

2 関連研究

これまでに楽曲の検索・推薦システムに関する研究は数多く行われてきた。本研究では、二次利用動画を用いることで楽曲の音響特徴や、楽曲の印象、歌詞や色彩情報などのコンテンツベースでの推薦手法とは独立した、演奏者観点での楽曲動画の楽器に対する支持傾向の類似性という指標を与えるものである。以下にコンテンツベースでの楽曲推薦に関する従来の取り組みを紹介する。

池田ら [1] は、15 の多様なジャンル、217 のアーティストの 909 曲のサビの部分の wav 形式ファイルから構成されたデータセットから、音量、音高、リズムに着目し 66 次元の特徴ベクトルを抽出する。66 次元を多次元構成尺度構成法 (MDS) を用いて 2 次元に写像し、ユーザが視聴している楽曲と直前の楽曲間に直線を検出し、直線とのユークリッド距離が最も近い楽曲を推薦するという手法を提案した。これによって従来の開始曲と終了曲を指定しなくてはならない負担を軽減し、再生状況に対して柔軟に対応できる。

竹川ら [2] は、300 曲分の MIDI データから取得した音響特徴量と、アンケートや、楽曲を実際に試聴し評価することで取得したユーザの好みをもとに決定木の作成を行い、楽曲推薦リストを作成する。これらに加え楽曲を探索する画面、好みの楽曲の属性を選択することの出来る画面を加え、ユーザに提示する。その後、ユーザは提示された画面の操作を通して、音楽の評価を行うたびに決定木と楽曲推薦リストが更新するという手法を提案した。これによって、ユーザによる能動的な音楽探索を可能にする。

長澤ら [3] は、楽曲のコード進行をトーン、コード、時間の 3 つの要素を用いて数値化、正規化、楽曲の分割を行う。そして、コードの類似度や近親調の関係を用いて分割した要素ごとの類似度を算出する。類似度を k-means 法を用いてクラスタリングを行う手法を提案した。分割するクラスタ数は予備実験により、36 に分割することで代表的なコード進行で構成されたクラスタを確認することが出来た。これらの手法を用いることで、楽曲のヒットチャートや発売日などの多属性との相関関係を求めることを可能にする。

津谷ら [4] は、yahoo! ミュージックの楽曲に 16 個の印象付けを行うことが出来る機能から取得した楽曲の印象と、ある状況で求められる楽曲の印象をもとに、多くの人がその曲を状況に適すると判断する可能性を示す状況適合度を算出する。そして状況適合度を用いて、ある状況に適した楽曲プレイリストの推薦システムを構築するという手法を提案した。また、ユーザの選曲からユーザが現在置かれている状況を予測し、その状況にあったプレイリストを自動作成する手法も提案した。これによってユーザの置かれている状況に対して適した楽曲を推薦することを可能にする。

末吉ら [5] は、ユーザが入力した VOCALOID 名、音楽のジャンル、楽曲動画の印象から、クリエイタの名前、使用している VOCALOID 名、制作する音楽ジャンル、楽曲動画の印象、投

稿しているデータベースに問い合わせ、入力内容とクリエイタの情報を比較し、合致するクリエイタの名前と投稿している楽曲動画集合をユーザに提示する、クリエイタ検索システムを提案した。制作する音楽ジャンルは、楽曲動画と楽曲動画に付与されているタグから、Amazon.co.jp の「デジタルミュージック」における「ジャンル別ベストセラー」の 12 項目のジャンルラベル付けを行い、その結果を用いてラベル付けを行った。楽曲動画の印象は、LIBSVM を用いて山本ら [6] のデータセットで学習を行った分類器を用いて付与した。これによって、ユーザの好みのクリエイタを発見することを可能にする。

上西ら [7] は、音楽動画に対する印象を推定する上で、動画の映像特徴量と付与されているコメントを用いる手法を提案した。映像に対しては、RGB 空間における 12 色を用意し、全 12 色すべての組み合わせを作成し、映像から一定間隔で切り出された画像の、各画素から得た色彩の組み合わせを足し合わせ動画全体の特徴ベクトルを作成する。コメントに対しては、サビ区間内に投稿されているコメントを収集する。そして、それぞれ山本ら [6] らのデータセットをもとに印象付けを行う。これによって、楽曲動画に対してより適切な印象を付与することが出来ることが示された。

仲村ら [8] は、色彩情報を取得することの出来る単語の収集を行い、それらに色彩情報を付与する。歌詞から色彩情報の持つ単語を抽出する。これらをもとに曲調が異なるように配慮しながら収集した 80 曲に対して色彩の特徴を表す色彩ベクトルを付与する。それらとユーザが入力した色彩情報を比較し最も類似している楽曲を順に出力する楽曲検索システムを提案した。これによって、ユーザの感性に沿った楽曲検索を可能にする。

河村ら [9] は、ユーザの聴きたい楽曲を把握するため、ユーザが楽曲の検索に用いた検索単語から、Google N-gram³ という大規模な Web コーパスを用いて連想語の自動抽出を行った。そして、形態素解析ソフト MeCab を用いて歌詞から楽曲の印象に関連する内容のみを抽出し、これらに TF-IDF 法を用いて楽曲の特徴量を算出した。検索単語と連想語の TF-IDF 値の総和を求め、最も類似している楽曲を推薦する手法を提案した。これによって、感情や状況に沿った楽曲を推薦することを可能にする。

3 二次利用動画を用いた楽曲推薦システム

本研究では、コンテンツベースの楽曲推薦のために、演奏者の視点による楽曲の類似性の評価尺度を構築する。そこで我々は、楽曲の二次利用動画を用いた楽曲の類似度を提案する。二次利用動画を用いることで、これらを演奏者観点での楽曲動画の楽器に対する支持傾向として考え、その傾向が類似する楽曲はある種の類似性があると仮定する。この指標により、新たな観点での楽曲推薦を行うことで、ユーザの興味に適した未知の楽曲の提示を行うことが可能になると期待される。

3 : <https://www.gsk.or.jp/catalog/gsk2007-c/>

3.1 二次利用動画を用いた支持楽器特徴ベクトル

二次利用動画を用いた支持楽器特徴ベクトルは、YouTubeAPI による動画検索結果数に基づいて行う。図 2 に二次利用動画を用いた支持楽器特徴ベクトルの算出過程を示す。まず、YouTubeAPI に、「天体観測 ギター」というような、楽曲名と 5 種の楽器 (ギター・ベース・ドラム・キーボード・歌) それぞれを組み合わせたクエリを作成し検索結果件数を取得する。二次利用動画には楽器の演奏のみではなく、楽曲を歌う動画も数多く存在しているため歌を特徴に含める。ただし、検索結果の中には、関係のない動画が含まれていることがあるため、動画名もしくは動画説明文内に楽曲名、楽器名がそれぞれ含まれているか確認を行い該当する動画のみを選別する。基本的には、各楽器で得られる選別後の検索結果件数の割合が、そのままベクトルの楽器の要素の値になるのだが、YoutubeAPI の取得件数の制約があるため、検索結果が 50 件以上存在するものについては推定値を用いる。

具体的な処理を以下に説明する。まず、各クエリ最大上位 50 件と検索結果総数を取得する。選別後の該当する動画の本数と検索結果上位数である 50 で割ることで、検索結果数に対して該当する動画の割合 VP が分かる (式 1)。式 1 の m は曲名、 i は楽器名、 RV は該当する動画数を表している。該当する動画の割合を検索結果総数に掛け合わせて、該当する動画の総数 $TPIV$ を推測する (式 2)。式 2 の TSN は検索結果総数を表している。次に、推測した該当する動画の総数を各楽器ごとに集計し、それらを足し合わせた合計動画数 TV (式 3) を取得する。式 3 の I は楽器集合、 $TPIV_i$ は各楽器ごとの該当する動画総数を表している。そして、推測した該当する動画の総数 $TPIV$ と合計動画数 TV で割ることで、その楽曲に対する楽器の特徴量として求めることが出来る。これを、二次利用動画を用いた支持楽器特徴ベクトルの楽器 i の特徴量 X_i とする (式 4)。

$$VP(m, i) = \frac{RV(m, i)}{50} \quad (1)$$

$$TPIV(m, i) = VP \cdot TSN(m, i) \quad (2)$$

$$TV(m) = \sum_{i \in I} TPIV(m, i) \quad (3)$$

$$X_i = \frac{TPIV(m, i)}{TV(m)} \quad (4)$$

3.2 支持楽器特徴ベクトルに関する予備実験

3.1 節で示した、支持楽器特徴ベクトルを用いた類似度をどのように設計すべきかを考察するため、予備実験を行う。まず初めに、実験協力者 12 名に対し、アンケートを用いて好みの楽曲を 5 曲回答してもらった。回答してもらった楽曲の一例を表 1 に示す。次に、3.1 節にて説明した手順で、各楽曲の支持楽器特徴ベクトルを作成した。ただし、本実験は歌の特徴量として、ギターの動画内で出力された弾き語り動画のみを用いた。そして、作成した支持楽器特徴ベクトルを著者自身が比較し、支持楽器特徴ベクトルの最も類似度が高い楽曲を求める。ここ

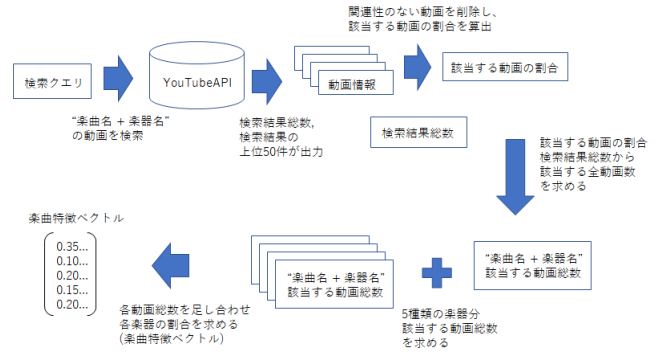


図 2 支持楽器特徴ベクトルの算出過程

表 1 アンケートで取得した楽曲

id	楽曲名	ギター	歌	ベース	ドラム	キーボード
1	鈴木雅之「DADDY! DADDY! DO! feat. 鈴木愛理」	0.35	0.12	0.11	0.17	0.25
2	今宵の月のように/エレファントカシマシ	0.19	0.33	0.14	0.16	0.18
3	Juice=Juice「好きって言ってよ」	0.40	0.00	0.40	0.00	0.20
4	ずっと真夜中でいいのに。「秒針を噛む」	0.17	0.10	0.24	0.27	0.22
5	UNISON SQUARE GARDEN「オリオンをなぞる」	0.27	0.02	0.28	0.32	0.09

主観的なものである。これらをアンケートで回答してもらった各楽曲に対して行い、実験協力者に推薦した。アンケートを用いて、推薦楽曲に対する好みを 5 が「非常に好み」1 が「まったく好みではない」の 5 段階で評価を行う依頼を協力者に行ったところ、7 名がアンケートに回答した。

結果から推薦楽曲の評価の平均値は 3.45 であった。表 2 に予備実験結果として、表 1 の楽曲に対して推薦した楽曲と、推薦楽曲に対するの評価値、評価理由を示す。

アンケート結果から、ユーザが好みだと感じる楽曲とそうでない楽曲に特徴の差があることが分かった。好みの動画にある特徴としては 2 つあり、1 つ目は推薦元楽曲と推薦楽曲の二次利用動画で使用されている楽器の割合の差が少ない点である。表 3 に評価値ごとの楽器の割合誤差を示す。被験者が「非常に好み」と評価した楽曲のうち 88% は、誤差が 10% 以内で収まっており、この特徴と一致している。そして 2 つ目は、楽器の特徴順位が一致している点である。この特徴は、被験者が「非常に好み」と評価した楽曲すべてに対して一致している。図 3 に推薦元楽曲を楽曲 A、推薦楽曲を楽曲 B として、アンケート結果から判明した、ユーザに好みだと評価される楽曲の特徴を含む具体的な例を示す。

また、好みではない動画にある特徴として、各楽器の割合の差がとても開いている点、楽器の特徴順位が全く一致していない点が挙げられる。しかし、これらの特徴に当てはまらない場合も僅かではあるが確認された。

以上のことから、楽曲を推薦するにあたり、楽器特徴の割合の差が少ない点と楽器特徴の順位が一致している楽曲を推薦する点が重要だと分かる。また、以上の特徴に当てはまらない楽曲に対しては、歌や新たな楽器等の特徴量を用いることで解決できると考える。

表 2 予備実験結果

推薦楽曲	評価	理由
Everyday、カチューシャ / AKB48	5	好きなグループの曲だから。曲調が明るく、自身の好みの雰囲気や歌詞も曲調にあった曲だから。
木村弓 - いのちの名前	4	ボーカルの雰囲気に若干ならないが、曲調や歌詞が好みだから。
My Soul,Your Beats	5	ボーカルの声が自分好みだから。曲調や歌詞も好みにあったものだから。
ヨルシカ - 花に亡霊	5	曲調がとても好みに合ったものだから。ボーカルの雰囲気が良いから。歌詞が自分好みだから。
Slipknot - Duality	2	好きな音楽のジャンルとは少し遠いから。

表 3 評価値ごとの楽器の割合誤差

評価値	10%以下	20%以下	30%以下	その他
5	88%	13%	0%	0%
4	30%	70%	0%	0%
3	75%	0%	25%	0%
2	29%	29%	14%	29%
1	0%	100%	0%	0%

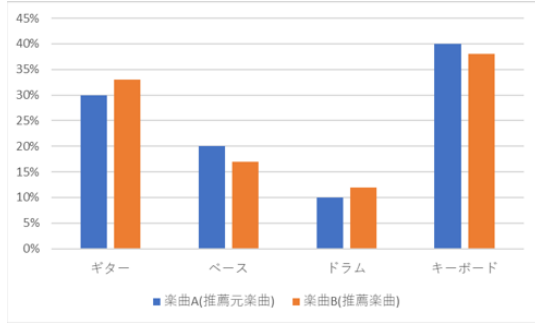


図 3 好みだと評価される楽曲の具体例

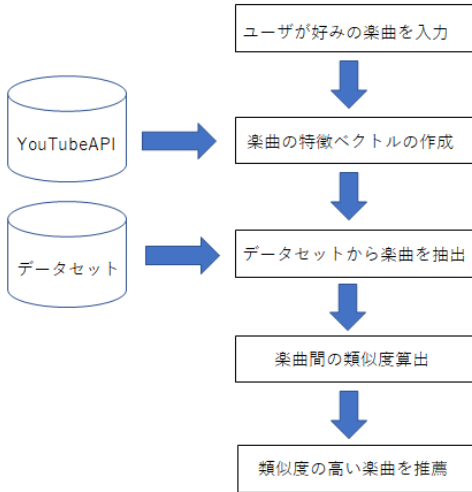


図 4 推薦システムのフローチャート

3.3 二次利用動画を用いた楽曲の類似度

3.1 節にて説明した、支持楽器特徴ベクトルを用いた類似度の定義を行う。3.1 節の手法で作成される支持楽器特徴ベクトルを V とする (式 5)。式 5 の $X_{\text{ギター}}$, $X_{\text{歌}}$, $X_{\text{ベース}}$, $X_{\text{ドラム}}$, $X_{\text{キーボード}}$ は、各楽器の二次利用動画をもとに作成された特徴

量を表す。次に、3.2 節の予備実験よりユーザが好みだと感じる楽曲は各楽器の特徴順位が類似しており、各楽器特徴の割合の誤差が小さいという特徴があることから、コサイン類似度を用いて支持楽器特徴ベクトル間の類似度を測る手法は用いず、スコア $Score$ を算出する関数を以下のように定義する (式 6)。式 6 の α は、重みを表している。

そして、スコア $Score$ の算出をするにあたってスピアマンの順位相関係数 $Correlation$ (式 7) と二乗平均平方根誤差 $RMSE$ (式 8) を用いる。スピアマンの順位相関係数を用いることで、ユーザが好みだと感じる楽曲の特徴である各楽器の特徴順位が類似している点を、二乗平均平方根誤差を用いることでは、各楽器特徴の割合の誤差が小さいという点を、定量的に評価することが出来る。

式 7 の a は推薦元楽曲、 b は推薦楽曲の支持楽器特徴ベクトル、 I は比較する支持楽器特徴ベクトルの要素、 X_i は推薦元の支持楽器特徴ベクトルの楽器 i の特徴量を表している (式 4)。式 8 の a は推薦元楽曲の、 b は推薦楽曲の支持楽器特徴ベクトル、 X_i は推薦元の支持楽器特徴ベクトルの楽器 i の特徴量 (式 4)、式 8 の $|I|$ は、比較する楽器数を表している。推薦元楽曲と各楽曲とのスコア $Score$ を計算し、推薦楽曲は推薦元楽曲とのスコア $Score$ が最も高い楽曲とする。

$$V = \begin{pmatrix} X_{\text{ギター}} \\ X_{\text{歌}} \\ X_{\text{ベース}} \\ X_{\text{ドラム}} \\ X_{\text{キーボード}} \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$Score(a, b) = \frac{Correlation(a, b)}{RMSE(a, b)^\alpha} \quad (6)$$

$$Correlation(a, b) = 1 - \frac{6 \sum_{i \in I} rg(X_i^a) - rg(X_i^b)^2}{|I|(|I|^2 - 1)} \quad (7)$$

$$RMSE(a, b) = \sqrt{\frac{1}{|I|} \sum_{i \in I} (X_i^a - X_i^b)^2} \quad (8)$$

4 実 験

本手法の効果を考察するために、本手法の出力と比較手法での出力を得て、その性質を考察する。比較手法として山田ら [6] の楽曲の印象を用いた手法、今井ら [10] の楽曲の和音進行に基

づいた楽曲推薦の2つのコンテンツベースでの楽曲推薦を用いた。楽曲の情報は、Songle Widget API⁴を用いて収集を行う。楽曲の印象を用いた手法では、楽曲の印象ベクトルからコサイン類似度 $\cos(w_1, w_2)$ を算出する(式9)。式9の w_1 は推薦元楽曲の印象ベクトル、 w_2 は比較する楽曲の印象ベクトルを表している。

$$\cos(w_1, w_2) = \frac{w_1 \cdot w_2}{|w_1| \cdot |w_2|} \quad (9)$$

4.1 使用するデータ

楽曲の推薦には、山本ら[6]によって構築された楽曲動画印象データセットを使用する。これらは、動画共有サービス「ニコニコ動画」⁵に投稿された楽曲動画のうち、「VOCALOID」タグの付与された、2012年8月時点で再生数の多い動画かつ2015年3月時点で公開されている動画の上位500件のサビ区間に対して印象の評価を行ったものである。印象のクラスは、「堂々」「元気が出る」「切ない」「激しい」「滑稽」「かわいい」「Valence」「Arousal」の8つ存在する。これらは、MIREX[11]にて使用された5つの印象クラスに、ニコニコ動画内で楽曲に対して多く用いられている「かわいい」という印象と、Russel[12]が提案したValence-Arousal空間を参考に、「Valence」という快不快を表す印象、「Arousal」という覚醒-鎮静を表す印象を用いている。3名以上の評価者が印象の評価を行い、データセットを構築したものである。上記の500曲に対して、2020年11月2日時点で、楽曲が存在し、コード進行、ゼロベクトルではない支持楽器特徴ベクトルが得られ、youtubeにより二次利用動画数が250件以上存在する185曲を使用する。

4.2 実験方法

本手法の効果を評価するために、クラウドソーシングサービスであるクラウドワークス⁶を用いて実験を行った。はじめに、我々が4.1節にて収集した楽曲データからランダムで選んだ3曲を試聴し、その楽曲を知っているかどうか、楽曲に対する好みの2点を評価をする。楽曲の再生方法は以下の2種類である。

- サビが楽曲の冒頭部分に位置している場合と楽曲情報を取得できなかった場合は、楽曲の冒頭から1分間試聴
- 楽曲の冒頭がサビではない場合は、楽曲の冒頭30秒とサビ区間を試聴

そして、最も評価の高い楽曲に対して各手法3曲推薦を行い、合計9曲を試聴し、その楽曲を知っているかどうか、楽曲に対する好みの2点を評価をする。その後、クラウドワークス内のアンケートを用いて楽器の演奏経験の有無、楽器経験がある場合はどの楽器を演奏していたのかを回答してもらった。楽曲の好みは、5が「非常に好み」1が「まったく好みではない」の5段階で評価する。既に知っている楽曲かどうかを回答しても

表4 比較実験結果

推薦手法	平均値
提案手法	2.851
和音進行を用いた手法	2.855
印象を用いた手法	3.020
ランダム	2.814

表5 推薦楽曲の重複

推薦手法	重複件数(割合)
提案手法 and 今井らの手法	24(8.0%)
提案手法 and 山本らの手法	22(7.4%)
山本らの手法 and 今井らの手法	26(8.6%)

らった理由としては、楽曲の評価に対して大きく影響を与えると考えたためである。また、楽器の演奏経験の有無に対しては、提案手法では楽器の演奏者観点での楽曲推薦手法であるため楽器経験の有無に対して楽曲の評価に大きな影響を与えると考えたためである。タスクには300件の回答があり、正しくデータを収集することが出来た299件を基に比較を行う。

4.3 結果

結果は表4,5のようになった。表4のランダムは、被験者が初めに聴いた3曲の評価を表している。被験者には始めに聴いた3曲の中から最も評価の高い楽曲に対して推薦することを伝えていないためランダムで推薦したものと考えることが出来る。表4より、最も評価の高い推薦手法は印象を用いた山本らの手法であることが分かった。また、提案手法はランダムでの推薦よりも精度が高く、従来の内容ベースの推薦手法である和音進行と多少評価は低いが同等の精度を持っていることが分かる。また、表5より提案手法は、従来の推薦手法との推薦楽曲の重複率が低いため、従来手法とは全く異なった観点で楽曲を推薦することが出来ていることが分かる。

4.4 考察

提案手法と各比較手法の比較実験結果を基に考察を行う。

表4より、提案手法での楽曲推薦上手くいかずに評価が最も低くなってしまっている。提案手法では、二次利用動画を用いているため、推薦元楽曲を用いた二次利用動画本数が少ない場合や存在していない場合では高い精度での楽曲推薦は難しいと考える。また、実験で使用した楽曲が186曲と少なく、支持楽器特徴ベクトルの順位が一致しており、差が少ないような楽曲の組み合わせが少ないため評価が低くなってしまった可能性が考えられる。実験結果の例として、評価が1の推薦楽曲のscoreは1.00だったことに対して、評価が5の推薦楽曲のscoreは1.14だった。推薦元楽曲に対する各楽曲のscore上位3件の平均値が1.06であったため、楽曲のscoreが平均値よりも低いものが評価が低く、scoreが平均値よりも高い楽曲が評価が高いと考えることが出来る。また、この実験では、score上位3件を必ず出力しているため、あまり類似していない楽曲を推薦してしまっている場合に評価が低くなることが考えられる。

4: <https://widget.songle.jp/>

5: <https://www.nicovideo.jp/>

6: <https://crowdworks.jp/>

また、今回は比較手法として用いなかったスピアマンの順位相関係数のみを用いた場合、二乗平均平方根誤差のみを用いた場合、コサイン類似度を用いた場合の実験結果について考察を行う。スピアマンの順位相関係数のみを用いた場合には、支持楽器特徴ベクトルの順位のみを考慮するため楽器特徴に差がない楽曲に対して、順位は類似しているが、ある楽器に特徴が偏っている楽曲を推薦することになってしまうため推薦元楽曲とは印象が異なる楽曲を推薦してしまうため、高い評価を得ることは難しいと考えられる。また、二乗平均平方根誤差のみを用いた場合とコサイン類似度を用いた場合では、支持楽器特徴ベクトルの特徴量の差を考慮するため多少類似した楽曲は推薦されるものの、予備実験から得られた結果より高い評価を受けられる楽曲を推薦することは難しいと考える。

5 おわりに

我々はユーザに動画を推薦する際に、YouTubeなどの動画投稿サイトで一般的に用いられている協調フィルタリングというユーザ間の類似度を測る推薦手法では、他ユーザとの嗜好に差があった場合に興味の無い動画が推薦されることがあるという問題に着目した。そこで本稿では、楽曲動画の各楽器の二次利用動画数を用いて楽曲を推薦する手法を提案した。この手法では、楽曲動画の各楽器の二次利用動画数を取得して支持楽器特徴ベクトルを作成した。支持楽器特徴ベクトル間の二乗平均平方根誤差と各楽器の順位相関係値を用いて、類似度を測り、最も類似している楽曲を推薦した。そして、本手法と従来のコンテンツベースでの楽曲推薦手法との比較実験を行った。この結果、本手法はランダムでの推薦より精度が高く、従来手法より多少評価は低いが同等の推薦精度であり、提案手法で推薦した楽曲は従来の手法とは異なった尺度で推薦を出来ていることを確認した。今後の課題としては、提案手法は従来の手法とは異なった尺度で楽曲推薦が出来ているため、従来の内容ベースでの推薦手法と組み合わせると共に、二次利用動画を検索した際の楽器名がどのように現れることが多いか分析を行うことでフォロアーのベクトルを適切にし、提案手法が有効に働きそうな楽曲、ユーザの分析を行うことで推薦制度の向上を図る。また、本稿ではデータセットを用いて楽曲推薦を行ったため、ユーザが選択した楽曲に対して推薦を行うシステムの開発を目指す。

謝 辞

本研究の一部は、2020年度科研費基盤研究(C)(課題番号:18K11551)によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

文 献

- [1] 池田翔武, 奥健太, 川越恭二. 楽曲遷移の滑らかさを考慮したプレイリスト推薦. 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 9, No. 4, pp. 1–5, dec 2016.
- [2] 竹川和毅, 土方嘉徳, 西田正吾. 内容に基づく音楽データの探索・推薦システム. 人工知能学会論文誌, Vol. 23, No. 5, pp. 330–343, 2008.
- [3] 長澤慎子, 渡辺知恵美, 伊藤貴之, 増永良文. 近親調を用いた楽曲クラスタリングシステムの構築に向けて. *DEWS2007*, pp. 1–8, 2007.
- [4] 津谷篤, 西牧駿矢, 小見裕明, 田中敦. 印象の有無のみの感性評価を用いた状況に応じた楽曲選択法とその応用. 日本感性工学会論文誌, Vol. 12, No. 3, pp. 397–407, 2013.
- [5] 末吉優, 関洋平. 音楽のジャンルと印象を用いた vocaloid クリエータの検索. 人工知能学会論文誌, Vol. 32, No. 1, pp. 1–12, 2017.
- [6] 山本岳洋, 中村聡史. 楽曲動画印象データセット作成とその分析. ARG 第2回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会, 2013.
- [7] 上西隆平, 阿部和樹, 大野直紀, 土屋駿貴, 中村聡史. 主観特徴と物理特徴の融合による音楽動画印象推定手法の検討. 研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM), No. 40, nov 2017.
- [8] 仲村哲明, 内海彰, 坂本真樹. 色彩想起と歌詞の関係に基づく楽曲検索. 人工知能学会論文誌, Vol. 27, No. 3, pp. 163–175, 2012.
- [9] 河村康治. 歌詞情報の分析に基づくユーザの状況を考慮した楽曲推薦に関する研究. 中央大学大学院研究年報 理工学研究科編, No. 47, aug 2017.
- [10] 今井樹, 倉林修一. Chord-cube: 和音距離計量空間による楽曲可視化・ナビゲーションシステム. *DEIM Forum2012*, Vol. 4, pp. 1–8, 2012.
- [11] X Hu, J. S Downie, C Laurier, M Bay, and Ehmann A. F. The 2007 mirex audio mood classification task: Lessons learned. *ISMIR 2008 - 9th International Conference on Music Information Retrieval*, pp. 462–467, 2008.
- [12] J. A Russel. A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 39, pp. 1161–1178, 1980.

- [1] 池田翔武, 奥健太, 川越恭二. 楽曲遷移の滑らかさを考慮したプレイリスト推薦. 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 9, No. 4, pp. 1–5, dec 2016.
- [2] 竹川和毅, 土方嘉徳, 西田正吾. 内容に基づく音楽データの探索・推薦システム. 人工知能学会論文誌, Vol. 23, No. 5, pp. 330–343, 2008.
- [3] 長澤慎子, 渡辺知恵美, 伊藤貴之, 増永良文. 近親調を用いた楽曲クラスタリングシステムの構築に向けて. *DEWS2007*, pp.