln_1, ln_{21}} = 0.462$ が算出される.

4. 提案手法の評価実験

提案手法の有効性を検証するために印象的フレーズを抽出する評価実験を行った. まず, 印象評価実験を行い, 印象的フレーズの正負例を収集した. そして, 表現特徴と印象的フレーズとの関係を学習し, 印象的フレーズの抽出を行った.

4.1 印象評価実験

20 代の被験者 20 名に対して, 楽曲の歌詞を閲覧させ, 印象的フレーズ (1 行) を評価させた. 実験に使用した楽

表 2 実験に用いた楽曲一覧．表記は“楽曲名/歌手名”の形式．

愛のままで... / 花岡優平	愛の歌 / STRAWBERRY FLOWER	亜麻色の髪の乙女 / 橋本淳
安芸の宮島 / 仁井谷俊也	あの娘と野菊と渡し舟 / 氷川きよし	羞恥心 / 羞恥心
B-DASH(Ver.HANAGOE) / トンガリキッズ	僕らの街で / 小田和正	COLORS / 宇多田ヒカル
Dear WOMAN / SMAP	Flavor Of Life / 宇多田ヒカル	崖の上のポニョ / 藤岡藤巻と大橋のぞみ
GLAMOROUS SKY / 中島美嘉	GO GO サマー! / KARA	光 / 宇多田ヒカル
ひまわり / 遊助	瞳をとじて / 平井堅	イチブトゼンブ / B'z
Jupiter / 平原綾香	カルマ / BUMP OF CHICKEN	粉雪 / レミオロメン
くるみ / Mr.Children	また君に恋してる / 坂本冬美	もらい泣き / 一青窈
NEW LOOK / 安室奈美恵	虹 / 福山雅治	NO MORE CRY / D-51
大きな古時計 / 平井堅	おしりかじり虫 / おしりかじり虫	ポニーテールとシュシュ / AKB48
Real Face / KAT-TUN	ロコローション / ORANGERANGE	浪曲一代 / 氷川きよし
ルーキーズ / GReeeeN	桜 / 河口恭吾	桜 / コブクロ
さくら(独唱) / 森山直太朗	さくらんぼ / 大塚愛	桜の木になろう / AKB48
千の風になって / 秋川雅史	しるし / Mr.Children	宙船 / TOKIO
Supernova / BUMP OF CHICKEN	ただ... 逢いたくて / EXILE	タイヨウのうた / Kaoru Amame
手紙~親愛なる子供たちへ~ / 樋口了一	ツバサ / アンダーグラフ	月のしずく / RUI
Voyage / 浜崎あゆみ	WINDING ROAD / 絢香 x コブクロ	

表 3 印象的フレーズ推定実験の結果．

精度	68.93
適合率	86.07
再現率	24.95

曲は、1992年から20年間のCD売上げランキング各年上位10曲(合計200曲)の中からランダムに50曲を選出した。ただし、2.2節で行った事前実験で用いた楽曲とは異なる楽曲とした。表2に、実験に使用した楽曲一覧を示す。本稿では、20名の被験者のうち5名以上が印象深いと判断したフレーズを正例とした。実験で用いた1493フレーズのうち、504フレーズが印象深いフレーズと判定された。

4.2 印象的フレーズ抽出実験

本稿では、2クラス判別に高い判別性能を示すサポートベクターマシン(SVM)をクラス判別器として用いた。式(2)の特徴量 $ExpF_{ln_i}^s$ を実験で用意した50曲の各フレーズについてそれぞれ算出し、印象的フレーズとの関係をSVMを用いて学習した。このとき、SVMの学習にはSVM light [14]を使用し、境界平面にはRBF関数を用いた。そして、印象的フレーズ推定実験を行い、提案手法の有効性を検証した。検証方法として、5分割交差検定を用いた。

表3に印象的フレーズ推定実験の結果を示す。約7割の精度で印象的フレーズの抽出ができた。また、適合率も85%を示しており、提案手法により抽出されたフレーズは概ね人が印象深いと判断するフレーズであった。図1に、正しく抽出された印象的フレーズの例を示す。同図から、抽出されたフレーズは歌詞中で繰り返されるフレーズやフレーズ中で単語の繰り返しが見られるものが多いことがわかる。再現率は24.95%であった。再現率が低かった原因は、2.2節で行った事前実験の分析結果において、本稿で

- パークパクチュッギュッ!パークパクチュッギュッ!(崖の上のポニョ / 藤岡藤巻と大橋のぞみ)
- ほろり・ほろり ふたりぼっち(もらい泣き / 一青窈)
- シネマの中のTwiggyのミニ・スカート真似して(NEW LOOK / 安室奈美恵)
- イメージの向こう側へ 僕の向こうへと(虹 / 福山雅治)
- NO MORE CRY NO MORE CRY(NO MORE CRY / D-51)
- チク タク チク タク(大きな古時計 / 平井堅)
- いまはもう動かないその時計(大きな古時計 / 平井堅)
- 案外モロイ!世界は広い!気付いてるんじゃない!?(ルーキーズ / GReeeeN)
- 君の中に 僕の中に 咲く Love...(桜 / コブクロ)
- 足りない 足りない!足りない!! 2人の絆(さくらんぼ / 大塚愛)
- その船を漕いでゆけ おまえの手で漕いでゆけ(宙船 / TOKIO)

図 1 印象的フレーズ抽出実験で正しく抽出されたフレーズの例．

特徴量として用いた「共起語の特異性」と「繰り返し」が印象的フレーズに寄与する割合は約30%程度であったことと考えられる。抽出可能な30%のうち、24.95%が抽出できたということから妥当な再現率と考える。より高い再現率で印象的フレーズを抽出するためには、今回用いた特徴量以外にも詩的な表現を特徴量化し、推定に用いることが必要であることが示唆された。

5. おわりに

本稿では、歌詞の表現特徴に着目した印象的フレーズの抽出手法を提案した。歌詞には、自然言語で記述された一般的な文章には見られない独特の表現が用いられている。印象評価実験により歌詞で用いられる特徴的な表現と印象との関係性を明らかにし、印象に強く影響する「繰り返し」および「共起語の特異性」を数理的にモデル化した。そして、モデル化した7次元の特徴量を素性とし、SVMを用いて印象的フレーズの抽出実験を行った。実験の結果、約7割の精度、8割を超える適合率で印象的フレーズの抽出が実現され、提案手法の有効性が確認された。本稿で扱った「繰り返し」および「共起語の特異性」は、言語によらず算出可能な特徴量であるため、他言語の歌詞に対しても同等の性能が期待される。

本稿でモデル化を行った「繰り返し」と「共起語の特異性」以外にも、印象に影響を与える表現特徴が存在すると考えられる。例えば、「私」「僕」といった一人称や「あなた」「きみ」といった二人称を表現する単語によっても読み手が受ける印象は異なると考えられる。また、同じ「あなた」という単語についても、「貴方」「アナタ」「貴女」のように文字種や漢字の差異も印象に影響を与えると考えられる。本稿でモデル化を行った「繰り返し」や「共起語の特異性」は意味的な解釈は必要ない。しかし、歌詞では意味的な関係を持った言葉を用いることで印象付けているフレーズも存在する。例えば、宇多田ヒカルの「The flavor of life」の26行目「『愛してるよ』よりも『大好き』の方が」では、「愛してる」と「大好き」が意味的に近いことがわかることで対比が強調され、印象深く感じられる。より人間の感性に適合した印象的なフレーズの抽出を実現するためには、語句間の意味的な関係も取り入れた歌詞の分析が必要になると考える。

今後はこれらの課題に取り組み、より有用性の高い歌詞からの印象的フレーズ手法の発展に取り組む。また、提案手法を応用した作詞家支援のための印象度評価システムの開発も行っていく。

謝辞 本稿では、例示のために歌詞を引用させて頂いた。記して謝意を示す。また、本研究は一部、中部電気利用基礎研究振興財団の助成のもと行われた。

参考文献

- [1] 伊藤雄哉, 山西良典, 加藤昇平: 音楽ゆらぎ特徴を用いた楽曲印象の推定, 日本音響学会誌, Vol. 68, No. 1, pp. 11-18 (2012).
- [2] 熊本忠彦, 太田公子: 印象に基づく楽曲検索: 楽曲印象値の自動付与, 情報処理学会研究報告. データベース・システム研究会報告, Vol. 2002, No. 41, pp. 89-96 (2002).
- [3] 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], Vol. 2008, No. 22, pp. 1-5 (2008).
- [4] 南部理奈, 斎藤博昭: 音響特徴量と歌詞情報に基づく楽曲嗜好解析支援ツールの製作, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol. 11, No. 2, pp. 171-176 (2012).
- [5] Mayer, R. and Rauber, A.: MUSICAL GENRE CLASSIFICATION BY ENSEMBLES OF AUDIO AND LYRICS FEATURES, *Proceedings of 12th International Society for Music Information Retrieval Conference*, pp. 675-680 (2011).
- [6] 後藤真孝: SmartMusicKIOSK: サビ出し機能付き音楽試聴機, 情報処理学会論文誌, Vol. 44, No. 11, pp. 2737-2747 (2003).
- [7] 阿部ちひろ, 伊藤彰則: 統計的言語モデルを用いた作詞補助システム, 情報処理学会研究報告. [音楽情報科学], Vol. 2011, No. 9, pp. 1-6 (2011).
- [8] Wang, X., Chen, X., Yang, D. and Wu, Y.: MUSIC EMOTION CLASSIFICATION OF CHINESE SONGS BASED ON LYRICS USING TF*IDF AND RHYME, *Proceedings of 12th International Society for Music Information Retrieval Conference*, pp. 765-770 (2011).
- [9] Zaanen, M. and Kanters, P.: AUTOMATIC MOOD CLASSIFICATION USING TF*IDF BASED ON LYRICS, *Proceedings of 11th International Society for Music Information Retrieval Conference*, pp. 75-80 (2010).
- [10] 上田起士: よくわかる作詞の教科書, 株式会社ヤマハミュージックメディア (2010).
- [11] 大野将樹, 小川卓人: 歌詞の構造に基づく楽曲の繰り返し構造推定, 第9回情報科学技術フォーラム, pp. 293-294 (2010).
- [12] 工藤拓, 山本薫, 松本裕治: Conditional Random Fieldsを用いた日本語形態素解析(解析), 情報処理学会研究報告. 自然言語処理研究会報告, Vol. 2004, No. 47, pp. 89-96 (2004).
- [13] 日外アソシエーツ株式会社: 毎日新聞記事データ集. <http://www.nichigai.co.jp/sales/corpus.html>.
- [14] Joachims, T.: SVM-Light Support Vector Machine. <http://svmlight.joachims.org/>.