

歌詞とメロディの構造比較による 日本楽曲の人気度への影響分析に関する研究

田中晶之¹ 飯野なみ² 西村拓一³ 中村嘉志^{1,4}

概要：本研究は、日本楽曲における歌詞とメロディの関係性に着目し、構造の観点から楽曲の人気度への影響を明らかにすることを目的とする。従来、楽曲の分析を行う研究は数多く行われてきたが、歌詞の文法構造とメロディの音楽構造を対応づけて関連性を分析する研究は少ない。そこで本稿では、日本楽曲を対象として楽曲共有サイトの再生数を人気度の基準とすることで、単語のまとまりやメロディ構造木がどのように楽曲の人気度へ影響しているかを比較・分析した結果を報告する。分析を進めるにあたり、楽曲以外の要素が人気度に影響しにくい一つのバンドに着目した。そのバンドの楽曲のバンドスコア譜およびピアノ弾き語り譜のVocalの楽譜をAメロとサビに絞って用いた。分析には歌詞に自然言語処理を、メロディに生成音楽理論GTTMを用いて構造木を構築し、単語のまとまりの一致率や音符との関連性を分析した。その結果、再生数が多い人気の楽曲ではAメロとサビの単語の一致率と音符の数に差があることで、メロディの多彩さや変化が顕著に表れており、歌詞の情景がイメージしやすく、楽曲が印象に残りやすくなり、人気に繋がっていることがわかった。

キーワード：歌詞分析、自然言語処理、メロディ分析、構造分析

1. はじめに

楽曲の歌詞とメロディには、作詞・作曲者がその曲に伝えたい気持ちなどが表現されている。これらは相互に絡み合っただけで一つの楽曲を構成しているため、それらの関係性を解析すれば楽曲が人気になる、より聴かれるかの客観的な指標を示すことができる可能性がある。また、楽曲作成時には、歌詞・メロディ・コードを中心に行われるため、構造という観点での人気度への影響を分析することは、楽曲作成時の新しい指標の提示することへの応用が期待できる。本研究では、日本楽曲における構成要素の中で、密接な関係にある歌詞とメロディを対象とし、楽曲の人気度に影響する要素としての「歌詞とメロディの構造」の比較・分析を行う。

楽曲に関して分析を行う研究はこれまでも数多くなされている。楽曲の構成要素をおおまかに分類した場合、歌声・歌詞・メロディの3つに分類することができる。これら3要素を個別に分析する研究が特に多くされており[1-3]、また、2種類を組み合わせることでそれらの関係性を分析する研究も多くされてきた[4-6]。そのなかでも、歌詞とメロディの関係性について分析する研究が多くなされている。

これらの研究は歌詞とメロディにおいてそれぞれ箇所の違う形を対応づけることで関係性を分析している。これに対し、本研究では楽曲の歌詞とメロディを同じ構造という観点から関係性を分析することに着目する。このとき、「単語のまとまりを2種類の構造で見た場合、人気である

曲はAメロとサビで一致率に差があり、そうでない曲は同じような一致率になる」という仮説を立てた。これは楽曲のAメロとサビで表現や盛り上がりによりメリハリがあり、聞いた際に印象に残りやすい曲であることを意味する。

分析にあたり、動画共有サイトの楽曲の再生数を人気度の基準とすることで、人気楽曲とそうでない楽曲での2種類の構造の関係性とその傾向の解明を目指す。またその分析の際に構造のみの比較だけでなく、楽譜の音符の種類と数と対応付けて分析することで聞き手が楽曲を聴いた際に感じる印象および人気度への影響の推定へつなげる。

楽曲の人気度への影響を分析する際の課題として、歌詞とメロディを一定の基準で対応付けて分析すること、2種類の構造を比較する際の基準を定義することの2点が挙げられる。前者に対しては歌詞の文法構造における1単語をメロディの音楽構造における音符と対応づけることで、後者に対しては構造木を構築する際に葉の数をそろえることで解決を図る。

本研究では、動画共有サイトYouTube[7]上のあるアーティストのチャンネルに投稿されている楽曲のうち、再生数が多い人気の5曲、そうではない普通の5曲に対して、歌詞とメロディをそれぞれ構造化し、1単語あたりの一致率を分析する。これにより、構造の一致率と人気度の関係性の仮説の検証と、楽曲を聴いた際に感じる印象が歌詞とメロディの構造とどう関係して人気度へ影響しているかの定量的なアプローチを試みる。

2. 関連研究

本章では、従来の歌詞およびメロディに関連する研究を分類してまとめ、本研究との差異を述べる。

2.1 歌詞分析に関する研究

歌詞分析に関する研究では、使われている言葉や表現特性を分析する研究がされてきた。山下らは、楽曲のサビを

1 国士舘大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Kokushikan University
2 国立情報学研究所
National Institute of Informatics (NII)
3 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology(JAIST)
4 国士舘大学理工学部
Faculty of Science and Engineering, Kokushikan University

構成する単語を代表語へと集約し、気分を表す言葉とどのような関係があるかを分析している[2]. この研究では楽曲の歌詞の類語をまとめることで特徴ベクトルの簡素化と主特徴語を削減し、代表語のデータベースを作成した. その後、代表語をベクトル化し、それに基づいて各楽曲の気分を推定した. これにより、気分を表す歌詞を含む楽曲検索を可能としている. これに対し、本研究は歌詞の単語を含む要素で人気への影響へ言及する点で異なる.

また、河村らは歌詞内の単語とそれから連想される単語を用いて単語から楽曲を推薦するシステムを提案している[8]. 歌詞内の印象を表す言葉の特徴量を楽曲と紐付けることにより、それに基づいて楽曲を推薦することを可能にしている. この研究では歌詞の単語から楽曲の印象を関連づけているのに対し、本研究では歌詞の単語とメロディの音符を関連づける点で異なる.

2.2 メロディ分析に関する研究

メロディ分析に関する研究では、音楽理論に基づいた分析やメロディ生成に関する研究がおこなわれてきた. 浜中らは、生成音楽理論に基づいたメロディのグルーピング構造を獲得するシステムを実装した[3]. この研究ではそのシステム使用時に設定するパラメータによって楽曲分類に利用できる可能性を言及している. これにより、メロディをタイムスパン木に表すことで歌詞の文法構造と比較することが可能となるため、GTTMに基づくメロディの構造分析を用いる.

また、松崎らの研究では、コード進行に基づくメロディ生成における生成規則と心地よいメロディ生成の規則を検討した[9]. この研究ではコード進行に基づく音符系列生成の骨格を生成し、平均跳躍数、不協和音数、音程系列の出現頻度、音程予測の特徴量を定義し、コード進行に基づく作曲アルゴリズムの構築の可能性を示した. この研究では規則と聞き手側の印象の一致度を分析している. 本研究でも聞き手の印象を扱う点では共通しているが、メロディ分析の手法と人気度への影響を主眼に置いている点が異なる.

2.3 歌詞とメロディの関係性に関する研究

歌詞とメロディの関係性に関する研究では、主に歌詞の単語がメロディの音価やコード進行と関係しているかの分析がされてきた. 早川らは歌謡曲における歌詞の文法構造とメロディの音価に関係性があることを示した[4]. この研究では歌詞の文節に音高や音価を与えるメロディ生成方法について提案している. これを受け、歌詞とメロディの構造的な関係性を分析することは、新しいメロディ生成方法の発見につながると考えられる. また、米田らは歌謡曲の歌詞と音価の関係性を年代の推移とともに示した[6]. この研究では1980年から2009年までの歌謡曲のメロディにおける歌詞の発音単位とメロディにおける平均音価の変動や推移、テンポの対応関係から傾向を示した. これに対し、

表 1 対象楽曲の再生数と使用譜

曲名	再生数[万回]	使用譜
キセキ	7640	バンドスコア[10]
愛唄	6044	バンドスコア[10]
花唄	3600	バンドスコア[10]
オレンジ	2826	バンドスコア[10]
遙か	2685	バンドスコア[10]
人	292	バンドスコア[11]
蕾	126	弾き語り[12]
beautiful days	114	弾き語り[13]
たけてん	113	弾き語り[14]
ピリーヴ	91	弾き語り[15]

年代ごとではなく特定バンドの歌詞とメロディの構造における対応関係の傾向を分析する点で異なる.

2.4 この研究の立ち位置

本研究は、歌詞とメロディを構造的な観点から傾向と関係性を分析するという点で特徴を持つ.

3. 対象楽曲と楽曲データ

3.1 対象楽曲

本研究では4人組ボーカルユニットGReeeeNのYouTubeチャンネルに投稿されている、Music Videoを含む全48曲を再生数の降順でソートした. その際、上位・下位曲ともにバンドスコア譜および弾き語り譜が見つかった順に5曲ずつ、計10曲を分析対象とした. なお、いずれの譜でもVocalのメロディを使用する. 対象楽曲の順位と一覧を表1に示す. 対象アーティストをGReeeeNとした理由は、彼らが顔出しをしないで活動している音楽アーティストであることから、楽曲以外に受ける印象の影響が少ないと考えられるためである[16]. 以降、本稿では便宜上、上位曲を「人気曲」、下位曲を「普通曲」と呼ぶ.

歌詞・メロディの分析の際、範囲を楽曲の1番におけるAメロとサビに絞る. この理由として、投稿されている楽曲の中に、1番までしか挙げられていない曲があること、メロディの構成がAメロとサビのみの曲があることの2点が挙げられる. また、分析の際も、Aメロおよび、サビ全体を一度に分析するのではなく、歌詞の句点ごとに区切って分析する. この理由として、分析範囲が広すぎることに伴う精度の低下を防ぐことが挙げられる. このとき、メロディが4小節以下なら、前後の歌詞とまとめて分析を行い、長さのばらつきを調整している. 本稿では、区切った一部分を以降「区間」と呼ぶ. 各楽曲の区間数および単語数を表2に示す.

3.2 歌詞の構造化

歌詞の構造化には、自然言語処理を用いる. 歌詞の文法構造および単語の係り受けを推定し、それを構造木に表すことで構造化する.

表 2 各楽曲の区間数と単語数

曲名	区間数[個]		単語数[語]	
	A メロ	サビ	A メロ	サビ
キセキ	2	3	25	42
愛唄	2	2	39	29
花唄	2	2	42	29
オレンジ	2	4	33	60
遙か	4	2	39	30
人	2	2	42	46
蕾	3	3	28	38
beautiful days	2	2	27	35
たけてん	2	2	39	64
ピリーヴ	2	2	62	38

3.2.1 文法構造推定

文法構造の推定には、python の自然言語処理ライブラリ GiNZA[18]を用いる。GiNZA は日本語特化の文法構造分析ライブラリであり、今回の研究でも高い性能を発揮できると判断した。しかし、歌詞には句読点がなく、通常の日本語分比べて文法的な逸脱が多いため、そのまま推定しようとすると正しく文法構造が推定できない恐れがある。これに対応するため、早川らの研究[4]に倣って歌詞に適宜句読点を追加し、日本語の文に変換してから解析している。本研究では現代の音楽を用いるため読点を追加する品詞を追加している。句読点の追加に関するルールは以下の通りである。

- ① 直前の歌詞フレーズにおいて、最後の単語が「終助詞でない助詞」、「連用形・連体形」、「副詞」、「接続詞」、「感嘆詞」である場合、読点を追加して接続する。
- ② それ以外の場合、句点を追加して文の終わりとする。こうして歌詞を日本語の文に変換し、構造化の際に用いる。

3.2.2 歌詞の構造化手法

歌詞の構造化の手順は3つであり、イメージとしては、図1上の歌詞の単語の係り受けの矢印を、1つの木にまとめる。まず、歌詞に対し、句読点を追加して日本語の文にする。次に、GiNZA を用いて文法構造、係り受けを推定・出力する。最後に、出力された係り受けの推定結果の矢印に合わせて構造木を構築する。

このとき、区間によっては歌詞の構造木が複数になることがあり、構造木を一つに統合する必要がある。早川らの研究では、句点で区切られている歌詞を構造木で表す際、歌詞中の各文節について意味内容の展開・収束度合いを示すものとして、文節の「展開力」を定義している[4]。本研究ではこの展開力の計算式を文節から単語に変換して用いる。単語の展開力は、次の式で求める。

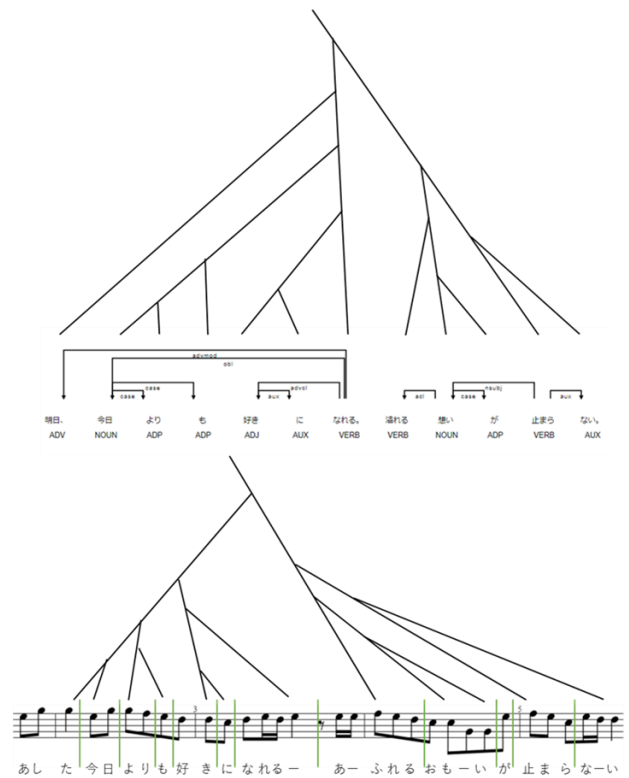


図 1 構造木例 (上:歌詞, 下:メロディ)

キセキ/GReeeeN A メロ 1

$$(\text{単語の展開力}) = (\text{他の単語にかかった数}) - (\text{他の単語にかかられた数})$$

図1の構造木を例にすると、この区間は「明日、～なれる。」と「溢れる～止まらない。」の2文で構成されている。それぞれの構造木の幹に当たる単語の展開力を計算し、値が低い方の構造木の幹をもう一方の構造木の幹の一番低いレベルに接続する。これを1つの木になるまで繰り返している。本稿ではこの手順で得られたものを「歌詞の構造木」と呼び、分析の対象とする。構築した歌詞の構造木の例を図1上に示す。

3.3 メロディの構造化

メロディの構造化には、生成音楽理論 GTTM[18] (以下、GTTM) を用いる。楽曲の楽譜から、GTTM に基づいてメロディのタイムスパン木を推定し、それを単語のまとまりに合わせて構造木を簡約化することで表す。図1下がメロディの構造木の例である。

3.3.1 タイムスパン木推定

推定には、GTTM を用いたツールを利用する。まず、GTTM Analyzer[19]を用いて楽曲の xml ファイルからメロディのタイムスパン木を推定する。その後、推定したものを GTTM Editor[20]に反映させて構造木に表した。Analyzer を使用したタイムスパン木推定の際、本来ならば楽曲ごとに適切なパラメータ設定をする必要があるが、本研究ではすべてデフォルトの値で推定を行っている。その理由とし

表 3 単語のまとまりの一致数と一致率
 および直線 $y=x$ との距離

	一致数/単語数		一致率			直線 $y=x$ との 距離
	Aメロ	サビ	Aメロ	サビ	全体	
キセキ	16/25	29/42	0.640	0.690	0.672	0.036
愛唄	27/39	15/29	0.692	0.517	0.618	0.124
花唄	29/42	24/29	0.690	0.828	0.746	0.097
オレンジ	26/33	40/60	0.788	0.667	0.710	0.086
遙か	27/39	24/30	0.692	0.800	0.739	0.076
人	33/42	33/46	0.786	0.717	0.750	0.031
蕾	21/28	28/38	0.750	0.737	0.742	0.003
beautiful days	22/27	28/35	0.815	0.800	0.806	0.010
たけてん	27/39	44/64	0.692	0.688	0.689	0.009
ビリーヴ	43/62	28/38	0.694	0.737	0.710	0.048

て、著者らの中で各楽曲のパラメータ設定の妥当性を判断できないためである。また、一部の楽曲の区間では Analyzer によるタイムスパン木の推定が正しくできなかったが、パラメータ調整による改善ができないため、本研究では Analyzer に表示されたものをそのまま Editor に反映させている。

3.3.2 タイムスパン木の簡約・構造化

推定したタイムスパン木は、歌詞で推定した構造木と枝葉の数が違うので、そのままでは比較が難しい。そこで、タイムスパン木の枝葉を歌詞の単語のまとまりに合わせて簡約化することで比較を行えるようにする。タイムスパン木を簡約化する手順は以下の通りである。

- ③ 歌詞の単語に合わせて楽譜の音符のまとまりごとに区切る。
- ④ 音符のまとまりがタイムスパン木の一つの枝でまとまっているかをまとめる。
- ⑤ まとまりごとの最上位の枝を取り出し、それらで構造木を再構築する。

本稿ではこの手順によって簡約化して得られたもの「メロディの構造木」として扱う。メロディの構造木の例を図 1 下に示す。

4. 分析

本章では、構築した構造木に対して歌詞とメロディの単語のまとまりの一致率や音符の種類と数を比較・分析した結果および考察を述べる。

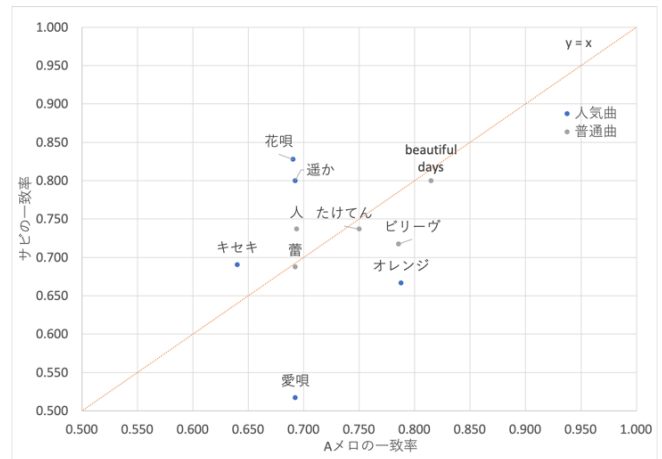


図 2 Aメロ-サビの単語のまとまりの散布図

4.1 単語のまとまりの一致率

メロディのタイムスパン木簡約化の手順②のとき、楽譜の音符と歌詞の単語が1つの枝にまとまっているかを分析した。単語のまとまりが「一つの枝でまとまっている」場合は一致している、「複数の枝にまたがっている」または「2単語以上が1つの葉になっている」場合は一致していないとし、メロディの区間ごとの単語のまとまりの一致率を分析した。その結果を表3に、まとまりの一致率の散布図を図2に示す。

単語のまとまりの一致率において、「単語のまとまりを2種類の構造木で見た場合、人気である曲はAメロとサビで一致率に差があり、そうでない曲は同じような一致率になる」と仮説を立てた。これについて、表3および図2より、仮説のような傾向が見られた。

そこで、各楽曲のプロットと直線 $y=x$ との距離を測った。その結果を表3に合わせて示す。これを見ると人気曲はキセキ以外の距離は0.05以上、普通曲の距離は全て0.05以内となった。これに対して両側非等分散 t 検定を行ったところ、両側の p 値は0.00792となったため、有意差がある結果と言える。

ここで、再生数1位の人気曲であるキセキについては、Aメロとサビの一致率が近い値になり、直線 $y=x$ との距離も普通曲と似た結果となった。これについてはキセキ全体の単語数に関係していると考えられる。キセキのAメロにおいて、一致していない単語の数はほかの人気曲と比べても9単語と少ないが、単語数が今回使用した楽曲の中で一番少なく、一単語あたりの一致率が大きく下がってしまったからだと考えられる。しかし、別の部分でこれが補われているため、人気になっていると考えられる。以上のことから、Aメロとサビで単語のまとまりの一致率に差があることは、歌詞とメロディの表現に多彩さが生まれており、歌詞の情景のイメージのしやすさにつながり、人気度に影響していると考えられる。

表 4 人気曲の音符の種類と数

楽曲	区間	音符					音符 (合計)					計
		全	2分	4分	8分	16分	全	2分	4分	8分	16分	
キセキ	Aメロ			3	23	6	0	1	6	41	8	56
	サビ	1		3	18	2						
愛唄	Aメロ			2	10	29	0	0	4	26	53	83
	サビ			1	23	9	0	0	3	44	17	64
花唄	Aメロ	1	5	35	8		2	10	69	14	0	95
	サビ	1	5	34	6		1	1	48	6	0	56
オレンジ	Aメロ		1	9	8		0	4	40	31	0	75
	サビ		3	31	23		1	3	14	100	0	118
遙か	Aメロ		2	2	5	9	0	5	10	50	43	108
	サビ	1	3	12	10		1	0	8	31	32	72

表 5 普通曲の音符の種類と数

楽曲	区間	音符					音符 (合計)					計
		全	2分	4分	8分	16分	全	2分	4分	8分	16分	
人	Aメロ				6	53	0	0	2	13	87	102
	サビ			2	7	34	0	1	3	16	66	86
蕾	Aメロ			1	6	12	0	0	3	27	42	72
	サビ		1	1	9	32	0	1	3	16	66	86
beautiful days	Aメロ		1	1	17	10	0	2	1	35	24	62
	サビ	1		4	15	17	1	0	7	26	31	65
たけてん	Aメロ			1	17	16	0	1	1	32	32	66
	サビ		1	1	5	36	0	2	1	15	66	84
ピリューヴ	Aメロ				15	26	0	0	0	34	50	84
	サビ		2	14	24		0	1	3	20	61	85

4.2 音符の種類と数

人気曲と普通曲それぞれで音符の種類と数を調べた。その結果を表 4, 表 5 に示す。これを見ると、人気曲では A メロとサビで音符の数に差があり、普通曲ではそれが少ない。それに加え、人気曲では一番数が多い音符が変わる傾向にある。花唄では一番数が多い音符は変わっていないが、普通曲に比べて音符の数が A メロとサビで大きく変わっている。これらのことから、A メロとサビにおける音符の数の差が曲の表現の多彩さに現れていると考えられる。また、人気曲のキセキと、蕾以外の普通曲には、サビでの 16 分音符が一番多くなっていることが共通点として挙げられる。しかし、キセキの場合は A メロで 8 分音符が特に多く、短調なリズムからリズムカルなものへ変わることから、リズムに多彩さが生まれて、人気につながっていると言える。

表 6 各楽曲の音符数および y=x との距離

楽曲名	音符数		直線 y=x との距離
	A メロ	サビ	
キセキ	56	83	19.09
愛唄	83	64	13.43
花唄	95	56	27.58
オレンジ	75	118	30.41
遙か	108	72	25.46
人	84	85	11.31
蕾	55	84	5.657
beautiful days	62	65	2.121
たけてん	72	64	20.51
ピリューヴ	102	86	0.7071

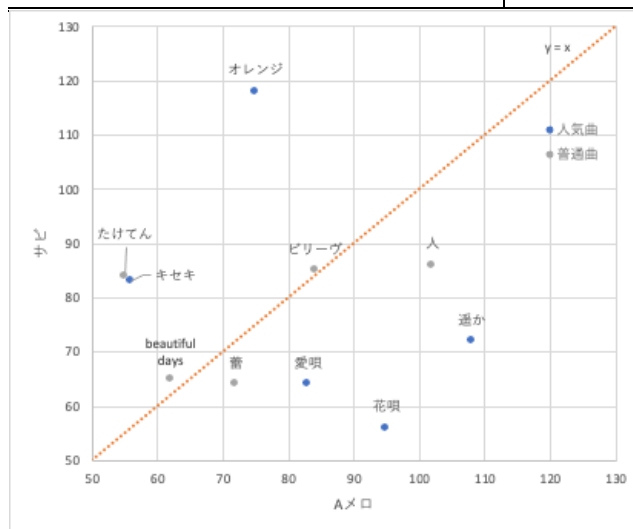


図 3 A メロ-サビの音符の数の分散

反対に、蕾が普通曲にとどまっている理由として、A メロでは 8 分音符と 16 分音符が、サビでは 4 分音符と 8 分音符が似たような比率になっており、リズムの多彩さが人気曲ほど生まれていないからだと考えられる。このことから、音符種類の比の変化も人気度に影響しているといえる。A メロとサビの音符の数と直線 y=x との距離をまとめたものを表 6 に、散布図を図 3 に示す。単語のまとまりの一致率と同様に、直線 y=x からの距離を計算したところ、人気曲は直線から遠く、普通曲は近い距離になる傾向があった。また、直線との距離に対して両側 t 検定を行ったところ、両側の p 値は 0.0132 となり、単語のまとまりと同様に有意差があるといえる。表 6 より、直線からの距離が 15 あると人気曲になりやすく、それ以下だと普通曲になると考えられる。しかし、人気曲の愛唄と普通曲のたけてんはこの傾向には当てはまらない。この理由は前述の音符の種類と数に関係があると考えられ、愛唄は A メロとサビで音符の数の変化が 19 と他の人気曲に比べて少なく、たけてんは一番多い音符の数が人気曲並みに変化していることが挙げられる。これにより、A メロとサビで曲の変化が顕著になり、楽曲が印象に残りやすくなっていると考えられる。

4.3 歌詞とメロディの関係性と人気度への影響

以上のことから、結論として、「A メロとサビを軸にとった時、単語のまとまりの一致率と音符の数や種類の差が人気度に影響する」ことがわかった。これらに差があることで、楽曲内の情景がイメージしやすいこととリズムの顕著な変化を両立でき、聴いたときに印象に残りやすくなると考えられる。また、それによって繰り返し聞くことにつながり、楽曲の人気に繋がっていると考えられる。

5. おわりに

本研究では日本楽曲における GReeeeN の人気曲と普通曲に対して、歌詞では自然言語処理に、メロディに生成音楽理論に基づいた分析を行った。歌詞とメロディの関係性を構造の観点において分析したとき、「単語のまとまりを2種類の構造木で見た場合、人気である曲はA メロとサビで一致率に差があり、そうでない曲は同じような一致率になる」という傾向が得られた。それに加え、音符の種類と数でも似たような傾向が得られた。これらにより、A メロとサビで単語のまとまりと音符の種類と数に差があることで、楽曲の表現に多彩さが表れ、印象に残りやすくなり、人気に繋がっているという結論が得られた。これにより、歌詞の単語と楽譜の音符を対応付けることで、楽曲が人気に繋がる要因を部分的に明らかにすることができた。

今後の課題として、分析する楽曲を増やすこと、歌詞とメロディの構造木を直接比較すること、他のアーティストで分析したときにこの結果に当てはまるかを検証することが挙げられる。

参考文献

- [1] 吉田 祥, 香山 瑞恵, 池田 京子, 他 3 名: 歌声の習熟度と周波数特性の時系列変化の関係に関する研究, 情報処理学会研究報告, Vol.2018-MUS-119, No.13, pp.1-6 (2018).
- [2] 山下 佑子, 萩野 晃大: 楽曲のサビを構成する動詞・形容詞の代表語への集約と気分語の関係の分析—歌詞全体とサビ部分の比較を通して, 情報処理学会研究報告, Vol.2015-MUS-107, No.54, pp.1-6 (2015).
- [3] Hamanaka, M., Hirata, K., Tajo, S.: ATTA: Automatic Time-span Tree Analyzer Based on Extended GTTM, Proceedings of the 6th International Conference on Music Information Retrieval Conference (ISMIR2005), pp.358-365 (2005).
- [4] 早川 和宏, 稲垣 博人, 田中 一男: 歌謡曲における歌詞 - メロディ間の関係の抽出, 情報そり学会第 58 回全国大会, 3G-3, (1999).
- [5] 米田 諒, 山中 伸一, 真栄城 哲也: 歌謡曲の歌詞と音価の関係性の時間的推移, 情報処理学会研究報告, Vol.2010-MUS-88, No.2, pp.1-5 (2010).
- [6] 藤村 春花, 岩野 公司: 日本語楽曲の旋律と歌詞のアクセントの関係噴石のための自動対応付け, 情報処理学会第 79 回全国大会, 3L-02, (2017)
- [7] YouTube, <<https://www.youtube.com/>>.
- [8] 河村 康治: 歌詞情報の分析に基づくユーザーの状況を考慮した楽曲推薦に関する研究, 大学院研究年報理工学研究科, 47, (2017).
- [9] 松崎 裕祐, 梅村 祥之: コード進行に基づくメロディ生成における生成規則と心地よさの関係, 情報処理学会研究報告, Vol.2015-MUS-107, No.15, pp.1-7 (2015).

- [10] 片岡 博久, BAND SCORE 愛唄/キセキ, (有) ケイ・エム・ピー (2016).
- [11] GReeeeN, バンドスコア GReeeeN あっ、ども。おひさしぶりです, ヤマハ ミュージック メディア (2008).
- [12] フェアリー, 蕾 GReeeeN, 株式会社フェアリー (2021).
- [13] フェアリー, beautiful days GReeeeN, 株式会社フェアリー (2016).
- [14] HBIKI Music Supply, たけてん GReeeeN, HBIKI Music Supply (2021).
- [15] フェアリー, ビリーヴ GReeeeN, 株式会社フェアリー (2015).
- [16] GReeeeN, <<http://greecen.co.jp/>>.
- [17] 松田 寛: GiNZA - Universal Dependencies による実用的日本語解析, 自然言語処理, Vol.27, No.3, (2020).
- [18] Lerdahl, F. and Jackendoff, R.: A Generative Theory of Tonal Music, The MIT Press, Cambridge (1983).
- [19] Interactive GTTM Analyzer (Beta version ver.4), Masatoshi Hamanaka, 入手先<<http://gttm.jp/gttm/analyzer/>>, (参照 2022-12-13).
- [20] GTTM タイムスパンツリーエディタ, 浜中 雅俊, 入手先<<https://gttm.jp/hamanaka/gttmeditor/>>, (参照日 2022-12-13).