

# 深層学習分類モデルを用いた J-POPにおける発声法の推移の分析

菅野 翔平<sup>1,a)</sup> 片寄 晴弘<sup>2,b)</sup>

**概要:**近年、男性ボーカルのポップス楽曲の歌唱が難しくなっているとされており、主要因にはメロディの音高の上昇や発声法の変化が考えられる。しかしながら、発声法が変化しているか学術的に調査した論文は無く、実施するには膨大なデータの収集・分析が必要となる。本稿では、既存楽曲からデータセットを独自に作成、多様化している発声法を分類するシステムの提案を行い、発声法の分類手法を自動化することで上記の課題に対してアプローチする。ヒットチャートに対してそのシステムを活用することで、著者の先行研究で部分的に行われていた発声法の推移の状況について網羅的に調査し、J-POP史における発声法の変化と年々上昇していると言われているメロディ音高の関係について分析する。

## 1. はじめに

カラオケなどアマチュアが歌を歌う機会において、最近のポピュラー音楽が歌いにくくなっていると指摘する声を聞くことが少なくない。ここ数年間の男性ボーカルのポップス楽曲では高音域で歌唱することが多くなったと言われ、歌唱が難しくなった主要因の一つとして考えられる。また一方で、地声・裏声の他にミックスボイスと呼ばれる発声法がプロの中で使用されるようになった。この発声法は、地声から裏声まで声の切れ目なく橋渡しするテクニックであり、高音域を喉の負担を抑えて発声することが可能である。メディアの中でもミックスボイスが紹介されるようになったが、この発声法に対して調査した文献は未だ少ないというのが現状であり、詳細な分析が求められている。著者の先行研究では、現在のアーティストの発声法が徐々にミックスボイスに変化していると仮説を立て、メロディの音高上昇の現状と発声法の変化について調査を進めてきたが、手作業によるアノテーション手法では楽曲数を確保できず、膨大なデータを調査することは困難という問題点があった。

本稿では、既存楽曲からデータセットを独自に作成、様々な発声法を自動分類するシステムを作成することで課題に対してアプローチする。そのシステムを活用し年代ごとにJ-POPの歌声を分類することで、発声法の推移の状況について網羅的に調査する。また最終的な展望として、システ

ムを用いてカラオケの採点技術の多様化等の応用に繋げることを目標に本研究を進める。

## 2. 関連研究

本研究に取り組む際に、各発声法についての位置づけ、またミックスボイスという発声法について調査する必要がある。この発声法が既存の発声法と異なる性質を持つと示した研究にLeeら [1] の論文が挙げられる。この研究では、ハイスピードカメラを用いた咽頭の撮影・音響学・空気力学等の多方面の視点から、声区間（胸声、ミックス、ファルセット）の声帯振動の性質を分析、混合音域の発声の音響的・空気力学的特性を明らかにしている。結果として、混合音域は明確な発声メカニズムを持ち、胸声やファルセットとは、知覚的・音響的に異なることを示した。この研究から、ミックスボイスは地声、裏声とは別の発声法として区別する必要がある。

次に、歌唱テクニックを分析した研究に山本らの論文 [2] が挙げられる。この研究では、ポピュラー音楽における歌手の個性を構成する要素の一つである歌唱テクニックに着目し、ポピュラー音楽において既存の歌手の歌い方を、別のプロ歌手が学術目的で模倣した歌声を用いて、歌唱テクニックの頻度と特徴、生起箇所について分析を行った。結果として、様々な歌唱テクニックを網羅的に分析し、楽譜情報と対応付けたことでその特性を部分的に明らかにした。この研究ではビブラートなどの歌唱テクニックについて検討しているが、ミックスボイス等の発声法に関しては検討がなされていない。

<sup>1</sup> 関西学院大学理工学研究科

<sup>2</sup> 関西学院大学

a) hav15562@kwansei.ac.jp

b) katayose@kwansei.ac.jp

### 3. 本研究のアプローチ

本研究で作成するシステムに求められる要件として、仮説に挙げたミックスボイスの他に、地声、裏声、裏声を使わず地声を張り上げて発声するプルの4クラスを判別できるようにする。関連研究をもとに本稿では、声帯が伸びずに閉じた状態で発声された声を地声、声帯が伸びて開いた状態で発声された声を裏声、声帯を完全に閉めず喉の負担が少ない状態で発声された声をミックスボイス、喉の負担が大きく張り上げる地声をプルと定義し進める。分類システムの作成にあたって、発声法を判別する深層学習モデルの作成と、そのモデルの学習に必要なデータセット制作の大きく二つの工程からアプローチする。図1にシステムの全体図を示す。

分類モデルの作成にあたり山本ら [3] の研究で、深層学習を用いた手法が提案されており、本研究でもその手法に倣いCNNベースの深層学習を用いたモデルでの分類を行う。

データセット作成において、本研究に適した発声法ごとにラベルづけされたデータセットが存在しないため、独自で用意する必要がある。そのため、50クラスの環境音を2000ファイル収録したデータセットESC-50[4]を参考にデータセットを作成する。その際、教師データとして音声データとメタデータを紐づける必要があるため、筆者が音声データを試聴し、各発声法でアノテーションを行う。

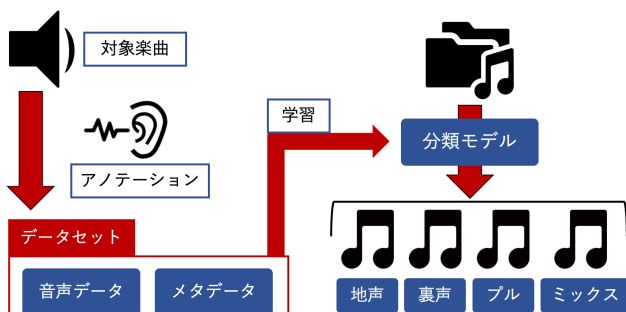


図1 システムの概要図

## 4. システムの実装

### 4.1 データセットの作成手順

#### 4.1.1 音声データ

本稿では、J-POPのヒットソング全312曲を使用しデータセットを作成する。使用した楽曲のリストを付録に示す。なお対象楽曲は性別による音域、声質の差を無くすため男性ボーカルのみ限定し、フルサイズの音声をデータとして使用する。

音声データの前処理として、音源には一般にボーカル音以外にピアノやストリングス、ドラム等の伴奏音が含まれている。本システムで必要となるのはボーカル音のみ

であり、その妨げとなる伴奏音を排除する方法として、今回はfacebookresearchが公開している音源分離ライブラリDemucs[5]を使用する。Demucsでは非常に高い精度でボーカル音や楽器音の抽出が可能であり、前処理に利用することでデータセットの音声データの精度向上が見込める。

次に、発声法のラベルづけを行う長さとして最適だと考えられる1秒の長さ、分離したボーカル音をカットしデータセットの音声データとする。それらの音声データをPythonのlibrosaからメルスペクトログラムに変換し、深層学習の入力データとして利用する。

#### 4.1.2 メタデータ

4.1.1節で述べた、対象楽曲のフルサイズの音声データを1秒のクリップに分割した結果、合計で69668の音声クリップを収集した。ボーカル抽出した音声データの中には、コーラスやユニゾンなど歌声が重なっている音声も存在するため、3章で述べた4種類の発声法に加えて、コーラスのラベルを追加した合計5種類でアノテーションを行う。この音声クリップは前処理後のボーカルの抽出音のみで構成されているため、筆者の耳でもアノテーションが可能である。CSVファイルでデータセットのメタデータを作成し、後述する深層学習モデルの学習の正解ラベルとして活用する。音声クリップにアノテーションを実施した結果、地声、ミックスボイス、裏声、プル、コーラスの順に[26417, 785, 297, 1251, 25482]の有声クリップを得た。アノテーションを実施する中で、地声かミックスボイスか判別しづらいなどのラベルの付与に迷うもの、ノイズが多く音声データとして不適切なもの、楽器音を誤って抽出しているもの、1秒の中で歌声音が極端に短いものを省いているため、69668クリップの中で合計54232を有効クリップとしデータセットに使用する。

## 4.2 深層学習モデル

### 4.2.1 モデルの構成

本研究では、山本らの論文[3]を参考にCNNベースのモデルを3種類構築し、それぞれの精度の比較検討を行う。今回使用するモデルとして、PyTorchで提供されているVGG[6]、ResNet[7]、ConvNet[8]を比較する。これらのモデルはCNNベースのモデルの中でも、一般的に転移学習などにも幅広く活用されており性能を期待できるモデルである。損失関数に多クラス分類で多用される交差エントロピー誤差、最適化関数にAdamを用いて学習を行い、他のハイパーパラメータの値は同じ条件で比較を行う。

本稿で作成したデータセットは、クラスによってサンプル数のばらつきが多い不均衡データであるため、正確な評価を得るためにアンダーサンプリングを実施する必要がある。訓練データとテストデータを7:3に分割し、地声、ミックスボイス、裏声、プル、コーラスの各クラスのサンプル数を、訓練データでは[4380, 549, 208, 876, 4380]の合

計 10393 クリップ, テストデータでは [375, 236, 89, 375, 375] の合計 1450 クリップにアンダーサンプリングしワールドアウト法を用いて検証する. 評価指標として, 正解率, 適合率, 再現率, F 値から各モデルの精度比較を行う.

#### 4.2.2 分類モデルの性能評価

5 クラス分類を行い, モデル別に精度を比較した結果を表 1 に示す. 3 種類のモデルの層の深さを変えたものをそれぞれ 2 つ用意したため, 合計 6 種類のモデルで比較している. 結果として, 全ての項目において最も高い値を出しているのは VGG16 のモデルであった. VGG16 は今回比較したモデルの中でも, 一番層が浅くシンプルなモデルであり, 単純な構造のモデルほど性能が出やすくなると考えられる. 本研究では後述する J-POP 楽曲に対して, 最も精度の出た VGG16 モデルを採用し分類を行うことで, 年代ごとの発声法の推移について網羅的に調査する.

表 1 モデル別の性能比較実験

	Accuracy	Precision	Recall	F1
VGG16	0.955	0.964	0.965	0.964
VGG19	0.953	0.961	0.963	0.962
ResNet34	0.926	0.934	0.931	0.932
ResNet152	0.917	0.932	0.928	0.930
ConvNext tiny	0.921	0.937	0.939	0.939
ConvNext base	0.930	0.942	0.946	0.943

## 5. メロディ音高と発声法の推移の調査

### 5.1 調査のアプローチ

前章で述べたモデルを使用し, J-POP の楽曲に対して発声法の推移の調査, またメロディ音高の推移について分析する. 年代ごとの楽曲の傾向を分析するためには, その年を代表するヒットチャートを対象にする必要がある. そこで, 本研究ではヒットチャートの一つの指標として考えられる CD 売り上げランキングをもとに, 分析対象となる楽曲を選定する. 対象とする年は, CD 売り上げランキングのデータが 100 位まで残っている 1971 年からとする.

本来ならば, 同じ指標で最新の楽曲までを調査すべきであるが, 横山らの研究 [9] より, 2008 年頃から CD に付属するおまけの影響が大きくなったため, CD の売り上げランキングがヒットチャートの指標として不適切になりつつあると述べられている. その理由から本研究では, CD 売り上げランキングを使用する楽曲は 2007 年までとし, 2008 年から 2021 年までを別の指標として「Billboard JAPAN Hot 100 Year End」[10] を用いる. Billboard では, CD セールス以外にダウンロード, ストリーミング, カラオケなどの計 8 種類のデータからランキング付けを行っており, 総合的なデータからヒットチャートを確認できる.

そのため本稿では, CD 売り上げランキングと Billboard ランキングの二つの指標から男性ボーカルの楽曲を 1 年ご

とに 30 曲選曲し, 発声法とメロディ音高の視点から調査を行う. 51 年間で 30 曲ずつ収集した対象楽曲合計 1530 曲のリストを付録に掲載する. 選曲の基準としてランキングの上位のものを優先し対象としているが, ヒットソングの中には年をまたいでランクインしている楽曲も多くあり, その場合はできる限り楽曲が重複しないよう選曲した.

この対象楽曲に対して, メロディの音高上昇の状況, また 4 章で作成したシステムを利用し発声法の推移の調査を行うことで, 冒頭に述べた仮説の検証を行う.

### 5.2 メロディ音高の調査

本節では, 対象楽曲に対してピッチ推定手法を使用し, 年代ごとのメロディ音高の状況について調査を行う. メロディのピッチを取得するために, 本研究では Cheveigne らの YIN アルゴリズム [11] を使用した基本周波数の推定手法を利用する. YIN アルゴリズムは, 不要なピークの発生を抑え込んだ自己相関関数系  $f_0$  推定器であり, 高性能な  $f_0$  推定が期待できる. 他のピッチ推定手法として Camacho らの Swipe [12] や森勢らの Dio [13] などが挙げられるが, 本研究では Python での実装上の優位性から, librosa-pyin モジュールを使用する.

librosa-pyin の使用手順として, 推定で出力される最小周波数を C3 に相当する 130Hz に, 最大周波数を男性ボーカル中でも高音域とされる Official 髭男 dism の音域をカバーできる F5 に相当する 698Hz に設定し実施する. 入力する音声データはデータセット作成手順と同様に, Demucs での音源分離, 無音部分の除去等の前処理を行う. 楽曲に基本周波数推定をしたサンプル例を図 2 に示す. 分析対象合計 1530 曲に対して説明した手順で推定を行い, 1 曲ずつ平均値, 最高音, 中央値を算出する. 年ごとに 30 曲の平均値を各年の値として算出し, メロディ音高の推移の状況をまとめたグラフを図 3 に示す. x 軸を年代, y 軸を周波数 (Hz) で表している.

結果として, 平均値, 最高音, 中央値, 全てにおいて正の傾きが見られた. 平均値では 1970 年代は 260Hz (C4) 程度の高さであるが, 2020 年代では, 290Hz (D4) 程度の高さを示しており, 約全音分のピッチが上昇していると考えられる. 最高音に関しては, 1970 年代では 520Hz (C5) 程度の高さから, 2020 年代では, 620Hz (D5) 程度の高さに推移していた. しかしながら, 音源分離の過程で抽出しきれなかった楽器音などのノイズの影響を大きく受け, 外れ値に弱いと考えられるため, データとして注意深く見る必要がある. また中央値も平均値と同様に, 正の傾きが見られ上昇していることが分かる.

### 5.3 発声法の推移

5.1 節で収集した対象楽曲に対して作成したシステムを活用し, 各発声法の使用率について調査を行う. 年代ごとの

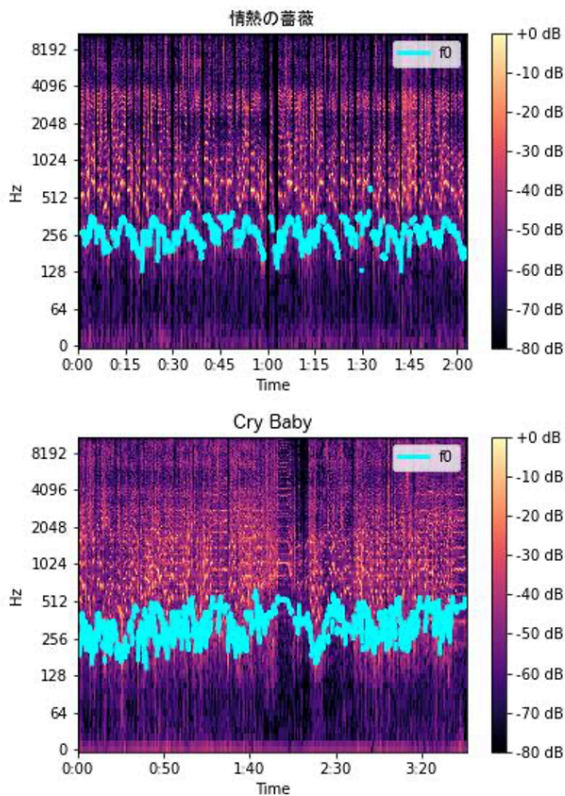


図 2 基本周波数推定のサンプル例

各発声法の使用率をまとめたものを図 4 に示す. x 軸を年代, y 軸を各発声法の使用率 (%) で表している. グラフでは, 地声を chest (青色), ミックスボイスを mix (橙色), 裏声を falsetto (緑色), プルを pull (赤色), コーラスを chorus (紫色) で示している. なお, 対象楽曲には 4.1 節でデータセットを作成したように, Demucs での音源分離, 無音部分の除去などの同様の前処理を行っている.

結果として, まず 1970 年では圧倒的に地声が大きな割合を占めており, 徐々にミックスボイスが増えてきているという傾向が読み取れる. データによると 2000 年前後でミックスボイスが地声の使用率を超えるが, 2020 年前後はミックスボイスが減少し再び地声が優位になっていることが分かる. 裏声, プル, コーラスに関しては, このデータによるとほぼ一定の使用率で推移をしており, 大きな変化がないことを指し示している.

このデータの問題点として, データセットの正解ラベルの数から考えると, 本来であればミックスボイスの割合は高くとも 10%は超えず, 反対にコーラスは地声とほぼ同じ割合を占めていることが予想できるが, 本データは予測と大きく乖離している. この点から, 得られたデータは有効ではなく, 本システムでは正当に分類ができていない可能性が考えられる. またデータの分類結果からみて, 本システムでのミックスボイスとコーラスの誤分類が示唆された. これらの結果を踏まえて, 6 章で改めて本システムの課題について議論する.

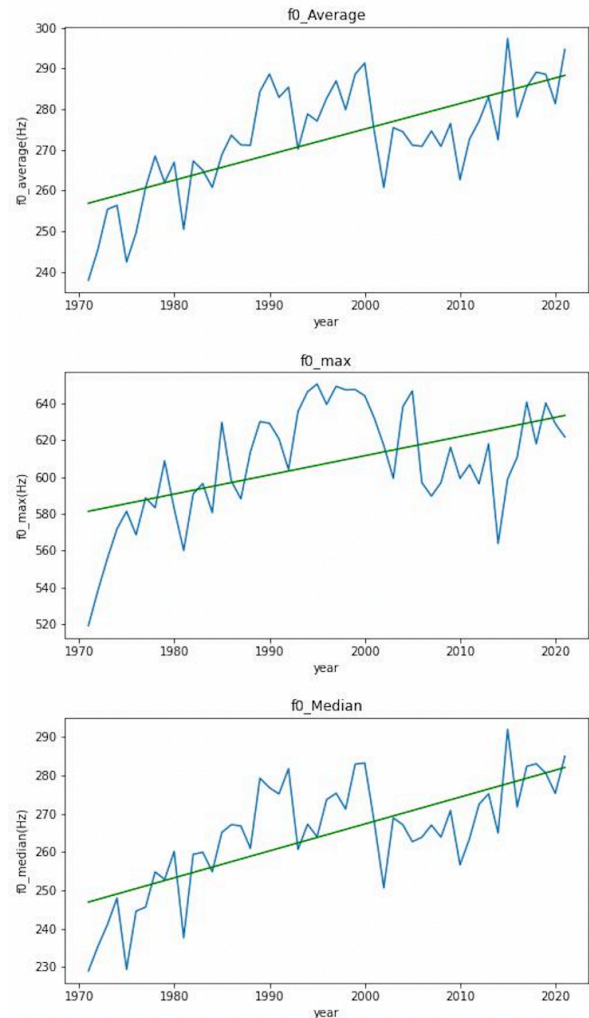


図 3 年ごとのメロディ音高の平均値, 最高値, 中央値

#### 5.4 発声法とメロディ音高の関係

本節では, 5.2 節, 5.3 節の結果をもとに両者の関係について考察する. 5.3 節の発声法の使用率に関しては, ミックスボイスの推移に関してデータの妥当性に疑問が残るため, 正しいデータだと考えられるメロディの音高上昇と地声の推移に焦点を当て議論する.

まずメロディの音高に関して, 平均的に全音分のピッチが上昇しているという結果が得られたことで, 年々男性ボーカルのキーが変化し, 歌声が高くなっていることが明らかになった. 次に発声法の視点からは, 地声の使用率が 1970 年代と比べ最近では明らかに減少しており, 多様な発声法が使われるようになったことが分かる. ボイストレーニングの指導でも地声で全音域をカバーするような歌い方を矯正し, ミックスボイスなどの楽に発声できる歌唱法に誘導する指導が一般的になりつつあることや, YouTube の発声法の教則動画のトレンドから見ても, その現状を指し示していると言える.

発声法が変化したためメロディが高くなったのか, メロディが高くなったためそれを歌えるような発声法に変化し



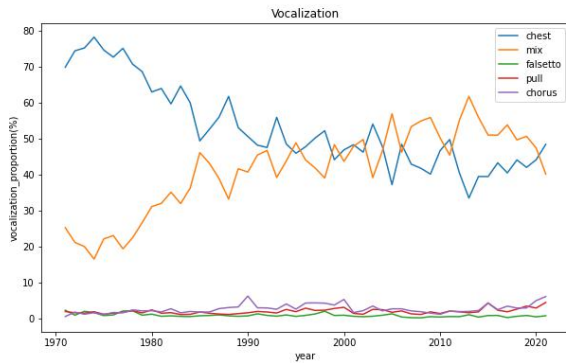


図 4 年ごとの各発声法の使用率

たのか、二つの因果関係を証明することは難しいが、双方に何らかの相関関係があることはこれらのデータから言えるだろう。

## 6. システムの課題

本章では、作成した分類システムの課題に関して議論する。5.3 節で示唆されたミックスボイスとコーラスの誤分類について、この現状を探るため対象楽曲の音声データを聞いたところ、地声や裏声は妥当だと言えるラベルに分類されていたが、本来コーラスと分類されるべき音声、ミックスボイスのラベルに誤分類されていることがわかった。コーラスの音声にはメインボーカルの地声成分と、コーラスの高周波の音声混ざっており、地声成分と裏声成分が混ざったミックスボイスと判別が難しいことが理由として挙げられる。4 章の性能評価実験では高い正解率を出していたが、未知データではコーラスの音声データをミックスボイスに誤分類しやすいと考えられるため、改めて分類システム自体の見直しを行う必要がある。

対処方法として、まずコーラスを除いた 4 クラスで再度学習を行い、誤分類に対応できないか試す予定である。モデルに関しても比較検討できているものが、CNN ベースのモデルのみであるため、Attention 機構を追加したものなど様々なモデルで性能が出ないか検討する。

性能比較実験に関して、今回はデータセットにアンダーサンプリングを実施し、ホールドアウト法からモデルの性能比較を行ったが、サンプル数の割合によっても性能は大きく変わるため最適なアンダーサンプリングの比率を試し、交差検証から汎化性能を上げられないか検討する。また、どのクラス間で誤分類が起きやすいか混同行列からあらかじめ確認する工程も必要である。

## 7. おわりに

本稿では、発声法を分類するシステムの提案を行い、J-POP のヒットチャートを対象に発声法の推移とメロディ音高の調査を行った。メロディ音高の状況について、年々

男性ボーカルのピッチが上昇しているという結果が得られたが、分類システムにおいてミックスボイスとコーラスの誤分類が大きな課題として残った。

今後の展望として、本システムで正しく発声法を分類できるようにになれば、システムを活用した歌唱練習支援や、カラオケの採点技術の多様化等の応用に繋がたいと考えている。

## 参考文献

- [1] Yogaku Lee, Mitsuru Oya, Tokihiko Kaburagi, Shunsuke Hidaka, Takashi Nakagawa : Differences Among Mixed, Chest, and Falsetto Registers A Multiparametric Study, *Journal of Voice*(2021).
- [2] 山本雄也, 中野倫靖, 後藤真孝, 寺澤洋子, 平賀譲 : ポピュラー音楽における模倣歌唱を用いた歌唱テクニックの頻度・特徴・生起箇所の分析, *情報処理学会研究報告, Vol.2021-MUS-132 No.20*(2021).
- [3] 山本雄也, Juhan Nam, 寺澤洋子, 平賀譲 : 歌唱テクニックの識別における hand-crafted 特徴量と深層学習抽出特徴量の比較, *情報処理学会研究報告, Vol.2021-MUS-130 No.30*(2021).
- [4] Karol J. Piczak : ESC: Dataset for Environmental Sound Classification, *Proceedings of the 23rd ACM international conference on Multimedia*(2015).
- [5] Alexandre Défossez, Nicolas Usunier, Léon Bottou, Francis Bach : Demucs: Deep Extractor for Music Sources with extra unlabeled data remixed(2019).
- [6] Karen Simonyan, Andrew Zisserman : Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, *Published as a conference paper at ICLR*(2015).
- [7] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun : Deep Residual Learning for Image Recognition, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, pp. 770-778(2016).
- [8] Zhuang Liu, Hanzi Mao, Chao-Yuan Wu, Christoph Feichtenhofer, Trevor Darrell, Saining Xie : A ConvNet for the 2020s, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, pp. 11976-11986(2022).
- [9] 横山真男, 斎藤勇也 : ヒットチャートランキング上位に入る楽曲の特徴分析, *情報処理学会研究報告, Vol.2015-MUS-106 No.22*(2015).
- [10] Billboard JAPAN. "Billboard JAPAN Year End". [https://www.billboard-japan.com/charts/year\\_end/](https://www.billboard-japan.com/charts/year_end/) (参照 2022/08/19)
- [11] Alain de Cheveigné, Hideki Kawahara : YIN, a fundamental frequency estimator for speech and music, *The Journal of the Acoustical Society of America* 111(2002).
- [12] Arturo Camacho, John Gregory Harris : A sawtooth waveform inspired pitch estimator for speech and music, *The Journal of the Acoustical Society of America*, 124(3):1638-52(2008).
- [13] 森勢将雅, 河原英紀, 西浦敬信 : 基本波検出に基づく高 SNR の音声を対象とした高速な F0 推定法, *電子情報通信学会論文誌, Vol.J93-D, No.2*, pp.109-117(2010).

付 録

本稿で、データセット作成のため使用した楽曲 312 曲と、分析に使用した楽曲 1530 曲のリストを以下に示す。

number	name	artist	number	name	artist	number	name	artist	number	name	artist
1	1. ムジカに響く	フェロチ	79	ITS ONLY LOVE	福山健治	167	真実	桑田佳祐	235	揺るぎない	桑田佳祐
2	Remanence止るさび	CHAGE&ASKA	80	HEART	CHAGE&ASKA	168	君が好き	M.Chidren	236	Lets go by again	チーフス(オーストラリア)
3	あの娘とキスシヨナル	M.Chidren	81	CROSS ROAD	M.Chidren	169	Any	M.Chidren	237	流星	237 流星
4	俺たちの青春	高橋洋子	82	OH MY LITTLE GIRL	高橋洋子	170	陽気な朝の嵐で	BZ	238	涙	BZ
5	嵐の50年プロジェクト	嵐	83	重宝50年	嵐	171	Fantasia	Dragon Ash	239	Don't Wanna Lie	BZ
6	50年の夏物語 NEREN ENDING SUMMER	杉山英之&ザ・ワンズ	84	夏祭りあめ	TUBE	172	大空の60分	SMAP	240	You Eyes	240 You Eyes
7	Bye Bye My Love(love me one more)	WOW WARFIGHT(一騎に勝てばムーンライト)H. Iwamoto	85	WOW WARFIGHT	WOW WARFIGHT	173	世界に一つだけの花	嵐	241	やぶくつき	嵐
8	青春の嵐	嵐	86	HELL O 嵐	嵐	174	嵐の嵐	嵐	242	やぶくつき	嵐
9	青春の嵐	嵐	87	少年の恋	M.Chidren	175	嵐の嵐	嵐	243	やぶくつき	嵐
10	嵐の嵐	嵐	88	嵐の嵐	M.Chidren	176	嵐の嵐	嵐	244	やぶくつき	嵐
11	KAWA BAN BAN	KAWA BAN BAN	89	嵐の嵐	M.Chidren	177	嵐の嵐	嵐	245	やぶくつき	嵐
12	スキップ(=SKIPPED BEAT)	KAWA BAN BAN	90	嵐の嵐	M.Chidren	178	嵐の嵐	嵐	246	やぶくつき	嵐
13	OH!OH!OH!	KAWA BAN BAN	91	LOVE PLANTION	BZ	179	嵐の嵐	嵐	247	やぶくつき	嵐
14	Secret USA	フェロチ	92	Love Theme of ep-	M.Chidren	180	嵐の嵐	嵐	248	やぶくつき	嵐
15	MERRY XMAS IN SUMMER	KAWA BAN BAN	93	love me, love you	BZ	181	嵐の嵐	嵐	249	やぶくつき	嵐
16	スキップ(=SKIPPED BEAT)	KAWA BAN BAN	94	love me, love you	BZ	182	嵐の嵐	嵐	250	やぶくつき	嵐
17	嵐100%	嵐	95	嵐の嵐	M.Chidren	183	嵐の嵐	嵐	251	やぶくつき	嵐
18	嵐100%	嵐	96	嵐の嵐	M.Chidren	184	嵐の嵐	嵐	252	やぶくつき	嵐
19	嵐100%	嵐	97	嵐の嵐	M.Chidren	185	嵐の嵐	嵐	253	やぶくつき	嵐
20	嵐100%	嵐	98	嵐の嵐	M.Chidren	186	嵐の嵐	嵐	254	やぶくつき	嵐
21	嵐100%	嵐	99	嵐の嵐	M.Chidren	187	嵐の嵐	嵐	255	やぶくつき	嵐
22	嵐100%	嵐	100	嵐の嵐	M.Chidren	188	嵐の嵐	嵐	256	やぶくつき	嵐
23	Love you SAVONARA	BOOBY	101	嵐の嵐	M.Chidren	189	嵐の嵐	嵐	257	やぶくつき	嵐
24	Melodite -ライブ-	嵐	102	嵐の嵐	M.Chidren	190	嵐の嵐	嵐	258	やぶくつき	嵐
25	嵐100%	嵐	103	嵐の嵐	M.Chidren	191	嵐の嵐	嵐	259	やぶくつき	嵐
26	嵐100%	嵐	104	嵐の嵐	M.Chidren	192	嵐の嵐	嵐	260	やぶくつき	嵐
27	You were mine	久保田利伸	105	嵐の嵐	M.Chidren	193	嵐の嵐	嵐	261	やぶくつき	嵐
28	嵐100%	嵐	106	嵐の嵐	M.Chidren	194	嵐の嵐	嵐	262	やぶくつき	嵐
29	嵐100%	嵐	107	嵐の嵐	M.Chidren	195	嵐の嵐	嵐	263	やぶくつき	嵐
30	嵐100%	嵐	108	嵐の嵐	M.Chidren	196	嵐の嵐	嵐	264	やぶくつき	嵐
31	嵐100%	嵐	109	嵐の嵐	M.Chidren	197	嵐の嵐	嵐	265	やぶくつき	嵐
32	GLORIA	ZIGGY	110	嵐の嵐	M.Chidren	198	嵐の嵐	嵐	266	やぶくつき	嵐
33	リトル・ラブ(heart tows)	嵐	111	嵐の嵐	M.Chidren	199	嵐の嵐	嵐	267	やぶくつき	嵐
34	SUMMER GAME	嵐	112	嵐の嵐	M.Chidren	200	嵐の嵐	嵐	268	やぶくつき	嵐
35	嵐100%	嵐	113	嵐の嵐	M.Chidren	201	嵐の嵐	嵐	269	やぶくつき	嵐
36	嵐100%	嵐	114	嵐の嵐	M.Chidren	202	嵐の嵐	嵐	270	やぶくつき	嵐
37	嵐100%	嵐	115	嵐の嵐	M.Chidren	203	嵐の嵐	嵐	271	やぶくつき	嵐
38	嵐100%	嵐	116	嵐の嵐	M.Chidren	204	嵐の嵐	嵐	272	やぶくつき	嵐
39	嵐100%	嵐	117	嵐の嵐	M.Chidren	205	嵐の嵐	嵐	273	やぶくつき	嵐
40	嵐100%	嵐	118	嵐の嵐	M.Chidren	206	嵐の嵐	嵐	274	やぶくつき	嵐
41	嵐100%	嵐	119	嵐の嵐	M.Chidren	207	嵐の嵐	嵐	275	やぶくつき	嵐
42	嵐100%	嵐	120	嵐の嵐	M.Chidren	208	嵐の嵐	嵐	276	やぶくつき	嵐
43	嵐100%	嵐	121	嵐の嵐	M.Chidren	209	嵐の嵐	嵐	277	やぶくつき	嵐
44	ENJOSS RAIN	X	122	嵐の嵐	M.Chidren	210	嵐の嵐	嵐	278	やぶくつき	嵐
45	ラブ・ラブ(=愛熱に)	小指野	123	嵐の嵐	M.Chidren	211	嵐の嵐	嵐	279	やぶくつき	嵐
46	SAV YES	CHAGE&ASKA	124	嵐の嵐	M.Chidren	212	嵐の嵐	嵐	280	やぶくつき	嵐
47	嵐100%	嵐	125	嵐の嵐	M.Chidren	213	嵐の嵐	嵐	281	やぶくつき	嵐
48	嵐100%	嵐	126	嵐の嵐	M.Chidren	214	嵐の嵐	嵐	282	やぶくつき	嵐
49	嵐100%	嵐	127	嵐の嵐	M.Chidren	215	嵐の嵐	嵐	283	やぶくつき	嵐
50	LADY NAVIGATION	ASKA	128	嵐の嵐	M.Chidren	216	嵐の嵐	嵐	284	やぶくつき	嵐
51	嵐100%	嵐	129	嵐の嵐	M.Chidren	217	嵐の嵐	嵐	285	やぶくつき	嵐
52	ALONE	BZ	130	嵐の嵐	M.Chidren	218	嵐の嵐	嵐	286	やぶくつき	嵐
53	嵐100%	嵐	131	嵐の嵐	M.Chidren	219	嵐の嵐	嵐	287	やぶくつき	嵐
54	嵐100%	嵐	132	嵐の嵐	M.Chidren	220	嵐の嵐	嵐	288	やぶくつき	嵐
55	嵐100%	嵐	133	嵐の嵐	M.Chidren	221	嵐の嵐	嵐	289	やぶくつき	嵐
56	嵐100%	嵐	134	嵐の嵐	M.Chidren	222	嵐の嵐	嵐	290	やぶくつき	嵐
57	嵐100%	嵐	135	嵐の嵐	M.Chidren	223	嵐の嵐	嵐	291	やぶくつき	嵐
58	嵐100%	嵐	136	嵐の嵐	M.Chidren	224	嵐の嵐	嵐	292	やぶくつき	嵐
59	嵐100%	嵐	137	嵐の嵐	M.Chidren	225	嵐の嵐	嵐	293	やぶくつき	嵐
60	嵐100%	嵐	138	嵐の嵐	M.Chidren	226	嵐の嵐	嵐	294	やぶくつき	嵐
61	嵐100%	嵐	139	嵐の嵐	M.Chidren	227	嵐の嵐	嵐	295	やぶくつき	嵐
62	嵐100%	嵐	140	嵐の嵐	M.Chidren	228	嵐の嵐	嵐	296	やぶくつき	嵐
63	ZERO	CHAGE&ASKA	141	嵐の嵐	M.Chidren	229	嵐の嵐	嵐	297	やぶくつき	嵐
64	嵐100%	嵐	142	嵐の嵐	M.Chidren	230	嵐の嵐	嵐	298	やぶくつき	嵐
65	嵐100%	嵐	143	嵐の嵐	M.Chidren	231	嵐の嵐	嵐	299	やぶくつき	嵐
66	嵐100%	嵐	144	嵐の嵐	M.Chidren	232	嵐の嵐	嵐	300	やぶくつき	嵐
67	嵐100%	嵐	145	嵐の嵐	M.Chidren	233	嵐の嵐	嵐	301	やぶくつき	嵐
68	嵐100%	嵐	146	嵐の嵐	M.Chidren	234	嵐の嵐	嵐	302	やぶくつき	嵐
69	嵐100%	嵐	147	嵐の嵐	M.Chidren	235	嵐の嵐	嵐	303	やぶくつき	嵐
70	嵐100%	嵐	148	嵐の嵐	M.Chidren	236	嵐の嵐	嵐	304	やぶくつき	嵐
71	嵐100%	嵐	149	嵐の嵐	M.Chidren	237	嵐の嵐	嵐	305	やぶくつき	嵐
72	嵐100%	嵐	150	嵐の嵐	M.Chidren	238	嵐の嵐	嵐	306	やぶくつき	嵐
73	嵐100%	嵐	151	嵐の嵐	M.Chidren	239	嵐の嵐	嵐	307	やぶくつき	嵐
74	嵐100%	嵐	152	嵐の嵐	M.Chidren	240	嵐の嵐	嵐	308	やぶくつき	嵐
75	嵐100%	嵐	153	嵐の嵐	M.Chidren	241	嵐の嵐	嵐	309	やぶくつき	嵐
76	Don't Leave Me	M.Chidren	154	嵐の嵐	M.Chidren	242	嵐の嵐	嵐	310	やぶくつき	嵐
77	世界が終わるまでには...	嵐	155	嵐の嵐	M.Chidren	243	嵐の嵐	嵐	311	やぶくつき	嵐
78	TRUE LOVE	嵐	156	嵐の嵐	M.Chidren	244	嵐の嵐	嵐	312	やぶくつき	嵐

図 A.1 データセット作成に使用した楽曲

曲名	アーティスト	収録アルバム	リリース年	ジャンル	特徴	備考
1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2
3	3	3	3	3	3	3
4	4	4	4	4	4	4
5	5	5	5	5	5	5
6	6	6	6	6	6	6
7	7	7	7	7	7	7
8	8	8	8	8	8	8
9	9	9	9	9	9	9
10	10	10	10	10	10	10
11	11	11	11	11	11	11
12	12	12	12	12	12	12
13	13	13	13	13	13	13
14	14	14	14	14	14	14
15	15	15	15	15	15	15
16	16	16	16	16	16	16
17	17	17	17	17	17	17
18	18	18	18	18	18	18
19	19	19	19	19	19	19
20	20	20	20	20	20	20
21	21	21	21	21	21	21
22	22	22	22	22	22	22
23	23	23	23	23	23	23
24	24	24	24	24	24	24
25	25	25	25	25	25	25
26	26	26	26	26	26	26
27	27	27	27	27	27	27
28	28	28	28	28	28	28
29	29	29	29	29	29	29
30	30	30	30	30	30	30

図 A-2 楽曲の推移調査に使用した楽曲