

機械学習を用いたヒット曲予測AIの構築

兵庫県立姫路西高等学校 木村優介 吉田隼輔

素朴な疑問

日本国内では毎年3000曲以上の楽曲がリリースされるけど、「ヒットする」楽曲には特徴がないのかな？

楽曲にはいろいろな特徴量がある
メロディ・ハーモニー
リズム・歌詞など

コード進行だけで
ヒットするかどうか
予測できないか？！

過去のヒット曲の「コード進行」と「ランキング結果」のデータがある。

コード進行って「複雑」
そうにみえて規則性がある？
コード進行にはある一定の「パターン」がありそう？
ヒットする楽曲のコードには「特徴的な要素」がありそう？

統計手法
を用いて
数値化

予測モデル
構築
ニューラル
ネットワーク
重回帰分析

機械学習の仕組み

入力 ある曲のコード進行
F G Em7 Am7 F E7
Am7 Gm7 C7 F G
予測モデル
出力 ランキングにつながる
予測値を算出

コード進行と
ランキングの
データ入手の
自動化

予測モデルの
自動更新

ヒット曲
予測AI

1. 研究動機・目的

ある楽曲がヒットするかの予測ができれば、音楽を創る上で参考にできて有用である。また音楽産業にとって、どのような楽曲を売り出すのかの戦略を決める上で有益である。このような背景のもと、本研究は日本国内で毎年3000曲以上リリースされるシングルCDの楽曲中で、楽曲ランキング上位となる楽曲の法則を「コード進行」だけで発見し、そのランクインを予測することを目的とする。

2. 楽曲データベース

【ヒット曲の収集】 Japan's Billboard Year-End Hot 100 2010~2020年 各年上位20曲
【コード進行の取得】 U-FRET サビ部分のみ 長調はハ長調、短調はイ短調に移調

3. 分析手法

2010年から2019年のヒット曲のコード進行を3つの観点で分析

【第一分析】

コード進行の複雑性を数値化

クラスタリングを行い、得られた複数のクラスタ中心からの距離によって特徴の数値化

【第二分析】

コード進行のパターンを数値化

【第三分析】

特徴的なコード進行を数値化

トピック分析によって求めたトピック分布の類似度によって数値化

使用した分析手法

主成分分析・クラスタ分析

N-gram解析・クラスタ分析

トピックモデル分析(LDA)

1 3つの特徴量を説明変数、順位を目的変数
ヒット曲(順位)を予測する回帰式の作成

重回帰分析法

2 ニューラルネットワークの設計
入力:3つの特徴量 出力:順位の逆数

ニューラルネットワーク

4. 分析

第一分析

コード進行の複雑性の分析

手順①

コード種類数
コード進行中に出現するコードの種類

非ダイアトニックコード率
コード進行に含まれるダイアトニックコードではないコードの数のコード進行の系列長に対する比率

非繰り返し率
長さ5以上のコードの繰り返し単位に含まれないコードの数のコード進行の系列長に対する比率

主成分分析

2次元化

寄与率

第一主成分 0.5447
第二主成分 0.2860

手順② 主成分得点をk-meansクラスタリングを行う。

- ・エルボー法によりクラスタ数を4に決定
- ・クラスタごとに分類(図1) ⇒ $f_A(X)$ の値を算出

結果

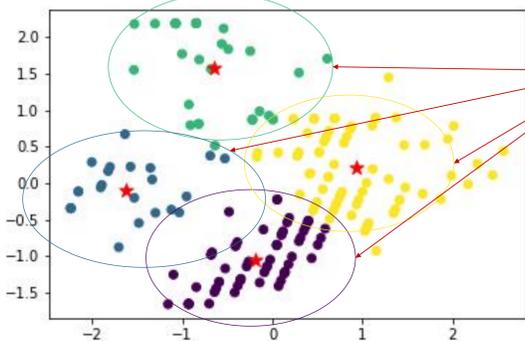


図1 クラスタリング結果

第二分析

コード進行のパターンの分析

手順①

ヒット曲に含まれるコード進行の典型的なパターン分析
2010~2019年の各楽曲ごとに連続する3つのコード(トライグラム)の出現回数を調べる。

手順②

それぞれの楽曲に特有なトライグラムを見つける
トライグラムを単語、各楽曲を文章とみなしてtf-idf 値を算出。

手順③

各楽曲のtf-idfの平均と標準偏差をk-meansクラスタリングを行う。
・エルボー法によりクラスタ数を3に決定
・クラスタごとに分類(図2) ⇒ $f_B(X)$ の値を算出

トライグラムとは(例)

A,B,C,D,B,A,B
↓
(A,B,C), (B,C,D),
(C,D,B), (D,B,A),
(B,A,B)とわかる

結果

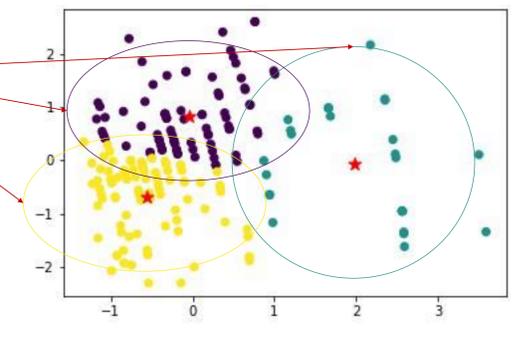


図2 クラスタリング結果

それぞれ異なった特徴持つヒットしやすい楽曲のクラスタを表す

楽曲数が多いクラスタ
→ よりヒットする傾向が高い
コード進行を持った楽曲の
クラスタ

ある楽曲について「ヒットしやすさ度合い」

$$f_A(X), f_B(X) = (\text{所属したクラスタの楽曲数}) \div (\text{中心との距離})$$

