

3. 実験結果

3.1 楽曲特徴量を基にしたクラス分類

Librosa から表 1 に示す楽曲特徴量を取得する。この際数値は、最小値を 0, 最大値を 1 として正規化を行う。特徴量取得の範囲には、RMS energy と Spectral-Centroid を掛け合わせた数値が最大となる時間の周囲 40 秒とした。

次に、取得した特徴量を基にして、keras を使用してクラス分類を行う。楽曲全体を指定した場合と、楽曲の範囲を指定した場合の 2 通りで検証を行った。以下に学習の正答率の変化を表すグラフを示す

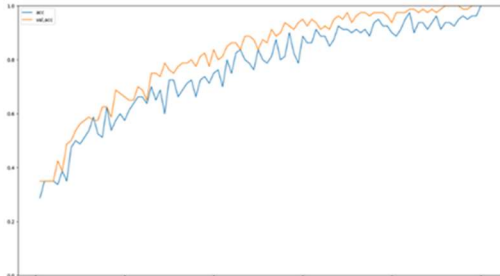


図 2 楽曲全体での正答率の推移

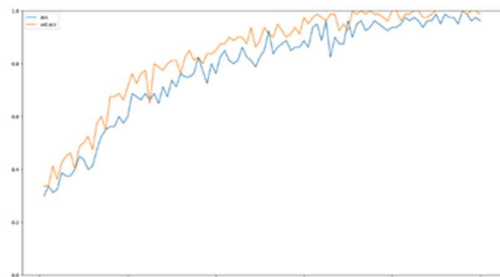


図 3 楽曲の範囲を指定した場合の正答率の推移

どちらの場合においても正答率が高いため、特徴量に不足がなく、正常な数値が取得できていると考えられる。また、楽曲の範囲を指定した場合の方が少ない学習回数で正答率が 1 となっているため、楽曲の内容をよく表す範囲の取得が出来ていると考えられる。

3.2 感性語の取得

続いて、感性語の取得を行う。各楽曲から取得できた感性語の一部を以下の表 2 に示す。

表 2 楽曲ごとの感性語

artist-song	genre	感性語
A Classic Education - NightOwl	Singer/Songwriter	味わい深い
Actions - Devil's Words	Pop/Rock	自然な
Actions - One Minute Smile	Pop/Rock	のんびりした
Actions - South Of The Water	Pop/Rock	どっしりした
Aimee Norwich - Child	Singer/Songwrite	重厚な
Alexander Ross - Goodbye Bolero	Singer/Songwriter	楽しい
Alexander Ross - Velvet Curtain	Singer/Songwriter	躍動的な

楽曲を聞いてみると、楽曲のイメージと近い感性語を取得できたと考える。

3.3 推薦システムの作成

続いて、これまで取得したデータを用いて推薦システムの作成を行った。3 通りのデータで動作させた結果、それ

ぞれで異なる出力が得られた。中でも、特徴量と感性語を組み合わせたデータの結果が、類似性の高い楽曲を出力できたと考える。以下に Clara Berry And Wooldog - Air Traffic を選んだ時の出力を示す。

Clara Berry And Wooldog - Air Trafficを選んだ人におすすめの楽曲は以下です。

- 1: Celestial Shore - Die For Us
- 2: Matthew Entwistle - Dont You Ever
- 3: Steven Clark - Bounty
- 4: Triviul - Angelsaint
- 5: Sweet Lights - You Let Me Down

図 4 推薦システムの出力結果

4. おわりに

本研究の目的としていた、印象画像の生成を行うことが出来なかったが、取得したデータのみでの推薦システムは作成することが出来た。しかし、類似性の高い楽曲を出力できた一方で、全く似ていない楽曲も出力されている。本研究の基盤となる楽曲特徴量はうまく取得できたと考えられるが、楽曲の予測や内容を表す特徴量を増やし、また楽曲数を増加させることで、精度の向上が狙えると考えられる。また、感性語や推薦システムの出力には、私個人の感じ方でのみの判断であるため、他の人の感性での評価を行う必要がある。

謝辞

本研究を行うにあたって、日ごろから丁寧で親切な御指導、御鞭撻を頂いた堂菌浩 准教授、並びに諸先生方に厚く御礼を申し上げます。また、本研究について御助言、御協力頂いた学部生、大学院生にも深く感謝いたします。

参考文献

- [1] SigSep 「MUSDB18」
<https://sigsep.github.io/datasets/musdb.html#musdb18>
- [2] Librosa
<https://librosa.org/doc/latest/index.html#>
- [3] Keras
<https://keras.io/>
- [4] 小林 重順. カラーシステム. 日本カラーデザイン研究所 (編). 1999.
- [5] IBM 「k 近傍法アルゴリズムとは」
<https://www.ibm.com/jp-ja/topics/knn>