

平成 29 年度 卒業論文

合いの手「PPPH」が入る  
楽曲の特徴に関する一分析

指導教員 北原鉄朗准教授

日本大学文理学部情報科学科

甚野 健太

2018 年 2 月 提出

## 概 要

日本のアニメやアイドルはサブカルチャーとして人気である。アニメの声優やアイドルによるライブも活発に行われており、ライブやコンサートの総動員数は年々増えている。こうした声優やアイドルのライブにおいて、観客からアーティストへ向けた行動として、独特な動きやペンライトを振る動作、手拍子、掛け声による合いの手が存在する。ライブでの合いの手は比較的新しい文化であり、また、現状ではサブカルチャーの中でしか注目されていないため、ライブでの合いの手に関して学術的な観点からの分析・考察があまりされてこなかった。しかし、楽曲中の合いの手に関する特徴が分かれば、合いの手を入れて観客が能動的に働きかけ、観客とアーティストで相互に盛り上がる曲を作りやすくすることが期待できる。

本研究では、合いの手が入る楽曲の定量的な調査の第一段階として、声優のライブにおける合いの手の一つである「PPPH」が入れられている楽曲に着目する。「PPPH」の入れられている楽曲の特徴を分析することを目的とし、ライブで「PPPH」が入れられている楽曲と入れていない楽曲の音響特徴量をパターン認識的アプローチにより分析する。多数の音響特徴量から特徴量選択によって選ばれた少数の特徴量を使って「PPPH」有りの楽曲と「PPPH」無しの楽曲を識別できれば、その特徴量に楽曲の違いが含まれるという考えに基づいて音響特徴量による分類実験を行い、「PPPH」の有無を正しく分類できるか調べる。分類実験には、実際にライブで「PPPH」が行われている水樹奈々とアイドルマスターの楽曲を1曲ごとに、A(Aメロ最後2小節を除く)、A'(Aメロ最後2小節)、B(Bメロ)、C(サビ)の4つのセクションに分けて使用する。

分析1では、全特徴量から特徴量選択を行って特徴量を10個に絞って分類

実験を行った。その結果、BPM やコード進行に関連する特徴量が多く選ばれた。分類器で差はあるものの、高いものでは91%という高い精度を得られたことから、これらが「PPPH」の有無に関係していると言える。

分析2では、全特徴量からフィルターアプローチによって選ばれた特徴量から影響が強いと考えられる特徴量を種類ごとにまとめて用い、特徴量選択で特徴量を絞って分類実験を行った。その結果、コード進行に関連する特徴量での分類は、水樹奈々の楽曲のBとCにおいて82%、アイドルマスターの楽曲はA'で79%と高い分類精度を得られた。これらのことから、コード進行に関連する特徴量が分類に効果的であると言える。

分析3では、アーティスト差を考慮せず全楽曲に対して特徴量選択を行った。その結果、上位10個の特徴量のうち8個がBPMに関連する特徴量だったが、1位にはサビのドミナントコードを表す特徴量が選ばれた。これまでの分析と合わせると、コード進行に関連する特徴量が「PPPH」の有無の分類に効果的である可能性が高いと言える。また、楽曲のAの特徴量が選ばれなかったことから、Aは「PPPH」の有無には影響しづらいと言える。

分析4では、サビのドミナントコードを表す特徴量のみを絞り、水樹奈々の楽曲、アイドルマスターの楽曲、全楽曲で分類実験を行った。水樹奈々の楽曲は77%以上、全楽曲では70%以上の分類精度を得られた。アイドルマスターの楽曲は50%を切るものもあり高い分類精度とは言えないが、全楽曲では安定した分類精度を得られていることから、サビのドミナントコードが「PPPH」の有無の分類に関係していると言える。

よって、特徴量の中で「PPPH」の有無の分類に特に影響しているのは、コード進行に関連する特徴量であると分かった。また、特に効果的なものは、サビにおけるドミナントコードを表す特徴量だと分かった。

# 目 次

目 次	iii
図 目 次	v
表 目 次	vii
<b>第 1 章 序 論</b>	<b>1</b>
1.1 本研究の背景	1
1.2 本研究の目的	2
1.3 本論文の構成	2
<b>第 2 章 関連研究</b>	<b>3</b>
2.1 ライブで行う合いの手	3
2.1.1 アイドルコンテンツをきっかけとしたツーリズムに関する一考察 [6]	3
2.2 観客のイベントへの能動的な参加	3
2.2.1 能動的音楽鑑賞インタフェース [8]	3
2.2.2 観客によるオリンピック競技判定デバイス [9]	4
2.3 音響特徴量	4
2.3.1 音響特徴量による音楽理解の可能性 [10]	4
2.3.2 音楽的特徴に基づくメドレー曲の自動生成手法 [11]	5
2.4 本研究へのアプローチ	5
<b>第 3 章 分析手法</b>	<b>7</b>
3.1 データ準備	7

3.1.1	楽曲データ	7
3.1.2	「PPPH」の有無	8
3.2	特徴抽出方法	8
3.3	特徴量選択	12
3.4	分類	12
<b>第4章</b>	<b>【分析1】全特徴量から選択された特徴量による分類</b>	<b>15</b>
4.1	分析方法	15
4.2	分析結果	15
4.3	考察	16
<b>第5章</b>	<b>【分析2】特徴量の種類別，セクション別の検討</b>	<b>19</b>
5.1	分析方法	19
5.2	分析結果	20
5.3	考察	20
<b>第6章</b>	<b>【分析3】アーティスト差を考慮しない全楽曲での特徴量選択</b>	<b>27</b>
6.1	分析方法	27
6.2	分析結果	27
6.3	考察	27
<b>第7章</b>	<b>【分析4】特徴量 C Chords Histogram 3 のみでの分類</b>	<b>29</b>
7.1	分析方法	29
7.2	分析結果	29
7.3	考察	30
<b>第8章</b>	<b>結 論</b>	<b>31</b>
	参考文献	33

# 图 目 次



## 表 目 次

3.1	使用楽曲数	8
3.2	水樹奈々の楽曲と「PPPH」の有無 :「PPPH」有り, × :「PPPH」無し	9
3.3	アイドルマスターの楽曲と「PPPH」の有無 :「PPPH」有り, × :「PPPH」無し, 空欄:確認できなかったもの	10
3.4	音響特徴量	11
3.5	要約関数	12
3.6	使用する分類器	13
4.1	【分析1】全特徴量からフィルターアプローチによって選択された特徴量一覧	16
4.2	【分析1】全特徴量から選択された10特徴量による分類精度	16
5.1	【分析2】種類別に扱う特徴量	19
5.2	【分析2】水樹奈々楽曲のBL系, BPM系のラッパーアプローチによる特徴量選択の結果	21
5.3	【分析2】水樹奈々楽曲のHPCP, CHのラッパーアプローチによる特徴量選択の結果	22
5.4	【分析2】アイマス楽曲のBL系, BPM系のラッパーアプローチによる特徴量選択の結果	23
5.5	【分析2】アイマス楽曲のHPCP, CHのラッパーアプローチによる特徴量選択の結果	24



5.6	【分析 2】特徴量の種類別，セクション別に特徴量選択した場合の分類精度 . . . . .	25
6.1	【分析 3】全楽曲でのフィルターアプローチによる特徴量選択	28
7.1	【分析 4】特徴量 C Chords Histogram 3 のみでの分類 . . . .	30

# 第1章 序 論

研究の背景，目的，従来研究との違いなどを，過去の論文を引用しながら述べる．

## 1.1 本研究の背景

近年，アニメやアイドルはサブカルチャーとして人気である．アニメの声優やアイドルによるライブも活発に行われており，ライブやコンサートの総動員数は年々増えている [1]．また，近年では日本での盛り上がりを受け，海外でもライブやイベントが行われるなどしており，この人気は世界規模になりつつある [2][3]．声優やアイドルのライブにおいて，観客からアーティストへ向けた行動として，独特な動きやペンライトを振る動作，手拍子，掛け声等による合いの手が存在する．これらの合いの手は「コール」[4] や「オタ芸」[5] とも呼ばれ，近年のアニメ声優やアイドルのライブを盛り上げている要因の1つである．

こうした合いの手の一種に「PPPH」と呼ばれるものが存在する．「PPPH」は4/4拍子の楽曲をAメロ，Bメロ，サビのように分けたときのBメロにあたる部分で使われ，1拍表，2拍8分裏，3拍表に「パンパン」というリズムを入れたあと，4拍表で「ヒュー」と手を突き上げるパターンが一般的である．「オタ芸」は比較的新しい文化であり，また，現状ではサブカルチャーの中でしか注目されていないため，学術的な観点からの分析・考察があまりされてこなかった．そのため，ライブで行われる様々な合いの手に関しては社会学分野 [6][7] で挙げられる程度である．

## 1.2 本研究の目的

楽曲中の合いの手に関する特徴が分かれば、合いの手を入れて観客が能動的に働きかけ、観客とアーティストで相互に盛り上がる曲を作りやすくなることが期待できる。しかし、楽曲のテンポや曲調、サビの明るさや盛り上がり度合い等が「PPPH」の有無に関わってくるのではないかと推測することは可能だが、具体的にどのような特徴が影響しているのかは分からない。

そこで本研究では、合いの手が入る楽曲の特徴の分析の第一段階として、合いの手の一種である「PPPH」に着目する。「PPPH」を入れやすくなるために有用な特徴が存在していることを前提とし、その特徴を見つけることを目指す。「PPPH」の入る楽曲の特徴を分析することを目的とし、ライブで「PPPH」が入れられている楽曲と入れられていない楽曲の音響特徴量を分析し、多数の音響特徴量から特徴量選択によって選ばれた少数の特徴量を使って分類実験を行い、「PPPH」の有無を正しく識別できれば、その特徴量が「PPPH」の入れやすさに影響を与える特徴量であるという考えに基づいて、パターン認識的アプローチにより分析を行う。

## 1.3 本論文の構成

本論文は次の構成からなる。第2章では、ライブで行う合いの手、観客のイベントへの能動的な参加、音響特徴量に関する関連研究を述べる。第3章では、本研究で使用するデータの準備、特徴抽出方法、特徴量選択、分類の分析手法について述べる。第4章では、分析1の分析方法、分析結果、考察について述べる。第5章では、分析2の分析方法、分析結果、考察について述べる。第6章では、分析3の分析方法、分析結果、考察について述べる。第7章では、分析4の分析方法、分析結果、考察について述べる。第8章では、本研究の結論と今後の課題について述べる。

## 第2章 関連研究

ここでは関連する研究を紹介する．本研究へのアプローチを述べる．

### 2.1 ライブで行う合いの手

#### 2.1.1 アイドルコンテンツをきっかけとしたツーリズムに関する一考察 [6]

アイドルファンの活動としてライブやイベントの会場でのパフォーマンスのほかに，会場以外でブログ等を通じて活動情報を発信することを挙げており，この研究では，メディアで注目されにくい会場外での活動に着目してコンテンツツーリズムの枠組みで考察することを目的としている．冒頭で「オタ芸」がアイドルのファンを象徴する行為として認識され始めていることや，「オタ芸」の特集が組まれていることについて述べている．

### 2.2 観客のイベントへの能動的な参加

#### 2.2.1 能動的音楽鑑賞インタフェース [8]

この研究は，エンドユーザの音楽の聴き方をどのように豊かにできるか探求するアプローチの研究事例として，7種類のインタフェースを紹介している．研究の前提として，音楽の聴き方を豊かにするうえで「音楽との能動的なインタラクション」は音楽の作り手だけが可能な楽しみと考えられがちだが，生演奏された楽曲に対して観客は，拍手や手拍子，歓声等によって演奏者へ能動的に働きかけることがあると述べている．本研究で扱うライブにお

ける合いの手も、楽曲を聴いて受動的に楽しむだけではなく、アーティストに対しての能動的な働きかけであり、観客とアーティストが相互に楽しみを感じられる要因になり得ると考えられる。

### 2.2.2 観客によるオリンピック競技判定デバイス [9]

この研究は、観客がオリンピック競技のジャッジを行う目的で手に装着するデバイスを作成している。しかし、デバイスが複数の色で光ることによってジャッジを行う本来の目的だけでなく、観客個人、観客集団、観客全体と広がりを見せ、観客同士のコミュニケーションとして楽しむ人が多かった。これは、視覚的に変化を認識でき、国や言語の違いによる壁を感じることも無く、多くの観客が繋がることができたためだと考えられる。ライブにおけるペンライトやサイリウムを持ちながら行う合いの手もこの研究と同様に、視覚的な変化を認識しやすく一体感を得て共同作業として楽しむことができると考えられる。

## 2.3 音響特徴量

### 2.3.1 音響特徴量による音楽理解の可能性 [10]

この研究は、多数の音響特徴量の中から代表的なものを取り上げており、心理音響指標として研究されたものや音楽情報処理分野における音響特徴量等、どのように用いられてきたのかレビューし、それらの特徴量の今後の可能性についての展望を記述している。音楽情報に関する指標が否か等について直接的に述べており、本研究で用いる音響特徴量の一部に関して、音楽的な効果が記されている。

### 2.3.2 音楽的特徴に基づくメドレー曲の自動生成手法 [11]

この研究では、音楽的特徴を用いて複数の楽曲から人が聴いて違和感のないメドレーを自動生成する手法を提案している。メドレー曲の自動生成を滑らかにする音楽的な要素として和音、テンポ、音量、楽曲の盛り上がり度合い、楽曲の複雑さが影響すると述べ、楽曲の盛り上がり度合いを、どれだけ高音が含まれているかで表すとしている。また、これらの要素を調べるために特徴抽出部では、クロマベクトル、Beats Per Minute (BPM)、聴感上の音量、周波数重心、音程パワー分散を用いている。

## 2.4 本研究へのアプローチ

本研究では、「PPPH」が入る楽曲と入らない楽曲とでは、楽曲内容に音楽的な違いが存在すると考える。特に、テンポやコード進行等が関係していると仮定する。そこでBPM、コード進行を表す特徴、周波数重心を一部とした多数の特徴量から、有用な特徴量のみを選択し、選ばれた少数の特徴量を使って「PPPH」の有無を識別できれば、その特徴量が「PPPH」の入りやすさに影響を与える特徴量であるという考えに基づき、パターン認識的アプローチにより分析する。



## 第3章 分析手法

本研究では、多数の音響特徴量から特徴量選択によって選ばれた少数の特徴量を使って「PPPH」有りの楽曲と「PPPH」無しの楽曲を識別できれば、その特徴量が「PPPH」の入りやすさに影響を与える特徴量であるという考えに基づいて、パターン認識的アプローチにより分析を行う。本章では、使用する楽曲データの準備、特徴抽出方法、特徴量選択、分類について述べる。

### 3.1 データ準備

#### 3.1.1 楽曲データ

本研究では、表 3.1 の計 46 曲で分類実験を行う。楽曲ジャンルは J-POP で、ライブで合いの手が行われていて確認しやすい声優アーティストを対象とし、水樹奈々とアイドルマスターの 2 アーティストを選んだ。アイドルマスターに関しては作品の形式上、各楽曲に対して複数の声優が歌う可能性があるが、音声ではなく音楽の特徴をとるため、声優の違いを考慮せずまとめて 1 アーティストとした。

研究の背景で述べたように、一般的に「PPPH」が入るのは B メロにあたる部分である。しかし、「PPPH」が B メロに出てくるとはいえ、楽曲全体の曲調が影響している可能性もあるので、楽曲の前半のサビまでを 1 曲分のデータとして扱う。また、「PPPH」が入る前に「警報」[12] と呼ばれる合図を行うことがある。「PPPH」が入るときに必ず行われるわけではないが、「警報」が入るときは必ず「PPPH」が行われるため、「警報」の入る楽曲は「PPPH」を入れやすい。これらを考慮して、WAV ファイルを A (A メロ最後 2 小節を除く)、A' (A メロ最後 2 小節)、B (B メロ)、C (サビ) の 4 セクションに



分ける．デジタル・オーディオ・エディタの Audacity[13] を用い，歌詞が変わる部分ではなくメロディが変わる部分の小節単位でセクション分けを行う．

表 3.1: 使用楽曲数

	「PPPH」あり	「PPPH」なし
水樹奈々	11 曲	11 曲
アイドルマスター (アイマス)	12 曲	12 曲

### 3.1.2 「PPPH」の有無

楽曲中の「PPPH」の有無の判断には，水樹奈々の楽曲はライブの映像，アイドルマスターの楽曲はライブの映像とライブ開催時に有志のファンによって作成されたコール本 2 冊 [14][15]，コールを記載しているサイト [16] を利用した．ライブ映像は，複数公演分の映像を入手できたものに関しては複数の映像を比較し，公演によって「PPPH」の有無に違いがある場合は使用楽曲に含めないようにした．実際に使用した楽曲と「PPPH」の有無をアーティスト別に表 3.2, 表 3.3 に記す．

## 3.2 特徴抽出方法

音響特徴量の抽出には，オープンソースライブラリの音声音楽解析ツール Essentia[17] の musicextractor を用いた．4 つのセクションから表 3.4 の特徴量を抽出する．特徴量のうち Type I はフレームごとに抽出されるものなので，表 3.5 に示した 9 つの要約関数に従ってデータの特徴量を要約した数値で抽出する．特徴量は先頭にセクション名をつけてそれぞれ区別できるようにする．また，1 つの特徴に関して，36 次元の値が返ってくる場合は 36 個の特徴量が得られるものとする．各楽曲の A, A', B, C の 4 つのセクションからそれぞれ 479 個の特徴量を抽出し，特徴量を連ねて 1 曲分のデータにまとめ，合計で 1916 個の特徴量とした後にその他の楽曲と比較する．

表 3.2: 水樹奈々の楽曲と「PPPH」の有無

:「PPPH」有り, × :「PPPH」無し

曲名	ライブ
ETERNAL BLAZE	×
RUSH&DASH!	×
Inside of mind	×
SUPER GENERATION	
BRAVE PHOENIX	×
光	×
Astrogation	
COSMIC LOVE	×
Dancing in the velvet moon	×
空時計	×
SCARLET KNIGHT	
PHANTOM MINDS	
POP MASTER	
純潔パラドックス	
7COLORS	
DISCOTHEQUE	
POWER GATE	
Song Communication	×
Bring it on!	
Orchestral Fantasia	×
Take a chance	×
アオイイロ	

表 3.3: アイドルマスターの楽曲と「PPPH」の有無

:「PPPH」有り, × :「PPPH」無し, 空欄: 確認できなかったもの

曲名	有無	サイト	本1	本2	ライブ
魔法をかけて!					
ポジティブ!					
太陽のジェラシー	×	×	×		
おはよう!!朝ご飯	×	×	×		
Here we go!!	×	×	×		
キラメキラリ					
THE IDOLM@STER					
GO MY WAY!!					
shiny smile	×	×	×		×
The world is all one!!					
READY!!					
CHANGE!!!!					
自分 REST@RT					
First Stage	×		×		
神様の Birthday	×		×		
My Best Friend					
私はアイドル	×		×		
スタ トスタ	×			×	
Kosmos , Cosmos	×	×			
バレンタイン			×		
Do-Dai					
乙女よ大志を抱け!!	×	×		×	×
フラワーガール	×			×	
Brand New Day!!	×			×	×

表 3.4: 音響特徴量

	Type I	Type II
low-level	Spectral Centroid	Average Loudness
rhythm	Beats Loudness (BL)	Beats Count
	Beats Loudness Band Ratio (BLBR)	BPM
	BPM Histogram First Peak BPM (BH1PB)	Danceability
	BPM Histogram First Peak Spread (BH1PS)	Onset Rate
	BPM Histogram First Peak Weight (BH1PW)	
	BPM Histogram Second Peak BPM (BH2PB)	
	BPM Histogram Second Peak Spread (BH2PS)	
	BPM Histogram Second Peak Weight (BH2PW)	
tonal	Harmonic Pitch Class Profile (HPCP)	Chords Histogram (CH)

表 3.5: 要約関数

minimum (min)
maximum (max)
median
mean
mean of the derivative (dmean)
mean of the second derivative (dmean2)
variance (var)
variance of the derivative (dvar)
variance of the second derivative (dvar2)

### 3.3 特徴量選択

分類実験を行う前に、分類に有用な音響特徴量を残すために、特徴量選択で特徴量数を削減する。特徴量選択は、フィルターアプローチとラッパーアプローチ [18] の2種類のアプローチ方法で行う。フィルターアプローチは、評価値を特徴量ごとに算出し、閾値以上の特徴量を残す。ラッパーアプローチは、学習データの部分特徴量集合に対して分類器を用いて 5-fold cross validation を行い、分類精度が高い部分集合を得る。

本研究のフィルターアプローチによる特徴量選択は、属性検証: ReliefFAttributeEval, 検索方法: Ranker で行う。ReliefFAttributeEval は、Relief.F アルゴリズムによる属性評価を行うものである。ラッパーアプローチによる特徴量選択の手法は 5-fold cross validation で行う。

### 3.4 分類

分類と前節の特徴量選択には Weka [19] を用いる。Weka で属性選択と表記されたものを本稿では特徴量選択と表記している。分類の手法は特徴量選択と同様に 5-fold cross validation を用いる。また、分類には、表 3.6 の5つの

分類器を用いる。分類器を複数用いる理由は、特徴量選択の際に選ばれた音響特徴量を比較するためである。

表 3.6: 使用する分類器

BayesNet	ベイジアンネットワーク
NaiveBayes	単純ベイズ
RBFNetwork	RBF ネットワーク
IBk	記憶ベース推論
J4.8	決定木



## 第4章 【分析1】全特徴量から選 択された特徴量による分類

本章では【分析1】に関する分析方法、分析結果、考察について述べる。

### 4.1 分析方法

特徴量選択によって得た特徴量を上位いくつまで使うと分類精度が上がるか分析するために、各楽曲から全 1916 個の特徴量を抽出し、各アーティストの楽曲に対してフィルターアプローチによる特徴量選択で特徴量を上位 10 個に削減し、分類を行う。

### 4.2 分析結果

選ばれた特徴量を表 4.1 に示す。フィルターアプローチによる特徴量選択の結果、水樹奈々の楽曲については A' や C の HPCP、B の BPM 関連の特徴量が多く選ばれた。一方、アイドルマスターの楽曲に関しては、A' の BPM 関連の特徴量が多く選ばれた。Chords Histogram に関する特徴量は、水樹奈々の楽曲では 1 つ選ばれたものの、アイドルマスターの楽曲では選ばれなかった。low-level の特徴量については 1 つも選ばれなかった。

上位 10 個の特徴量を用いて分類を行った結果を表 4.2 に示す。IBk において水樹奈々の楽曲で 91%、アイドルマスターの楽曲で 83% の分類精度が実現されており、データが少数でありながらも「PPPH」の有無を高い精度で分類できていることが分かる。



表 4.1: 【分析1】全特徴量からフィルターアプローチによって選択された特徴量一覧

ランク	水樹奈々	アイマス
1	A' HPCP dvar2 33	A' BPM
2	C CH 3	A' HPCP dvar2 29
3	A' HPCP dvar 33	A' BLBR median 5
4	B BH1PS min	A' BH1PB min
5	B BH1PS median	A' BH1PB mean
6	B BH1PS max	A' BH1PB max
7	B BH1PS mean	A' BH1PB median
8	B HPCP median 18	A' BLBR mean 5
9	C HPCP min 10	B BLBR dmean 6
10	C HPCP var 10	C HPCP mean 6

表 4.2: 【分析1】全特徴量から選択された10特徴量による分類精度

分類器	水樹奈々	アイマス
BayesNet	73%	75%
NaiveBayes	82%	70%
RBFNetwork	91%	70%
IBk	91%	83%
J4.8	73%	67%

### 4.3 考察

水樹奈々の楽曲の分類において特徴量を10個まで削減して分類したときに高い分類精度が得られたのは、1個でも高い分類精度を得られる特徴量があったと考えられ、その結果、分類に余計な特徴量が少なくなったことが影響したと考えられる。アイドルマスターの楽曲では、1個で高い精度を得られる特徴量が無かったため、20個まで削減したときや、30個まで削減したと

きのほうが高い分類精度になったと予想される。

それぞれのアーティストで A の特徴量が選ばれなかったが、A' と B が選ばれたことは、A' は 3.1 節で述べた「PPPH」に入る前の合図「警報」が入ることがあり、B には「PPPH」自体が入る等、「PPPH」と直接的な関係があるため妥当だと言える。1.2 節でサビの明るさや盛り上がり度合い等が「PPPH」の有無に関わってくるのではないかという推測を述べたが、特徴量選択で C の特徴量が複数含まれていることから、サビが「PPPH」の有無に影響していることが考えられる。

複数の分類器の中で IBk による分類精度が一番高くなったのは、IBk は一部のデータのみを使う局所的な推測なので、外れ値の影響を受けにくいという特徴 [20][21] があるため、限られた楽曲数でも高い精度で分類することが可能だったと推測できる。



## 第5章 【分析2】特徴量の種類別， セクション別の検討

【分析1】でA'やB，Cから抽出したBeats Loudness，BPM，Harmonic Pitch Class Profile，Chords Histogramに関する特徴量が多く選ばれたことが分かった．そこで，これらの特徴量を種別ごとに用いて特徴量選択・分類を行うことで，どのような特徴量が分類に有効か調査する．

### 5.1 分析方法

表 5.1 に示した，Beats Loudness，BPM，Harmonic Pitch Class Profile，Chords Histogram に関する特徴量を種別ごとに用いる．特徴量の種類ごとにラッパーアプローチで特徴量を絞り込んだ上で，5-fold cross validation により分類する．分類器には【分析1】でどちらのアーティストでも高い分類精度を得られた IBk のみを用いる．

表 5.1: 【分析2】種類別に扱う特徴量

BL系	BL	BLBR
BPM系	BH1PB	BH1PS
	BH1PW	BH2PB
	BH2PS	BH2PW
	BPM	
HPCP	HPCP	
CH	CH	

## 5.2 分析結果

ラッパーアプローチによる特徴量選択で得られた特徴量のうち，水樹奈々の楽曲で得られた特徴量を表 5.2，表 5.3，アイドルマスターの楽曲で得られた特徴量を表 5.4，表 5.5 に示す．また，これらの特徴量を用いて分類した結果を表 5.6 に示す．表 5.6 において，たとえば左上の「59%」は，A' から Beats Loudness 系の特徴量のみを抽出し，そこからラッパーアプローチで特徴量を絞り込んだ上で分類した結果である．Chords Histogram の特徴量での分類は，水樹奈々の楽曲の B と C において 82%，アイドルマスターの楽曲は 79% と高い分類精度を得られた．また，アイドルマスターの楽曲では Beats Loudness 系の特徴量も A' が 83%，B が 71% と比較的高い分類精度だった．

## 5.3 考察

表 5.6 から，水樹奈々の楽曲において B, C の Chords Histogram が「PPPH」の有無の分類に効果的であることが分かる．実際に水樹奈々の「PPPH」が用いられる楽曲を聴いてみると，B が II-V や IV-V で始まる場合が多い．こういった特徴が反映されたものと考えられる．

アイドルマスターでは，A' の Chords Histogram を用いたときに 79% の分類精度であったのは，A' は「警報」を入れる箇所であり「警報」はトニックコードで和声的に解決したときの方が入れやすいと予想されるため，そういった傾向が要因で A' の Chords Histogram が効果的だった可能性がある．

アイドルマスターでは，A' および B における Beats Loudness も分類精度が比較的高い．「PPPH」有りの楽曲は B における Beats Loudness の max が「PPPH」無しの楽曲より低いものが多かった．実際に聴いてみると，確かに Beats Loudness の値が低い曲のほうが「PPPH」有りの印象を受けやすかった．B と C の Beats Loudness の差を調べると，差が 0.01 以下のときは 9 曲中 7 曲が「PPPH」有りだった．B と C の Beats Loudness の差が小さいほうが「PPPH」が入りやすい可能性がある．

表 5.2: 【分析 2】水樹奈々楽曲の BL 系, BPM 系のラッパーアプローチによる特徴量選択の結果

	A'	B	C
BL 系	BL dvar	BL max	BL dvar2
	BL var	BLBR dvar2 2	BL median
	BLBR dmean 1	BLBR mean 2	BL min
	BLBR dmean 2	BLBR median 3	BLBR dmean2 2
	BLBR dmean 5	BLBR min 6	BLBR dvar2 1
	BLBR dmean 6	BLBR var 1	BLBR dvar2 3
	BLBR dvar 3	BLBR var 3	BLBR dvar2 5
	BLBR dvar2 5		BLBR median 1
	BLBR dvar2 6		
	BLBR max 3		
	BLBR median 4		
	BLBR min 1		
	BLBR min 4		
BPM 系	BPM	BPM	BPM
	BH1PB max	BH1PB max	BH1PB max
	BH1PS max	BH1PB mean	BH2PB max
		BH1PB median	BH2PS max
		BH1PW max	
		BH2PB max	

表 5.3: 【分析 2】水樹奈々楽曲の HPCP，CH のラッパーアプローチによる特徴量選択の結果

	A'	B	C
HPCP	HPCP dmean 1	HPCP dmean 9	HPCP dmean 20
	HPCP dmean 29	HPCP dmean2 9	HPCP dmean 22
	HPCP dmean 31	HPCP dvar2 25	HPCP dmean 26
	HPCP dmean 35	HPCP max 6	HPCP dmean2 20
	HPCP dvar 33	HPCP mean 6	HPCP dmean2 32
	HPCP dvar 36	HPCP mean 24	HPCP dvar 16
	HPCP dvar2 8	HPCP median 1	HPCP mean 7
	HPCP dvar2 33	HPCP median 18	HPCP mean 22
	HPCP max 2	HPCP median 20	HPCP var 16
	HPCP max 3	HPCP var 24	
	HPCP max 9		
	HPCP mean 17		
	HPCP min 4		
CH	CH 1	CH 3	CH 3
	CH 2	CH 4	CH 10
	CH 4	CH 5	CH 13
	CH 8	CH 7	CH 16
	CH 20	CH 8	
	CH 21	CH 11	
	CH 22	CH 13	
	CH 23	CH 19	
		CH 21	
		CH 24	

表 5.4: 【分析 2】アイマス楽曲の BL 系, BPM 系のラッパーアプローチによる特徴量選択の結果

	A'	B	C
BL 系	BLBR dmean 2	BL dvar2	BL dmean2
	BLBR dmean 5	BL max	BLBR dmean 2
	BLBR dvar 3	BLBR dmean 4	BLBR dmean2 2
	BLBR dvar 6	BLBR dmean 6	BLBR dvar 5
	BLBR max 5	BLBR max 3	BLBR min 3
	BLBR mean 5	BLBR mean 1	BLBR min 4
	BLBR min 2	BLBR mean 6	
	BLBR var 5		
	BLBR var 6		
BPM 系	BPM	BPM	BH1PB max
	BH1PS max	BH1PB max	BH1PW max
	BH1PS mean	BH1PS max	BH2PB max
	BH1PS median	BH1PW max	BH2PW max
	BH2PB max	BH1PW mean	BH2PW mean
	BH2PW max	BH2PB max	BH2PW median
		BH2PS max	
		BH2PW max	



表 5.5: 【分析 2】アイマス楽曲の HPCP，CH のラッパーアプローチによる特徴量選択の結果

	A'	B	C
HPCP	HPCP dmean 9	HPCP dmean 18	HPCP dmean 7
	HPCP dvar 24	HPCP dmean2 20	HPCP dmean 10
	HPCP dvar 25	HPCP dvar 32	HPCP dvar 19
	HPCP dvar2 18	HPCP dvar2 7	HPCP dvar2 1
	HPCP dvar2 24	HPCP max 20	HPCP max 27
	HPCP max 6	HPCP max 33	HPCP max 29
	HPCP max 11	HPCP mean 25	HPCP mean 6
	HPCP max 16	HPCP min 4	HPCP median 22
	HPCP max 23	HPCP min 13	HPCP min 9
	HPCP max 26	HPCP var 2	HPCP min 19
	HPCP mean 36		HPCP var 3
	HPCP min 11		
CH	CH 1	CH 2	CH 4
	CH 3	CH 3	CH 7
	CH 7	CH 5	CH 10
	CH 17	CH 6	CH 12
	CH 20	CH 8	CH 17
	CH 23	CH 9	CH 20
	CH 24	CH 14	CH 22
		CH 16	CH 24
		CH 20	
	CH 21		

表 5.6: 【分析 2】特徴量の種類別, セクション別の特徴量選択した場合の分類精度

特徴量集合	水樹奈々			アイマス		
	A'	B	C	A'	B	C
BL 系	59%	41%	55%	83%	71%	46%
BPM 系	73%	64%	55%	58%	67%	67%
HPCP	77%	73%	41%	63%	63%	71%
CH	64%	82%	82%	79%	63%	70%

BPM 系についても, BPM が速すぎたり遅すぎたりすると「PPPH」を入れるのが難しいことに鑑みると, BPM を用いて一定の精度で分類できるのは妥当であると考えられる。実際に, 水樹奈々の楽曲の B において BPM のみを用いて J4.8 で分類してみると 77% の分類精度があった。速いほうは 140.04 より高ければ「PPPH」有りとして分類され, 7 曲全てが正しかった。また, 遅いほうは 98.64 以下なら「PPPH」無しとして分類され, 7 曲中 5 曲は正しかった。



## 第6章 【分析3】アーティスト差を 考慮しない全楽曲での特徴 量選択

【分析1】【分析2】とは異なり，アーティスト差を考慮しない全楽曲に対してフィルターアプローチによる特徴量選択を行う．

### 6.1 分析方法

水樹奈々の楽曲 22 曲と，アイドルマスターの楽曲 24 曲を合わせた合計 46 曲でフィルターアプローチによる特徴量選択を行う．

### 6.2 分析結果

アーティスト差を考慮せず全楽曲に対して行ったフィルターアプローチによる特徴量選択の上位 10 個の特徴量までを表 6.1 に示した．セクションが A' と B の特徴量が多く選ばれたが，1 位には C の Chords Histogram 3 が選ばれた．また，上位 10 個の特徴量のうち 8 つが BPM Histogram First Peak Spread だった．セクションが A の特徴量は 1 つも選ばれなかった．

### 6.3 考察

フィルターアプローチによる特徴量選択のランクが 1 位だった C Chords Histogram 3 は，ドミナントコードを表しており，コード進行でトニックコー

表 6.1: 【分析3】全楽曲でのフィルターアプローチによる特徴量選択

ランク	属性名
1	C Chords Histogram 3
2	A' BPM Histogram First Peak Spread min
3	A' BPM Histogram First Peak Spread mean
4	A' BPM Histogram First Peak Spread median
5	A' BPM Histogram First Peak Spread max
6	B BPM Histogram First Peak Spread median
7	B BPM Histogram First Peak Spread mean
8	B BPM Histogram First Peak Spread min
9	B BPM Histogram First Peak Spread max
10	A' HPCP dvar2 1

ドと並んで頻繁に使用されるため、分類に強く影響するため選ばれたと考えられる。Chords Histogram は【分析2】においても高い分類精度を得られていた。

## 第7章 【分析4】特徴量 C Chords Histogram 3のみでの分類

C Chords Histogram 3 は【分析1】の水樹奈々の楽曲におけるフィルターアプローチによる特徴量選択のランクが2位で、【分析3】のアーティストを分けない全楽曲におけるフィルターアプローチによる特徴量選択のランクが1位だった。そこで、C Chords Histogram 3のみを特徴量として用いて分類する。

### 7.1 分析方法

特徴量を C Chords Histogram 3 のみに絞り、水樹奈々、アイドルマスター、全楽曲の3つで分類する。分類器には BayesNet、NaiveBayes、RBFNetwork、IBk、J4.8 の5つを用いる。

### 7.2 分析結果

結果を表 7.1 に示した。全ての分類器において水樹奈々の楽曲では平均的に高い分類精度で、特に高かった RBFNetwork では91%だった。また、全楽曲では70%以上の分類精度が得られた。しかし、アイドルマスターの楽曲では5割を切るものもあり、どの分類器でも分類精度は低かった。

表 7.1: 【分析4】特徴量 C Chords Histogram 3 のみでの分類

	BayesNet	NaiveBayes	RBFNetwork	IBk	J4.8
水樹奈々	86%	77%	91%	82%	77%
アイマス	42%	50%	54%	42%	38%
全楽曲	76%	70%	78%	76%	76%

### 7.3 考察

C Chords Histogram 3 のみで分類したとき、水樹奈々の楽曲は分類精度が高かった。水樹奈々の場合、「PPPH」有りの楽曲はサビのコード進行がシンプルなものが多い【分析3】でも述べたように、C Chords Histogram 3 はドミナントコードを表しており、シンプルなコード進行ほど、このコードの出現割合は高くなると考えられる。そのため、この特徴量が「PPPH」の有無の分類に影響したと考えられる。水樹奈々の楽曲の分類精度の高さに対して、アイドルマスターの分類精度が低かった要因としては、水樹奈々の楽曲に比べてアイドルマスターの楽曲はコード進行が複雑で、トニックコードやドミナントコード以外のコードも頻繁に使用されたことが影響したと考えられる。

アーティスト別と合計どちらも IBk の分類精度が一番高かったことは【分析1】と同様に少ないデータでの局所的な推測ができることが影響していると考えられる。

## 第8章 結 論

本稿では、合いの手が入る楽曲の特徴の分析の第一段階として「PPPH」が入られている楽曲と入れられていない楽曲の音響特徴量を分析し、パターン認識的アプローチで高精度に分類できるか調査した。分類実験には、実際にライブで「PPPH」が行われている水樹奈々とアイドルマスターの楽曲を、各楽曲を A, A', B, C の 4 つのセクションに分けて使用した。

分析 1 では、1916 個全ての特徴量を用いてフィルターアプローチによる特徴量選択を行ったところ、上位には BPM 系の特徴量が多く選ばれた。BPM 系の特徴量が多く選ばれていたことから、楽曲のテンポに関する特徴量が分類に影響している可能性が高いということが分かった。また、水樹奈々の楽曲では、HPCP や Chords Histogram も選ばれ、ハーモニーに関する特徴量も影響している可能性が高いということが分かった。フィルターアプローチによる特徴量選択の上位 10 個の特徴量を用いて分類を行ったところ、分類器に IBk を使用したとき、どちらのアーティストでも 80% 以上の分類精度が実現された。データが少数でありながらも「PPPH」の有無を高い精度で分類できたことから、これらの特徴量に楽曲の「PPPH」の有無の判別に影響する特徴量が含まれている可能性が高いことが分かった。セクションを確認すると、上位 10 個の特徴量までには A' と B の特徴量が多く選ばれ、A の特徴量は 1 つも選ばれなかったことから、楽曲の A にあたる部分は「PPPH」の有無には影響しづらい可能性があることが分かった。

分析 2 では、全特徴量からフィルターアプローチによって選ばれた特徴量より、影響が強いと考えられる特徴量を種類ごとに用いて分類した。種類ごとの特徴量集合から、ラッパーアプローチによる特徴量選択で得られた特徴量のみを用いて分類した結果、Chords Histogram の特徴量での分類は、水樹



奈々の楽曲の B と C において 82%、アイドルマスターの楽曲は 79%と高い分類精度を得られた。よって、水樹奈々の楽曲とアイドルマスターの楽曲では、コード進行や和音の判定等のハーモニーに関係する特徴量である Chords Histogram が分類に効果的であることが分かった。

分析 3 では、アーティスト差を考慮せず全楽曲に対してフィルターアプローチによる特徴量選択を行った。上位 10 個の特徴量のうち 8 個が BPM 系の特徴量だったが、1 位には C Chords Histogram 3 が選ばれた。これまでの分析と合わせると、Chords Histogram が「PPPH」の有無の分類に効果的である可能性が高いと分かった。セクションを確認すると、分析 1 と同様に上位 10 個の特徴量までには A' と B の特徴量が多く選ばれ、A の特徴量は 1 つも選ばれなかったことから、楽曲の A にあたる部分は「PPPH」の有無には影響しづらいことが分かった。

分析 4 では、サビのドミナントコードを表す C Chords Histogram 3 のみに特徴量を絞り、水樹奈々の楽曲、アイドルマスターの楽曲、全楽曲で分類した。水樹奈々の楽曲では常に 77%以上の高い分類精度を得られ、全楽曲でも 70%以上の分類精度を得られた。アイドルマスターの楽曲では 50%を切るものもあり、どの分類器でも高い分類精度とは言えなかった。このことから、アーティストによって影響してくる特徴量に多少の差があるため、アーティスト別で特徴量を 1 つに絞ると低い分類精度になる可能性があることが分かった。しかし、全楽曲では安定した分類精度を得られていることから、サビのドミナントコードが「PPPH」の有無の分類に効果的であることが分かった。

アーティスト数や各アーティストの楽曲数が少なく、一般性のある結論とは言いがたいため、今後の課題は、アーティスト数や楽曲数を増やして調査を継続するとともに、得られた特徴量の音楽学的な解釈をより深めていくことである。また、本研究は合いの手が入る楽曲の特徴の分析の第一段階であるため、今後は「PPPH」以外の合いの手の特徴にも着目した研究が行われていくことを期待する。

## 参考文献

- [1] 一般社団法人 コンサートプロモーターズ協会 基礎調査推移表,  
<http://www.acpc.or.jp/marketing/transition/stagepeople.php>
- [2] Anime Expo, <http://www.anime-expo.org/>
- [3] Anisong World Matsuri, <http://anisongworldmatsuri.com/>
- [4] 雑学報知, <http://binan-hochi.org/post-3389-3389>
- [5] 実用日本語表現辞典, [http://www.practical-japanese.com/2012/04/blog-post\\_3225.html](http://www.practical-japanese.com/2012/04/blog-post_3225.html)
- [6] 村木 伊織: “アイドルコンテンツをきっかけとしたツーリズムに関する一考察”, 北海道大学大学院国際広報メディア・観光学院院生論集, 8, pp. 82–87, 2012.
- [7] 岡本 健: “コンテンツツーリズムにおける地域からの情報発信とその流通: 『らきすた』聖地「鷲宮」と『けいおん!』聖地「豊郷」の比較から”, 観光・余暇関係諸学会共同大会学術論文集, 3, pp. 37–44, 2011.
- [8] 後藤 真孝: “音楽音響信号理解に基づく能動的音楽鑑賞インタフェース”, 情報処理学会研究報告音楽情報科学 (MUS), 2007, 37(2007-MUS-070), pp. 59–66, 2007.
- [9] Christopher Drackett, Victoria Fong, Judy Ko, Saki Tanaka, Salma Ting: “Global Garden: A Vision of the Universal Scoring Device”, *CHI EA '04 CHI '04 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1646–1650, 2004.

- [10] 山田 真司, 三浦 雅展: “音楽情報処理で用いられる音響パラメータによる音楽理解の可能性”, 日本音響学会誌, 70, 8, pp. 440–445, 2014.
- [11] 岡村 亮一, 大野 将樹, 沼尾 雅之: ”音楽的特徴に基づくメドレー曲の自動生成手法”, FIT2012 第 11 回情報科学技術フォーラム, 2, pp. 15–21, 2012.
- [12] 声 優 ラ イ ブ に お け る テ ン プ レ コ ー ル  
<http://hahirusan.hatenablog.com/entry/2016/03/09/014840>
- [13] Audacity <http://www.audacityteam.org/>
- [14] りゅん , Go to the NEW STAGE! THE IDOLM@STER 3rd ANNIVERSARY LIVE 開催記念コールブック, アイマスコール作成部, 2008.
- [15] りゅん , THE IDOLM@STER MUSIC FESTIV@L OF WINTER & 「アイドルマスターシンデレラガールズ『デレラジ』」スペシャルステージ 応援用コールブック, アイマスコール作成部, 2013.
- [16] ア イ ド ル マ ス タ ー      オ ン ラ イ ン コ ー ル ガ イ ド  
<http://kuwane.tomangan.org/imascalls/>
- [17] Essentia <http://essentia.upf.edu/documentation/>
- [18] Hall, M. A. and Smith, L. A.: “Feature Selection for Machine Learning: Comparing a Correlation-Based Filter Approach to the Wrapper.”, *Proc. of AAAI-99*, 1999.
- [19] Weka <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>
- [20] Cover, T. and Hart, H.: “Nearest neighbor pattern classification.”, *IEEE Trans. Inf. Theory*, IT-13, No.1, pp.1–27, 1967.
- [21] k 近傍法 <http://heartland.geocities.jp/ecodata222/ed/edj1-3-5.html>

## 謝 辞

本論文を作成するにあたり、北原鉄朗准教授から丁寧かつ熱心なご指導を賜りました。声優やアイドルといった普段研究なされていない分野で、興味を持ちにくい内容であったため、研究の進め方のアドバイスをするのは大変だったと感じますが、自分だけでは気づかない部分が多々あり、議論によって得られるものが非常に多くありました。また、音楽関係の用語や理論に関して全くの素人だった私に、少しでも伝わるようにと最大限に簡易な言葉で分かりやすく説明していただきました。心より感謝申し上げます。

北原研究室の先輩である大野涼平さんには、研究の進め方や改善点等、誰よりも熱心にアドバイスしていただきました。ご自身の研究が忙しいときでも、後輩のためならばと長い時間をかけて、理解できるまで丁寧に説明してくださいました。研究で行き詰まり何度も挫けそうになりましたが、大野さんの研究に対する誰よりも前向きで誰よりも真摯な姿勢を見て、自分もまだまだ頑張れる、もっと楽しみながら研究をしようと前向きな気持ちになることができました。また、研究のみならず生活面においても面倒見よくしてください、雑談をしたり一緒に食事をしたりすることで気晴らしができ、より一層研究に打ち込むことができました。心より感謝申し上げます。

また、北原研究室の同学年の松下禎希氏は、毎日共に研究に励み、共に成長しました。研究で行き詰まったときの相談相手にもなっていただきました。深く感謝致します。