

プライミング効果を用いた音楽の印象変容に関する基礎調査

阿部和樹^{†1} 大野直紀^{†1} 土屋駿貴^{†1} 前島紘希^{†1} 中村聡史^{†1}

概要：膨大な音楽群の中からユーザの好む音楽を推定・提示する音楽推薦システムに関する研究が盛んに行われており、多くの研究ではいかにユーザの嗜好に合った音楽を推定するかという精度を重視している。これらの研究に対し我々は、精度自体を追い求めるのではなく、ひとの行動を変容させることによって、音楽推薦の満足度を向上させることを目的としている。そこで本研究では、先に提示した情報が後の行動・思考に影響を与えるというプライミング効果に着目し、このプライミング効果を音楽推薦に利用することで、ユーザが音楽に対して好感を抱く機会を増やすことができるのかについて実験を行った。また実験の結果、音楽に関する人気や雰囲気などの情報によって、印象や好感度が変化する傾向があることを明らかにした。

キーワード：音楽、情報推薦、プライミング効果

1. はじめに

音楽はスマートフォン、PCなどの様々なメディアから鑑賞することが可能であり、日常生活のあらゆる場面で利用できるコンテンツである。また近年では、音楽ストリーミングサービスや動画共有サイトなど、Web上で音楽を鑑賞できる機会も増加している。日本レコード協会より発表された「音楽メディアユーザー実態調査 2016」[1]によると、調査対象者のうち42.7%がYouTubeを利用して音楽を鑑賞しているという事実が明らかになっている。

このようなWeb上で音楽を鑑賞できるサービスの発展により、ユーザが鑑賞できる音楽の数はこれらのサービスが登場する以前よりはるかに多くなったといえる。その一方で、ユーザが膨大な音楽群の中から何の手がかりもなしに自身にとって好みの音楽を探し出すことは困難である。そのため、好みの音楽の探索における負担軽減を目的として、ユーザの嗜好に合った音楽を自動で推薦するシステムに関する研究が盛んに行われている[2]。これらの研究では、ユーザが好むと思われる音楽の特徴をシステムが学習・推定し、ユーザへ推薦するという手法をとっている。

これらの音楽推薦も含めた情報推薦に関する研究の多くは、いかにユーザの嗜好に合ったアイテムを推定できるかという精度を重視しており、適合率や再現率などの指標によりシステムの性能評価を行っている。その一方で、推薦精度の高さが、必ずしもユーザを満足させるものではないことも指摘されている[3]。例えば、推薦されたアイテムが有名なものであったり、事前に知っているものであったりといった、ユーザが自力で見つけ・予測が可能なものである場合、推薦に対する満足度が低下すると考えられる。

この問題に対し、提示されたアイテムがユーザにとって未知であること（新規性）や、思いがけず良いものであること（意外性）といった、正確性とは異なる評価指標を考慮した情報推薦システムの研究が行われている[4]。また、

推薦されたアイテムのみに着目するのではなく、推薦の過程を含めた情報を提示することでサービス全体の評価を高める研究も行われている[5]。つまり、音楽推薦システムに関する研究においても、精度の向上のみを目的とするのではなく、様々なアプローチによってシステムやコンテンツの評価を高めることが重要であるといえる。本研究では、そのような新たな価値を創出する1つの方策として、ユーザが推薦された音楽に価値を見出す機会を増やすことにより、音楽推薦システム自体の評価向上を目指す。つまり、システムが推薦した音楽にユーザが好意的な印象をもつようユーザを誘導することによって、システム自体に対する評価を向上させるというものである。

ここで、人間の行動や考え方に影響を与えるものとして、プライミング効果が知られている。プライミング効果とは、先行する刺激（プライム刺激）が後の刺激（ターゲット刺激）の処理に影響を及ぼすというものであり、人の行動や思考の直前に何らかの情報を提示すると、その情報につられて行動や思考に変化が起きるというものである。プライミング効果については認知心理学の分野において多様な研究がなされており、行動や思考への影響が明らかにされている。また、このプライミング効果は情報科学の分野においても利用されている。例えば、情報検索における情報精査を促すためにプライミング効果を応用し、検索行動に影響を与えることを明らかにした研究が存在する[6]。また、Webアンケートなどのクラウドソーシングにおいて、作業内容の品質を向上させるためにプライミング効果を使用する試みもなされており、画像提示などのプライム刺激が作業内容に影響することを明らかにしている[7]。つまり、音楽に対してもこうしたプライム刺激を提示することによって、音楽の印象に影響を与えられると期待される。

そこで本研究では、音楽検索や推薦のシステムを介してユーザが音楽コンテンツを鑑賞する際に、プライム刺激を提示することによって音楽鑑賞態度を変容させることを目

^{†1} 明治大学
Meiji University

的とする。具体的には、プライム刺激となる情報（以下ではプライム情報と呼ぶ）を鑑賞の直前に提示することで、ユーザの音楽鑑賞態度を変化させ、ユーザが推薦された音楽に対して、好感を抱く可能性を高める音楽推薦システムを考案する。

ここで、プライミング効果によって音楽の印象を変化させることが可能であるのか、またどういったプライム情報が有効となるのかは明らかになっていない。そこで研究の第一歩として、本研究では音楽の推薦過程でどのようなプライム情報が、音楽の印象にどのように作用するのかを調査する。具体的には、人気や歌詞などの音楽に関する情報を複数用意し、音楽を鑑賞する直前にそれらを提示することで、ユーザの音楽に対する印象がどのように変化するかを調査する。印象に変化を与えるプライム情報を特定することができれば、システムが意図する感情をユーザに自在に与えることが可能になると考えられ、これらの印象の変化が音楽に対する好感度を上げるための手がかりとなることが期待される。

2. 関連研究

ユーザの好みの音楽を推薦することを目的とした研究については様々なものがある。荒川ら[2]は、ユーザが好きと感じる音楽からテンポや和音情報といった音響特徴量を抽出し、それらの特徴の類似度を算出することで、ユーザが好みに合いそうな音楽を推薦する手法を提案している。同様に、好みの音楽を推定する手法として、Bogdanov ら[8]による音楽のジャンル、アーティスト名、曲名などのメタデータを利用したものや、Levy ら[9]の音楽に付与されたソーシャルタグを利用したものがある。また、Koren らの研究[10]のように、音楽に対する嗜好が自身と類似したユーザを推定し、その類似するユーザが好む音楽を推薦するという手法も存在する。これらの研究は、音楽またはユーザの類似度がどれだけ正確に求められるかという点に着目しており、推薦された音楽に対するユーザの満足度までは考慮されていない。本研究は、推薦された音楽がユーザをより満足させるものを目指すという点でこれらの研究と異なる。

また近年、情報推薦に関する研究の中でも、推薦の正確性とは異なる観点で推薦システムを評価する研究が行われている。Herlocker ら[3]は、推薦されるアイテムがユーザにとって十分に予測可能であることを問題とし、推薦されたアイテムがユーザにとって未知であることを示す新規性や、ユーザにとって思いがけずよいものであることを示す意外性（セレンディピティ）などの指標によってシステムの評価を行うべきだと指摘している。また鬼頭ら[4]は、ユーザの好みのアーティストをもとに、類似するアーティストの音楽を推薦するシステムにおいて、アーティストがユーザ

にとって既知であるか、未知であるかを考慮した手法を提案している。大久保ら[5]は、推薦システムによって得られたユーザプロフィールを可視化することにより、ユーザに自身の嗜好についての「気づき」を与える手法を提案している。提案手法により、推薦の過程においてユーザがそれらの「気づき」を得ることで、推薦結果の精度とは別に、情報推薦の利用価値を向上させることが可能であるとしている。小柴ら[11]は、推薦結果に説得力を持たせることで、ユーザが推薦されたアイテムを受け入れやすくなることに注目している。この研究ではユーザへ説得力を示すため、推薦者の信頼度や類似度の度合いを可視化して提示している。石田ら[12]は、映画の推薦において、それらが推薦された理由を明示することで、推薦された映画に対する満足度を向上させる試みを行っている。これらの研究では、情報推薦システムの精度のみに着目するのではなく、ユーザの満足度を上げるための様々な方法を提案している。本研究ではそのようなアプローチの一つとして、プライミング効果を利用した音楽推薦システムについて考えるものである。

プライミング効果を情報科学の分野に利用した研究も近年行われている。山本ら[6]は情報検索において、ユーザが検索結果の信憑性について疑問を抱かないことを問題とし、情報精査の行動をプライミング効果によって引き起こす手法を提案している。ここでは、情報検索時にプライムとして情報精査を促すような単語（比較、調査、検証など）を提示することで、検索行動に変化が現れることを明らかにしている。また Morris ら[7]は、Web アンケートなどのマイクロタスク型のクラウドソーシングについて、プライミング効果を用いることでアンケート結果に影響を与える方法を調査している。アンケートに回答する際、画像や音楽といったプライムを与えることで、アンケートの結果が付与した画像や音楽に依存する傾向があることを証明している。本研究はこれらの研究と同様、情報科学の分野にプライミング効果を利用する研究のひとつとして、情報推薦の研究にプライミング効果を利用することを考える。まずその第一ステップとして、音楽の鑑賞においてプライミング効果の影響が現れるかについて調査するものである。

3. 実験システムおよびデータの設計

音楽鑑賞の直前にプライム情報を提示することによって、ユーザの音楽に対する印象がどのように変化するかを実験によって調査する。本章ではまず、後述する4章の予備実験および5章の本実験において使用する実験システムについて説明する。

3.1 システムの流れ

プライム情報によって、ユーザの音楽に対する印象がどのように変化するかを調査する音楽の印象評価実験を行うため、Web ページ内で音楽の鑑賞およびアンケートを行

える実験システムを実装した。実験システムの画面を図1、2に示す。図1のように、実験協力者は音楽の再生前に音楽のタイトル・作成者およびプライム情報を確認する。実験協力者には音楽を再生する前にこれらの情報を確認するよう指示した。プライム情報は音楽作成者の下段に提示される。提示するプライム情報の詳細については4章および5章で説明する。実験システムの中央に提示される再生ボタンを押すことで音楽が30秒間再生され、同時に図2のようなアンケートが表示される。音楽の再生終了後アンケートに回答し、ボタン操作を行うことで再び図1のような画面へ遷移し、次の音楽の再生が可能となる。これらの試行を繰り返し、音楽の印象評価データを収集する。



図1 再生画面

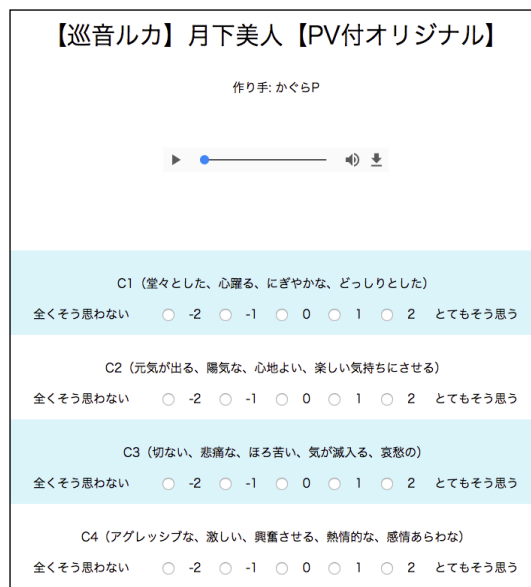


図2 アンケート画面

3.2 アンケート内容

音楽の印象を評価するため、8つの印象クラスを設定し、それぞれの印象についてのアンケートを行う。

8つの印象クラスは、音楽検索ワークショップであるMIREX[13]で用いられた5つの印象クラスと、Russelが提案したValence-Arousal空間[14]に加えて、大野ら[15]の研究を参考に「可愛い」という印象クラスを採用した。これらの8つの印象クラスについて、印象クラス名と、それぞ

れに対応する形容詞を表1に示す。アンケートは、C1からC6については-2(全くそう思わない)～+2(とても思う), Valenceについては-2(暗い気持ちになる, 悲しい)～+2(明るい気持ちになる, 楽しい), Arousalについては-2(穏やかな, 消極的な, 弱気な)～+2(激しい, 積極的な, 強気な)の5段階の評価とする。

また、これらの印象クラスとは別に、音楽に対する好感度についてもアンケートを行う。アンケート内容は好感度についても同様に、-2(嫌い)～+2(好き)の5段階の評価とした。

表1 アンケートに利用した8つの印象クラス

印象クラス名	印象を表す形容詞
C1 (堂々)	堂々とした, どっしりとした, 心躍る, にぎやかな
C2 (元気が出る)	元気が出る, 楽しい気持ちにさせる, 陽気な, 心地よい
C3 (切ない)	切ない, 悲痛な, ほろ苦い, 気が滅入る, 哀愁の
C4 (激しい)	アグレッシブな, 激しい, 興奮させる, 熱情的な, 感情あらわな
C5 (滑稽)	滑稽な, ユーモラスな, 面白げな, 奇抜な, 気まぐれな, いたずらっぽい
C6 (可愛い)	可愛い, 愛くるしい, 愛おしい, かわいい
Valence	明るい気持ちになる, 楽しい 暗い気持ちになる, 悲しい
Arousal	激しい, 積極的な, 強気な 穏やか, 消極的な, 弱気な

3.3 実験に使用する音楽

実験システムで使用する音楽について、全体的に印象の偏りがあった場合、印象の変化を正しく観測できない可能性がある。この印象の偏りを抑えるため、すでに印象が判明している音楽群から様々なバリエーションの音楽を選ぶ必要があると考えた。そこで、大野ら[15]が構築した印象評価データセット (<http://nkmr.io/mood/>) より音楽を選定する。この印象評価データセットは、ニコニコ動画にある「VOCALOID」タグの付与された音楽動画のうち、2012年8月時点で再生数の多い音楽動画の上位500件を対象とし、各音楽動画のサビ部分について、ユーザの音楽に対する印象を調査したものである。大野らの研究では音楽動画を対象としているが、データセット自体は音楽のみに対しても評価がなされていたため、本研究の実験システムにおいて

も利用可能である。

大野らのデータセットで利用されている印象は、実験システムで使用するアンケートの印象クラスと同様であり、500曲の音楽にはそれぞれ8つの印象値が付与されている。これらの印象値をもとに、k-means法によって500曲を50クラスに分類し、各クラスからランダムに2曲ずつ抽出された音楽（合計100曲）を実験システムで使用した。これにより、実験システムに用いる音楽群は印象において様々なバリエーションをもつこととなる。また、大野らはこれらの音楽について、サビの開始時点より30秒間を対象に印象評価を行っているため、実験システムでも同様にサビの開始時点から30秒間の音楽を聴かせることとした。

4. 予備実験

3章で説明した実験システムを用いて、プライミング効果による音楽の印象変化を調査するための実験を行う。ここではまず印象変化に有効なプライム情報の傾向を知るための予備実験を行う。

4.1 実験目的

1章でも述べたように、プライミング効果と印象の変化を対応付けることで、音楽に対する感情を任意に誘導できる可能性がある。そのため、どのようなプライム情報が、どのような印象に、どのような影響を与えるのかを明らかにする。また、プライム情報によって音楽に対する好感度がどの程度変化するかについても調査する。

4.2 候補となるプライム情報

実験では、印象に変化を与える可能性のあるプライム情報を提示し、それらによるユーザの音楽に対する印象の変化を観測する。ここで扱うプライム情報は、鑑賞する音楽に関係する情報であり、音楽鑑賞の直前に提示することで音楽の印象に変化を及ぼす可能性が高いと考えられるものである。予備実験ではプライム情報の候補として、音楽のテンポ・コード・歌詞・再生回数の4つを選定した。また、実験は音楽のサビ区間のみを対象に行うため、各プライム情報は音楽のサビ区間に対しての情報となっている。提示する各プライム情報の例を図3に示す。

テンポ	この曲のBPMは 129 bpm です
コード	最初の和音は C です
歌詞	~♪~ 空を白く染める光の雨 弾ける音が遅れて響く ~♪~
再生回数	この音楽の再生回数は 6003回 です
情報なし	何も提示しない

図3 提示するプライム情報の例

まず、テンポについては、BPMを抽出してそれを数値として提示する。このテンポ情報の取得には、音楽の自動解析を行うサービスである Songle (<http://songle.jp/>) を利用した。先行研究[16]より、音楽のテンポと印象には相関があることが明らかになっているため、音楽のテンポ情報を提示することで、印象に変化が起これと期待される。

次にコードについては、その音楽の再生部分で最初に奏でられる和音のコード名を提示する。コード情報の取得には、テンポ情報と同様に Songle を利用した。再生される最初の和音を提示することで、音楽の出だしに注意を向けさせ、集中して音を聴くことになり、その音をベースとした印象変容が起これと期待される。

また歌詞情報としては、今回再生する音楽部分に該当する歌詞を提示する。ここでは「VOCALOID 楽曲データベース」を用い、歌詞情報を取得した。なお、情報量を他のプライム情報と同程度にするため、歌詞が長い場合は50文字以内とした。歌詞には、その音楽をイメージする単語や感性語が多く含まれており、それらを事前に提示することで感性語に影響を受けると期待される。

最後に再生回数情報としては、動画共有サイト（ニコニコ動画）におけるその音楽の再生回数を提示する。なお、再生回数情報の取得にはニコニコ動画 API を利用した。再生回数はその音楽の人気を示す1つの指標であり、人気の度合いを事前に提示する事によって、音楽の印象評価が変化すると期待される。

4.3 実験設定

前節の4つのプライム情報が音楽の印象に及ぼす影響を実験によって明らかにするため、3章で説明した実験システムを用いて実験を行う。プライム情報については、4つのプライム情報に加えて、プライム情報を提示しない場合を含めた5種類のパターン（図3）を提示する。

実験協力者は20代の大学生15名であり、1人あたり100曲の音楽に対してアンケートへの回答を行った。また、提示されるプライム情報の種類についてはランダムに選ばれるものとした。

4.4 結果

実験では、実験協力者15名がそれぞれ100曲に対してアンケートに回答したため、合計で1,500件の回答を得た。また、プライム情報は5種類あるため、各プライム情報を提示した場合についての回答がそれぞれ300件存在する。

それぞれのプライム情報による印象の違いを比較したものを図4に示す。なお、横軸の値は各印象クラスについて、そのプライム情報を提示した場合の回答の平均値である。また、表2は4種類のプライム情報を提示した場合のアンケートの平均値と、プライム情報がなかった場合の平均値の差をそれぞれ求めたものである。また、値の変化の絶対値が0.1以上のものをオレンジ色で示している。なお、表のVはValenceを、AはArousalを示している。

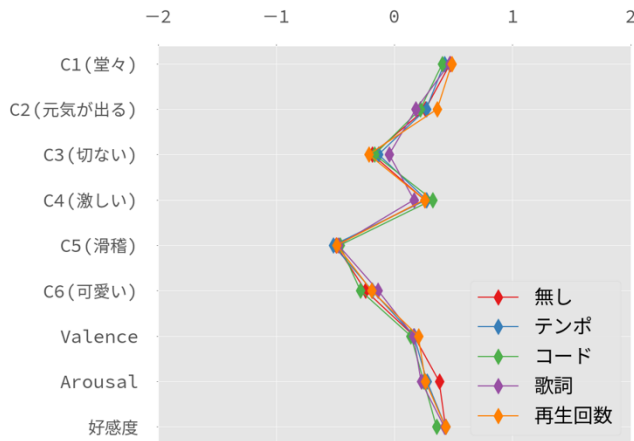


図4 各プライム情報による評価値の平均の比較

表2 各プライム情報による変化 (平均)

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	V	A	好感度
テンポ	-0.050	0.007	0.053	0.017	-0.023	0.057	0.000	-0.103	0.000
コード	-0.067	-0.043	0.020	0.067	0.033	-0.043	-0.027	-0.130	-0.077
歌詞	-0.007	-0.080	0.143	-0.090	0.020	0.107	-0.003	-0.153	-0.010
再生回数	0.013	0.100	-0.030	0.000	0.007	0.050	0.037	-0.117	0.000

表2の評価値の変化について、対応のないt検定を行ったが、有意水準5%では有意差が認められるものは存在しなかった。しかし、歌詞情報によってC3(切ない)、C6(可愛い)が上昇、再生回数情報によってC2(元気になる)が上昇しているなど、一部のプライム情報や印象においては、ユーザの音楽に対する印象に影響を与える傾向があることがわかる。これについては図4からも同様のことが言える。また、Arousalの値のみ、どのプライム情報を用いた場合でも0.1以上値が下がっていることがわかる。

4.5 考察

実験の結果より、4つのプライム情報による印象の変化について、十分な成果が得られなかった。特に、テンポ情報とコード情報については0.1以上の変化がArousalのみであり、ほとんどの印象で変化が起こらなかった。

ここで、変化が起こらなかった原因として、提示したプライム情報の内容が実験協力者に伝わっていなかった可能性が考えられる。テンポ情報およびコード情報については、情報を理解するための音楽に関する知識が必要であり、知識のないユーザには無意味な情報であったと考えられる。また、再生回数情報については、回数を他の音楽との比較ができないため、回数が多いのか少ないのか判断することが難しかったと考えられる。

以上より、プライム情報をユーザにとってより伝わりやすい情報にすることで、印象が変化する可能性が考えられる。

5. 本実験

4章の予備実験の結果より、テンポ・コード・再生回数の情報について、情報の内容が実験協力者に十分に伝わっていなかった可能性が考えられる。そこで、よりユーザに伝わりやすい情報を新しいプライム情報の候補とし、予備実験と同様の実験によって印象の変化を観測する。

5.1 実験目的

4章と同じく、音楽の印象に影響を与える可能性があるプライム情報を提示し、印象の変化を観測する。また予備実験において、提示される情報がユーザにとって伝わりづらい情報であったため、印象の変化が起こりにくかったことが考えられる。そこで、予備実験に用いたプライム情報をもとに、新たなプライム情報を考案し、改めてその効果を検証することにした。新しいプライム情報の候補として、音楽の人気に関する情報と音楽の雰囲気に関する情報の2つを検討する。さらに予備実験の結果より、歌詞情報が印象に変化を与える可能性が示唆されていたため、歌詞情報については再度実験によって調査を行う。

5.2 新しいプライム情報

ユーザに伝わりやすく、印象に変化を与える可能性のあるプライム情報として、新たに人気・雰囲気の2つの情報について検討する。提示する各プライム情報の例を図5に示す。

新しい情報

- 人気 この曲の人気度は **Aランク** です (評価はD~S)
- 雰囲気 この曲の雰囲気 **明るさ: ★★★★★ 激しさ: ★☆☆☆☆**
- 歌詞 ~♪~ 空を白く染める光の雨 弾ける音が遅れて響く ~♪~
- 情報なし 何も提示しない

図5 提示するプライム情報の例

予備実験で用いた再生回数情報は、比較できる情報がないため、その人気の規模について想像しづらいものであった可能性が考えられる。そこで再生回数情報をもとに、実験に用いた100曲の音楽についての、再生回数ランキングを作成し、それらを人気情報として提示する。実験で用いる100曲の音楽の中で、再生回数が多い順番にランク付けを行い、その順位を5段階のアルファベットのランク(高い順にS, A, B, C, D)で表現する。予備実験の再生回数情報と同様に、人気の度合いを事前に提示する事によって、音楽の印象評価が上昇または下降することが考えられる。特に、人気の有無が音楽の価値として評価される可能性があるため、アンケート項目の一つである好感度に影響が考えられる。

また雰囲気情報については、実験のアンケートでも用い

る Valence-Arousal 空間[14]をもとに、その音楽から感じられる印象をあらかじめ提示する。Valence は音楽の明るさ、Arousal は音楽の激しさを表すものであり、それらの度合いを5段階で表現する。提示する情報は、予備実験で得られた Valence-Arousal 空間についてのアンケート結果を利用する。あらかじめ明るさや激しさといった雰囲気伝えることで、それらに関連する印象の評価が上昇または下降することが考えられる。

5.3 実験設定

人気・雰囲気・歌詞の3つの情報の提示による、音楽の印象変化の傾向を実験によって明らかにするため、3章で説明した実験システムを用いて実験を行う。プライム情報については、3つのプライム情報に加えて、プライム情報を提示しない場合を含めた4種類のパターンを提示する。

実験協力者は20代の大学生18名であり、1人あたり200曲の音楽に対してアンケートへの回答を行った。また、提示されるプライム情報の種類についてはランダムに選ばれるものとした。

5.4 結果

実験では、実験協力者18名がそれぞれ200曲に対してアンケートに回答したため、合計3,600件の回答を得た。また、プライム情報は4種類あるため、各プライム情報を提示した場合についての回答がそれぞれ900件存在する。

それぞれのプライム情報による印象の違いを比較したものを図6に示す。なお、横軸の値は、各アンケート項目について、そのプライム情報を提示した場合の回答の平均値である。また、表3は3種類のプライム情報を提示した場合のアンケートの平均値と、プライム情報がなかった場合の平均値の差をそれぞれ求めたものである。例えば、表の値が0.1の場合は、そのプライム情報を提示した場合の評価値の平均がプライム情報を提示しなかった場合より0.1上昇しているという結果になる。また対応のないt検定を行い、有意水準5%で有意差が認められたものをオレンジ色で示している。なお、表のVはValenceを、AはArousalを示している。

図6より、プライム情報ごとの回答の平均値に大きな差は見られなかった。しかし表3より、雰囲気情報によってC3(切ない)が下降しC4(激しい)が上昇、歌詞情報によって好感度が上昇していることがわかる。

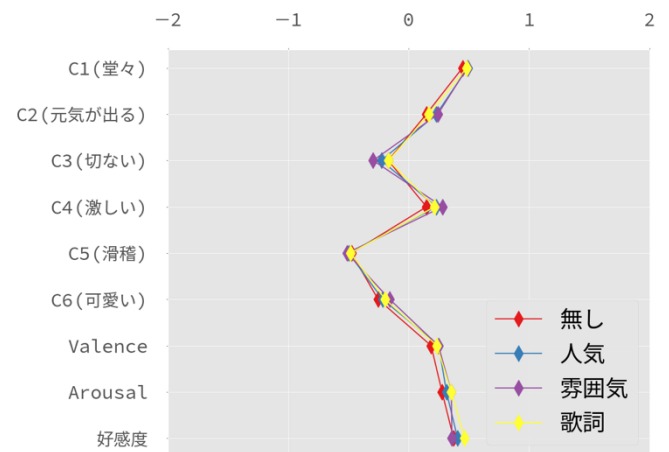


図6 各プライム情報による評価値の平均の比較

表3 各プライム情報による変化(平均)

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	V	A	好感度
人気	0.044	0.083	-0.057	0.081	-0.022	0.038	0.063	0.037	0.033
雰囲気	0.039	0.097	-0.126	0.133	-0.036	0.097	0.061	0.077	-0.013
歌詞	0.036	0.022	0.003	0.068	-0.007	0.059	0.049	0.076	0.092

また、人気・雰囲気の情報には5段階で表現されており、提示した内容ごとに印象の変化に違いがあった可能性がある。例えば人気情報について、人気を高く提示していた場合と、人気を低く提示していた場合では、それぞれ異なる印象の変化が観測されると考えられる。よって、人気・雰囲気情報のそれぞれについて、提示した内容の違いによる比較を行う。

人気情報については、人気の度合いをアルファベットのランク(S, A, B, C, D)で表現した。このうち、ランクA以上で提示されたものを高評価、ランクC以下で提示されたものを低評価とし、それぞれの場合における印象の変化を見る。実験で使用した100曲のうち、高評価・低評価の音楽はそれぞれ40曲ずつ存在した。

表4は、高評価・低評価の場合におけるアンケートの平均値と、情報を提示しなかった場合のアンケートの平均値の差をそれぞれ求めたものである。また対応のないt検定を行い、有意水準5%で有意差が認められたものをオレンジ色で示している。

表4より、人気情報が高評価の場合はC2(元気がでる)が0.175、Valenceが0.219、好感度が0.206上昇していることがわかる。しかし、人気情報が低評価の場合は、どの印象も変化が観測できなかった。

表 4 人気情報による印象の変化

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	V	A	好感度
高評価	0.089	0.175	-0.117	0.133	-0.047	0.075	0.219	0.031	0.206
低評価	-0.022	0.025	-0.061	0.050	-0.067	0.028	-0.028	0.039	-0.086

雰囲気情報については、音楽の明るさの情報と激しさの情報をそれぞれ5段階で提示した。このうち、提示される情報が4以上のものを高評価、2以下のものを低評価とし、それぞれの場合における印象の変化を見る。実験で用いた100曲のうち、明るさの情報については高評価が43曲、低評価が26曲であり、激しさの情報については高評価が57曲、低評価が22曲であった。

表5および表6は、明るさ・激しさの情報それぞれについて、高評価・低評価の場合におけるアンケートの平均値と、情報を提示しなかった場合のアンケートの平均値の差を求めたものである。また対応のないt検定を行い、有意水準5%で有意差が認められたものをオレンジ色で示している。

表5より、明るさ情報が高評価の場合はC4(激しい)が0.191、Valenceが0.137上昇した。また表6より、激しさ情報が高評価の場合はC4が0.201、Arousalが0.160上昇し、C3(切ない)が0.185下降した。また、明るさ、激しさのどちらの情報についても、低評価で提示した場合は印象の変化が見られなかった。

表 5 明るさの情報による印象の変化

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	V	A	好感度
高評価	0.106	0.093	-0.137	0.191	-0.021	0.101	0.137	0.119	0.039
低評価	-0.030	0.073	0.056	0.030	-0.098	0.184	-0.026	-0.043	0.056

表 6 激しさの情報による印象の変化

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	V	A	好感度
高評価	0.086	0.111	-0.185	0.201	-0.019	0.041	0.092	0.160	-0.025
低評価	-0.101	0.051	-0.076	-0.010	-0.020	0.086	0.051	-0.035	-0.061

6. 考察

6.1 人気情報による影響

人気情報を提示した場合と、情報を提示しない場合を比較したが、各印象について大きな変化は見られなかった。しかし、提示した情報に着目すると、人気情報が高く提示されている音楽は、C2(元気が出る)、Valenceおよび好感度が上昇することがわかった。

結果より、上昇が見られた印象はポジティブな印象を表すものが多く、人気情報を高く提示することでよりポジティブな音楽に聴こえていたと考えられる。特に、好感度が上昇していることより、人気があることを事前に伝えるこ

とによって、普段より良い音楽に聴こえる可能性が考えられる。また、人気情報を低く提示した場合には、どの印象にも変化が見られなかった。これについては、人気が高いという情報が、人気が高いという情報と比較した際に参考になる情報として見られていない可能性がある。つまり、人気が高いという情報の提示では、ユーザは期待を持って音楽を聴こうとする姿勢が生まれるが、人気が高いという情報を提示されたとしても、もともと馴染みのないジャンルの音楽に対する期待は高くないため、普段音楽を聴く姿勢とあまり変化がなく、好感度の下降もあまり起きなかったのではないかと考える。

6.2 雰囲気情報による影響

実験の結果、雰囲気の情報によってC3(切ない)が下降、C4(激しい)が上昇している。また、明るさの情報が高く提示されている場合、C4とValenceが上昇、激しさの情報が高く提示されている場合、C4とArousalが上昇し、C3が下降している。

以上より、明るさの情報によって明るさに関する印象に変化が、激しさの情報によって激しさに関する印象に変化があることがわかる。特に激しさの情報では、C3という激しさとは対称的な印象を下げる効果があった。これらは、事前にその音楽から受ける印象を伝えることで、その印象がより強調されて聴こえている可能性が考えられる。また、それぞれの情報を低く提示した場合には、印象の変化が起こらなかった。これは、印象が低いことよりも、印象が高いことを提示する方が、ユーザがよりその印象を意識して聴いているからだと考えられる。

また、提示した内容に関連する印象に影響があることから、明るさ・激しさとは異なる雰囲気に関する情報でも、印象に影響を与えられる可能性が考えられる。例えば、切なさの雰囲気を高く提示すれば、C3が上昇し、C4が下降する可能性がある。

6.3 歌詞情報による影響

歌詞情報により、音楽に対する好感度が上昇する傾向が見られた。ここで、好感度が上昇した音楽の中で、特に変化が大きかった音楽の歌詞を抽出する。

表7は、0.5以上の好感度の上昇が見られた6つの音楽の歌詞の一覧である。表7からは、悲しみを感じる歌詞や楽しさを感じる歌詞など、様々な印象を感じる歌詞が多く見られる。そのため、好感度が上がった音楽の歌詞について、文章のみでは規則性を見つけることができなかった。

歌詞の情報に合わせて、音楽自体の特徴が関係している可能性もある。例えば、歌詞から感じる印象と、実際に聴くメロディーの印象にギャップがあるなど、歌詞の特徴と音楽の特徴の組み合わせについても検討することで、好感度を向上させる方法を見つけられる可能性がある。

表 7 好感度の変化が大きかった音楽の歌詞

歌詞
I hate to love you like this So, I won't lo...
降り注ぐ雨が叩く壊れた星を 降り注ぐ雨が叩く 干上がる海を
それでも望む。指先伸ばせ。 繋がる手と手。溢れる光。
わたしライス定食たべにきた わたしライス定食たべにきた
I was dead ああーもうお別れだ。
出会ってしまうこと残酷でしょ 離れゆく「いたいよ」と叫ぶ声で

7. まとめと今後の展望

本研究では、音楽推薦の過程で推薦された音楽に対してユーザが価値を見出す機会を増やすことを目指し、プライミング効果による音楽に対する印象の変化を調査した。調査の結果、音楽の人気情報を高く提示することでよりポジティブな音楽に感じさせることが可能なこと、および雰囲気情報を提示することで関連する印象を強調させることが可能であることがわかった。

今回は音楽の雰囲気情報として明るさ・激しさの情報が印象に影響を与えることがわかったが、他の音楽の雰囲気を表す情報であっても印象の変化を起こすことができる可能性がある。そこで今後の研究において、音楽の雰囲気に関する様々な情報をプライム情報の候補として調査していく。

また、印象の変化について、評価値に 0.2 前後の変化しか起こっておらず、それほど大きな変化が観測できていないという問題がある。これらは提示するプライム情報に問題があると考えられるため、人気、雰囲気、歌詞以外のプライム情報についても検討する必要がある。また、今回はプライム情報を文字として表示していたが、情報を何らかの方法で可視化することで、文字以外のプライム情報を提示することも考えられる。こうした点についても今後取り組む予定である。

謝辞 本研究の一部は、JST ACCEL (Grant 番号 JPMJAC1602) の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 日本レコード協会：音楽メディアユーザー実態調査 2016 年度, <http://www.riaj.or.jp/f/report/mediauser/2016.html>, (2017/12/09 確認).
- [2] 荒川克憲, 小田川智, 松下文雄, 児玉泰輝, 塩田岳彦. 楽曲特徴量による嗜好音楽の解析. 情報科学技術フォーラム一般講演論文集, 2005, vol. 4, no. 2, p. 275-276.
- [3] Jonathan L. Herlocker, Joseph A. Konstan, Loren G. Terveen, and John T. Riedl. Evaluating collaborative filtering recommender systems. ACM Transactions on Information Systems(TOIS), 2004, vol. 22, no. 1, p. 5-53.
- [4] 鬼頭尚揮, 奥健太, 川越恭二. ユーザプロフィールからのセレンディピティな楽曲の分析. 第 8 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム論文集 (DEIM 2016), 2016, p. 3-

- 4.
- [5] 大久保和訓, 土方嘉徳, 西田正吾. 情報推薦におけるユーザプロフィール提示とユーザの気づきに関する調査. 知能と情報, 2013, vol. 25, no. 1, p. 511-523.
- [6] 山本祐輔, 山本岳洋. 批判的情報検索を促進するクエリプライミング. ARG Web インテリジェンスとインタラクション研究会, 2017, vol. 10.
- [7] Morris R, Dontcheva M and Geber E. Priming for Better Performance in Microtask Crowdsourcing Environments. IEEE Internet Computing, 2012, vol. 16, no. 5, p. 13-19.
- [8] D. Bogdanov, M. Haro, F. Fuhrmann, E. Gomez, and P.Herrera. Content-based music recommendation based on user preference examples. The 4th ACM Conference on Recommender Systems. Workshop on Music Recommendation and Discovery, 2010.
- [9] M. Levy and M. Sandler. Music information retrieval using social tags and audio. IEEE Transactions on Multimedia, 2009, vol. 11, no. 3, p. 383-395.
- [10] Y. Koren, R. Bell, C. Volinsky. Matrix factorization techniques for recommender systems. IEEE Computer, 2009, vol. 42, no. 8, p. 30-37.
- [11] 小柴等, 相原健郎, 小田朋宏, 星孝哲, 松原伸人, 森純一郎, 武田英明. 説得性に基づく情報推薦手法の提案: 送り手の属性に着目したモデルと検証. 情報処理学会論文誌, 2010, vol. 51, no. 8, p. 1452-1468.
- [12] 石田雄登, 打矢隆弘, 内匠逸. 内容に即した推薦文を提示する映画推薦システム. マルチメディア・分散・協調とモバイル (DICOMO2016) シンポジウム, 2016, p. 1621-1627.
- [13] Hu, X., Downie, J., Laurier, C., Bay, M. and Ehmann, A.. The 2007 MIREX audio mood classification task: Lessons learned, Proc. 9th International Conference on Music Information Retrieval, 2008, p. 462-467.
- [14] Russell, James A. A circumplex model of affect, Journal of Personality and Social Psychology, 1980, vol. 39, no. 6, p. 1161-1178.
- [15] 大野直紀, 土屋駿貴, 中村聡史, 山本岳洋. 独立した音楽と映像に対する印象評価からの音楽動画の印象推定手法. DEIM Form 2016 E3-5, 2016, p. 1-8.
- [16] 倉島研, 金地美知彦, 畑山俊輝. 楽曲の印象と好みに与えるテンポの影響. 情報処理学会研究報告音楽情報科学, 2004, vol. 111, p. 125-130.