

# Kiite Cafe: 同じ楽曲を同じ瞬間に楽しんで 「好き」が伝わる音楽発掘カフェ

佃 洗摂<sup>1,a)</sup> 石田 啓介<sup>1,b)</sup> 濱崎 雅弘<sup>1,c)</sup> 後藤 真孝<sup>1,d)</sup>

**概要:** 本稿では、人々が Web 上で集まって同じ瞬間に同じ楽曲を聴きながら、リアルタイムにコミュニケーションが取れる音楽発掘カフェ「Kiite Cafe」を提案する。この Web サービスでユーザが楽曲を聴取する体験は、(i) 各ユーザの楽曲に対する「好き」という反応が可視化される、(ii) Kiite Cafe で再生される楽曲はユーザの好みの楽曲から選択される、という 2 つのアーキテクチャによって特徴づけられる。これらのアーキテクチャによって、ユーザは対面で一緒に楽曲を聴いているかのように、他のユーザとの社会的繋がりを感じたり、自分の好きな楽曲を他者に紹介する喜びを感じたりできる。さらに、Kiite Cafe のアーキテクチャによって (1) 再生中の楽曲に対して「好き」を伝えることの動機づけ、(2) 多様な楽曲を好きになる機会の獲得、(3) キュレータとしての貢献、という 3 つの体験がユーザにもたらされる。1,760 名の Kiite Cafe ユーザによる約 5 ヶ月間の行動を分析することで、これらの体験を通して生まれる、ユーザにとってポジティブな影響を定量的に示す。

## 1. はじめに

一人で音楽を聴く場合とは異なり、他の人と一緒に音楽を聴くことには、他者との社会的繋がりを感じたり、自分の好きな楽曲を他者に聴いてもらう喜びを感じたりできるという価値がある。例えば、前者の価値はライブコンサートに参加して他の聴衆と一緒に音楽を楽しむことで享受でき [1], [2], 後者の価値は好きな楽曲を他者に会って紹介することで享受できる [3], [4], [5].

様々な社会的情勢や地理的な遠さなどが原因となって、他の人と一緒に同じ楽曲を聴くことができず、これらの価値を享受できないという状況は珍しくない。ライブコンサートに参加する代わりに、テレビやラジオ、Web のストリーミング配信などを通して多くの人々が同時に同じ楽曲を聴くことはできる。しかし、前者の価値を享受するには、音楽を聴いて楽しんでいる様子（楽曲に対する反応）が互いに見えるように聴衆が同じ場所に集まる必要があるため、これらのメディアでは代替手段にはなりづらい。同様に、他者に会って好きな楽曲を紹介する代わりに、YouTube に投稿されている楽曲のミュージックビデオの URL を Twitter や Facebook などの SNS に投稿して紹介

することはできる。しかし、たとえ多くの SNS ユーザがその投稿に「いいね」などで反応したとしても、それらのユーザが本当に投稿した楽曲を聴いて好きになったという保証はない。後者の価値を享受するには、紹介した楽曲に反応した人が確かにその楽曲を聴いたとわかる必要がある。

そこで本稿では、これらの価値を享受しやすくする Web サービスとして、物理的には異なる場所にいる人々がオンラインで集まって同じ楽曲を同じ瞬間に楽しめる音楽発掘カフェ「Kiite Cafe」\*<sup>1</sup>を提案する。Kiite Cafe は (i) 各ユーザの楽曲に対する「好き」という反応が可視化される、(ii) Kiite Cafe で再生される楽曲はユーザの好みの楽曲から選択される、という 2 つのアーキテクチャを持つ点に特徴がある。これらのアーキテクチャによりもたらされるユーザ体験が直感的に理解できるように、以下では Kiite Cafe のユーザである「エマ」が Kiite Cafe を利用する様子を例として記述する。

ある日エマが Kiite Cafe にアクセスすると、14 名のユーザが Kiite Cafe に滞在していた。各ユーザは自身で設定したアイコンによって区別できるようになっている。エマを含む全てのユーザは、自動的に選曲されて再生される楽曲と一緒に聴いている。再生中の楽曲はエマの日頃の音楽の好みとは違っていたが、エマはその楽曲を聴いているうちに好きになったので自分の「お気に入り」に楽曲を登録した。新しく好きな楽曲に出会うことができたので、エマは

<sup>1</sup> 産業技術総合研究所  
a) k.tsukuda@aist.go.jp  
b) ksuke-ishida@aist.go.jp  
c) masahiro.hamasaki@aist.go.jp  
d) m.goto@aist.go.jp

\*<sup>1</sup> <https://cafe.kiite.jp>

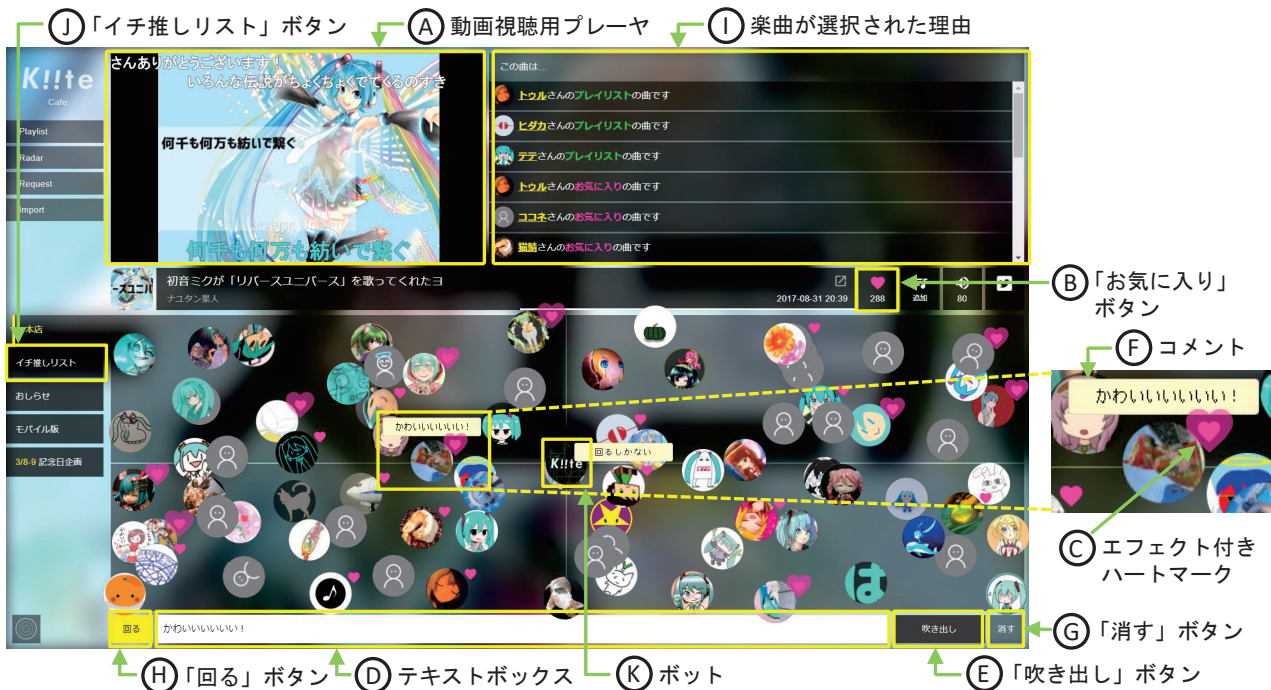


図 1 Kiite Cafe のスクリーンショット。

Kiite Cafe で多様な楽曲を聴けてよかったと思った。楽曲をお気に入りに登録すると、アーキテクチャ (i) によってエフェクト付きのハートマークがエマのアイコンの右上に表示され、エマがその楽曲を好きになった様子が可視化された。他のユーザも再生中の楽曲を楽しんでいる様子が可視化されているのを見て、エマは他のユーザとの社会的な繋がりを感じられた。しばらくすると、エマが過去にお気に入りに登録した楽曲がアーキテクチャ (ii) によって選ばれ、Kiite Cafe で流れ始めた。楽曲が流れている最中に、あるユーザのアイコンにハートマークが表示されたことにエマが気づいた。他のユーザも次々と自身の「お気に入り」に楽曲を登録し、最終的に 8 名のユーザのアイコンにハートマークが表示された。こうしてアーキテクチャ (i) により、エマは自分の好きな楽曲を他のユーザが好きになる瞬間を見ることができた。自分がキュレータ (本稿では「付加価値を与える紹介・共有をする人」という意味で用いる) として貢献できたことにエマは喜び、自分の好きな他の楽曲も Kiite Cafe のユーザに聴いてほしいと思った。こうしてエマは、他のユーザの好きな楽曲を聴きながら、自分の別のお気に入りの楽曲が選ばれて再生されるのを楽しみに待つことにした。

本研究の貢献を以下にまとめる。

- 他のユーザとの社会的繋がりを感じたり、自分の好きな楽曲を他者に紹介する喜びを感じたりしながら、人々が Web 上で集まって同じ瞬間に同じ楽曲を聴くための 2 つのアーキテクチャを提案した。
- 提案する 2 つのアーキテクチャを備えた Web サービス Kiite Cafe を開発して公開した。

- Kiite Cafe により提供されるユーザ体験として (1) 再生中の楽曲に対して「好き」を伝えることが動機づけられる、(2) 多様な楽曲を好きになる機会が獲得できる、(3) キュレータとして貢献できる、という三点があることを整理した。さらに、それらの体験を通してユーザにもたらされるポジティブな影響も提唱した。
- Kiite Cafe のログを分析することで、提唱した影響が実際にもたらされていることを定量的に示した。具体的には、ユーザは (1) Kiite Cafe に滞在しているユーザが多くなるほど積極的に楽曲への反応を発信し、(2) 一人で楽曲を聴くときよりも Kiite Cafe で楽曲を聴くときの方がより多様な楽曲に反応し、(3) キュレータとしての貢献が大きくなるほど Kiite Cafe の滞在時間が長くなる、ということを示した。

## 2. Kiite Cafe の概要

Kiite Cafe は、膨大な楽曲の中から好みの楽曲を効率よく探索して出会うことができる音楽発掘サービス「Kiite」\*2 上の一機能として提供されている。以下では、まず Kiite Cafe に関連する Kiite の機能を紹介し、次に Kiite Cafe の概要を述べる。

### 2.1 Kiite

Kiite では、動画コミュニティサービス「ニコニコ動画」\*3 上の歌声合成楽曲を対象としている。ニコニコ動画では、VOCALOID [6] などの歌声合成ソフトウェアを用

\*2 <https://kiite.jp>

\*3 [https://www.nicovideo.jp/video\\_top](https://www.nicovideo.jp/video_top)

いて、オリジナル楽曲を創作して公開するという活動がアマチュアやプロを問わず活発である。2021年8月の時点で、35万曲以上のそうした楽曲をKiite上で再生できる。ニコニコ動画では全ての楽曲は楽曲動画として公開されており、Kiite上で楽曲を聴く際は動画視聴用プレーヤ（ニコニコ動画が提供する外部プレーヤ）を用いて楽曲動画が再生される。

Kiiteでは、音楽印象分析に基づき楽曲を探索して絞り込む機能や、多数の楽曲のサビ区間だけを次々と試聴する機能などを提供しており、これによりユーザは好みの楽曲を効率的に見つけることができる。Kiiteにユーザ登録することで、ユーザはアイコンの設定、「お気に入り」への楽曲の登録、プレイリストの作成、他のユーザが作成したプレイリストの聴取などが可能になる。

## 2.2 Kiite Cafe

Kiite Cafeのスクリーンショットを図1に示す。ユーザがKiite Cafeにアクセスすると、「バーチャルカフェ空間」と名付けた二次元平面上のランダムな位置に、そのユーザのアイコンが既にアクセス中のユーザのアイコンとともに表示される。全てのユーザは、動画視聴用プレーヤ(図1(A))を通して同じ瞬間に同じ楽曲を聴く。1章で述べたように、Kiite Cafeは(i)各ユーザの楽曲に対する「好き」という反応を可視化、(ii)ユーザの好みの楽曲から再生する楽曲を選択、という2つのアーキテクチャを持つ。以下で、この2つのアーキテクチャの詳細を述べる。

### 2.2.1 アーキテクチャ (i) : 楽曲に対する「好き」という反応を可視化

Kiite Cafeでは、楽曲に対する「好き」という気持ちを伝えるために、楽曲に対する反応を可視化する4種類の機能を実現し、ユーザ同士が同じ楽曲を聴きながらリアルタイムにコミュニケーションを取ることを可能にしている。

**お気に入り登録.** 再生中の楽曲を好きになったユーザは、「お気に入り」ボタン(図1(B))を押すことでその楽曲を自身のお気に入りに登録できる。ボタンを押したユーザのアイコンの右上には、再生中の楽曲が終わるまでの間、エフェクト付きのハートマークが表示される(図1(C))。これにより、ユーザは再生中の楽曲に対する「好き」という気持ちを表現できるだけでなく、その楽曲を新たに好きになった他のユーザが一目でわかるようになる。再生中の楽曲を既にお気に入りに登録済みのユーザには、エフェクトの無いハートマークがアイコンの右上に表示される。

**コメント.** テキストボックス(図1(D))にコメントを入力して「吹き出し」ボタン(図1(E))を押すことで自分のアイコンの上にコメントを90秒間表示できる(図1(F))。「消す」ボタン(図1(G))を押すことで、表示中のコメントを手動で消すこともできる。この機能を使うことで、ユーザは楽曲に対する印象や気持ちを表現したり、ユーザ同士

で簡単なコミュニケーションを取ったりできる。

**回転.** 「回る」ボタン(図1(H))を押すことで自分のアイコンを回転させることができる。一度ボタンが押されると、再生中の楽曲が終わるまでの間、時計回りに一定の速度でアイコンが回転する。ボタンを再度押すことで、手動で回転を止めることもできる。楽曲に対する「好き」という気持ち、高まった気持ちを表現するためなどにこの機能は便利だが、ユーザが創意工夫しながら好きなように回転機能を使えるように、どういったときに回転すればよいかなどの説明はKiite Cafe側では意図的にアナウンスしていない\*4。

**移動.** バーチャルカフェ空間の任意の位置をクリックすることで、自分のアイコンを好きな位置に移動させることができる。移動する際には、始点から終点まで一定の速度で一直線に移動する様子がアニメーションで表示される。Kiite Cafeでは、バーチャルカフェ空間の各象限や軸の意味はアナウンスしておらず、回転機能と同様に、移動機能をどのように使うかはユーザに委ねている。

### 2.2.2 アーキテクチャ (ii) : ユーザの好みの楽曲から再生する楽曲を選択

$U$  を Kiite Cafe にアクセス中のユーザ集合とする。各ユーザ  $u \in U$  について、 $u$  のお気に入りまたは  $u$  の作成したプレイリストに含まれる楽曲 ( $u$  の「好みの楽曲」と呼ぶ) の集合を  $S_u$  で定義する。Kiite Cafe で再生される楽曲は  $\bigcup_{u \in U} S_u$  で表される楽曲集合から選ばれる。再生中の楽曲が終わるまでに、次の再生楽曲の選択処理が自動的に実行される。その処理では、第一段階でユーザを選択し、第二段階で選択されたユーザの好みの楽曲から再生する楽曲を選択する。

第一段階において、選択されるユーザにバイアス(偏り)が存在すれば、最終的に選択される楽曲にもバイアスが生じ、再生される楽曲の多様性が失われる可能性がある。また、自分の好みの楽曲が全く選択されないことに対して不満を持つユーザが出てくる可能性もある。こうした問題を解決するため、ランダムではあるが公平にユーザを選択するアルゴリズムを実現した。そのアルゴリズムにより第一段階で選ばれたユーザを  $u$  とする。第二段階で  $S_u$  からランダムに楽曲  $s$  が選ばれると、「 $u$  さんのプレイリストの曲です」のようにその楽曲が選ばれた理由が表示される(図1(I)の1行目)。楽曲  $s$  が他のユーザの好みの楽曲にも含まれている場合、その情報も表示される(図1(I)の2行目以降)。これにより、 $u$  以外のユーザも自分の好みの楽曲が再生されていることに気づきやすくなる。さらに Kiite Cafe では、「イチ推しリスト」ボタン(図1(J))を押すこ

\*4 実際に多くの Kiite Cafe ユーザがこの回転機能を活用して積極的に気持ちを表現しており、Kiite Cafe 発祥の「この曲は回れる」という新たな表現が将来の音楽文化の中で普及することを我々は期待している。



とで、ユーザが自身の作成したプレイリストの一つを「イチ推しリスト」として設定できる。第一段階で選択されたユーザがイチ推しリストを設定していたら、第二段階ではイチ推しリスト内の楽曲が優先的かつランダムに選択される。イチ推しリストを設定することで、ユーザは他のユーザに聴いてほしい楽曲を指定できる。

Kiite Cafe の楽曲選択アルゴリズムは一例であり、ユーザと楽曲の選択の公平性が満たされていれば、他のアルゴリズムを用いてもよい。すなわち、使用しているアルゴリズム自体は本稿の本質ではない点に注意されたい。本稿の本質は、2つのアーキテクチャと、それらがもたらす音楽聴取における新たなユーザ体験（3章で詳述）にある。

Kiite Cafe には、「AIST Playlist Bot」と名付けたボットが常に滞在している（図 1<sup>Ⓔ</sup>）、最新の人気楽曲も「発掘」されやすくしている。このボットは、ニコニコ動画における日毎および週毎の VOCALOID 楽曲の人気度ランキングを元に、プレイリストを定期的に作成している。そして楽曲の選択処理の中で、ボットは他のユーザと同等に扱われる。そのため、ボット以外のユーザが一人しか Kiite Cafe に滞在していないような場合でも、そのユーザはボットのプレイリストに含まれる最新の人気楽曲を聴きながら好きな楽曲を見つけることが可能である。ただしボットは、2.2.1 項で述べた機能を使用して再生中の楽曲に反応を示すことはない。

### 3. ユーザ体験とその効果

提案したアーキテクチャによって、ユーザが他のユーザとの社会的繋がりを感じたり、自分の好きな楽曲を他者に紹介する喜びを感じたりできるようになることは 1 章で述べた。それらに加えて、本アーキテクチャにより 3 つのユーザ体験が提供できると我々は考えている。本章では 3 つのユーザ体験と、それらがユーザにもたらす効果について議論する。

#### 3.1 再生中の楽曲に対して「好き」を伝えることの動機づけ

複数のユーザが同じ楽曲を同じ瞬間に聴くことを可能にするために取り組まれてきた従来の研究では、楽曲の選択過程の可視化や楽曲の選択手法の提案に重きが置かれてきた [7], [8], [9], [10], [11]。再生中の楽曲に対する聴衆の反応の集約結果（「好き」と「嫌い」それぞれの総数）を表示するシステム [12] など提案されたが、各ユーザの楽曲に対する「好き」という思いの可視化は注目されてこなかった。Kiite Cafe では、2.2.1 項で述べた機能を用いて「自分がこの楽曲が好きだ」という思いを可視化して共有できるようにすることで、再生中の楽曲に対して「好き」という思いをユーザが明示的に伝えることを動機づけている。その結果、より多くのユーザが Kiite Cafe に集まるほど、「好

き」を伝える意義が大きくなり、より積極的に「好き」を伝えるようになることが期待できる。長期的には、こうした能動的な音楽鑑賞を通して、人々の音楽の聴き方がより多様で豊かになること [13] につながると考えられる。

#### 3.2 多様な楽曲を好きになる機会の獲得

複数のユーザが同じ楽曲を同じ瞬間に聴く際には、できるだけ多くのユーザの音楽的好みと合致する楽曲を選択することが一般的である [7], [9], [14]。このアプローチは、短期的にはユーザの満足度の向上に寄与するかもしれないが、フィルターバブルによりもたらされる問題 [15], [16] で知られるように、長期的にはユーザの音楽的な興味を狭める可能性もある。一方 Kiite Cafe では、様々なユーザの好みの楽曲から選択されるため、再生された楽曲が多くのユーザの好みと合致するとは限らない。しかし、多様な楽曲を聴くことで、それまでの好みと完全には一致していない意外な楽曲 [17] も好きになる機会を得られる。つまり、ユーザが一人で聴いて好きになる楽曲よりも、Kiite Cafe で聴いて好きになる楽曲の方が多様性が高くなることが期待できる。長期的には、こうした体験をすることがユーザの音楽的な興味を広げることにつながると考えられる。

#### 3.3 キュレータとしての貢献

アーキテクチャ (ii) によって、ユーザ  $u$  の好みの楽曲が選択され、Kiite Cafe で再生されたとする。アーキテクチャ (i) により、 $u$  は自分の好きな楽曲を他のユーザが好きになる瞬間（例えば、他のユーザがお気に入り登録してエフェクト付きのハートマークが表示される瞬間）を見ることができる。それと同時に、これらのアーキテクチャは任意のユーザが、他のユーザにとってキュレータとしての役割を持つことも実現している。自分の好みの楽曲が再生されたことで、キュレータとして貢献できることの喜びを体験したユーザは、自分の他の好みの楽曲が再度選ばれることが楽しみになり、Kiite Cafe の滞在時間が長くなることを期待できる。キュレータとして活動することで、より多くの楽曲を聴いたり、キュレーション用のプレイリストを作成したりと、音楽の聴取行動が活発になることが報告されている [18]。したがって、長期的には、この体験がユーザの音楽の聴取行動を活性化できると考えられる。

### 4. 実験

我々は Kiite Cafe を、2020 年 8 月 5 日に正式に一般公開した。本章では、3 章で述べた Kiite Cafe により期待される 3 つの効果について検証するために、2020 年 8 月 5 日から 2021 年 1 月 14 日までのユーザの利用ログを匿名化して分析する。この期間に Kiite Cafe にアクセスしたユニークユーザ数は 1,760 であり、お気に入り登録、コメント、

回転, 移動の機能の使用回数は, 29,127, 9,826, 59,983, 45,353 であった。

#### 4.1 楽曲に対するユーザの反応頻度

各ユーザが Kiite Cafe で楽曲に対する「好き」という反応を発信できるようになった結果として, Kiite Cafe に滞在しているユーザ数が増えるほど, より頻繁に反応を発信するようになることが期待される (3.1 節). これを検証するために, 「Kiite Cafe に滞在しているユーザ数の増加に伴い, ユーザはより頻繁に楽曲への反応を発信するようになるか」という疑問に答える (RQ1).

##### 4.1.1 実験設定

本実験では  $R = \{ \text{お気に入り登録, コメント, 回転, 移動} \}$  の 4 種類の反応を対象とした. まず, 再生された各楽曲について, 楽曲  $s$  が再生され始めた時点で Kiite Cafe に滞在している, ポットを除くユーザの集合  $U_s$  を取得した. そのユーザ数 ( $|U_s|$ ) に応じて, 楽曲を 4 つのカテゴリに分類した ( $C_1: 1 \leq |U_s| \leq 5, C_2: 6 \leq |U_s| \leq 10, C_3: 11 \leq |U_s| \leq 15, C_4: 16 \leq |U_s|$ ). RQ1 に回答するため, 各反応について, 反応を発信したユーザの割合をカテゴリ間で比較した. 以下で詳細を述べる.

$C_i (1 \leq i \leq 4)$  に含まれる楽曲のリストを  $S_{C_i}$  とする\*5. 楽曲  $s \in S_{C_i}$  と反応  $r \in R$  が与えられたときの,  $s$  に対して反応  $r$  を発信したユーザの集合を  $U_s^r$  とすると, そのユーザの割合は  $ratio(s, r) = \frac{|U_s^r|}{|U_s|}$  で求められる. 最後に,  $S_{C_i}$  の全楽曲における割合の平均を次式により求める.

$$avgratio(S_{C_i}, r) = \frac{1}{|S_{C_i}|} \sum_{s \in S_{C_i}} ratio(s, r). \quad (1)$$

##### 4.1.2 実験結果

図 2 に結果を示す. 視認性を高めるため, 各反応での  $avgratio(S_{C_i}, r)$  の値は  $avgratio(S_{C_1}, r)$  の値で正規化している. いずれの反応でも, Kiite Cafe の滞在ユーザ数が増加するにつれて, 反応を発信するユーザの割合は単調に増加していた. 「お気に入り登録」機能は, ユーザが楽曲をお気に入りに登録するために使われていることは自明であるため, 以下では他の 3 つの機能の使われ方を考察する.

「回転」機能に関しては, Kiite Cafe ではその使用目的を敢えて説明していなかったが, Twitter に投稿された Kiite Cafe ユーザのツイート进行分析すると, 多くのユーザが盛り上がりや興奮の感情を表現するために機能を使用していることがわかった\*6. 次に, 「移動」機能について言及しているツイートを分析することで, 主に 2 つの目的で使用されていることが明らかになった. 1 つ目は, 楽曲に合わせてダンスをするかのようにアイコンを移動させ続けるという

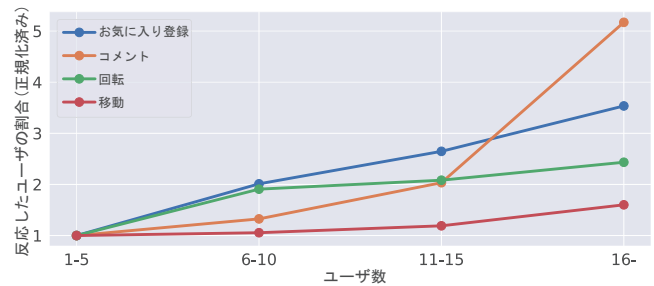


図 2 ユーザ数と反応を示したユーザの割合の関係.

ものであった. 2 つ目は, バーチャルカフェ空間の左上のスペース, つまり動画視聴用プレーヤ付近を, ライブコンサート会場における観客席の最前列のようにみなして, 好きな楽曲が流れ始めるとそこに移動するというものであった. こうした文化がユーザによって生み出されてユーザの間に自然に広がったことは興味深い. 最後に「コメント」機能について述べる. Kiite Cafe で再生された楽曲の長さは平均 237 秒であったが, 10.1% のコメントは楽曲の再生が始まってから 15 秒以内に投稿されていた. そのようなコメントには, ユーザが自身の好きな楽曲が再生されたことに対する喜びを表すもの (「うおおお」や「キター!」など) が多く見られた. これは, ライブコンサートにおいて好きな楽曲の演奏が始まったときに聴衆が盛り上がる現象に似ている.

以上のことから, 3 つのいずれの機能も楽曲に対するポジティブな感情を表現するために使われることが多いという点で, 「好き」を伝えるために使われているといえる. また, ユーザ数が増えるにつれて, ユーザは盛り上がっている気持ちをより表現するようになり, ライブコンサートに参加しているかのような振る舞いをすることも明らかになった.

#### 4.2 「好き」という反応を発信した楽曲の多様性

Kiite Cafe ではユーザの好みに合致する楽曲が常に再生されるとは限らないため, ユーザはより多様な楽曲に対して「好き」という反応を発信することが期待される (3.2 節). これを検証するために, 「Kiite Cafe の利用前に比べて, 利用後の方がユーザはより多様な楽曲に対して反応を示すか」という疑問に答える (RQ2).

##### 4.2.1 実験設定

ユーザ  $u$  が初めて Kiite Cafe にアクセスした日時を  $t_u$  とする. Kiite Cafe を利用し始める前, つまり  $t_u$  より前に  $u$  のお気に入りに登録された楽曲は,  $u$  の本来の音楽的好み が反映された楽曲であると仮定する. そのような楽曲集合を  $S_u^{orig}$  とする. 2.1 節で述べた Web サービス Kiite は 2019 年 8 月 30 日に一般公開されており,  $S_u^{orig}$  は Kiite 上のログから収集した. また,  $u$  が Kiite Cafe で反応  $r$  を発信した楽曲は, Kiite Cafe を利用し始めた後の  $u$  の音楽的

\*5 Kiite Cafe では同じ楽曲が複数回再生されうるため,  $S_{C_i}$  にも同一楽曲が複数回出現しうる.

\*6 Kiite Cafe の特定の機能に言及している Twitter ユーザは, Kiite Cafe ユーザであると仮定した.

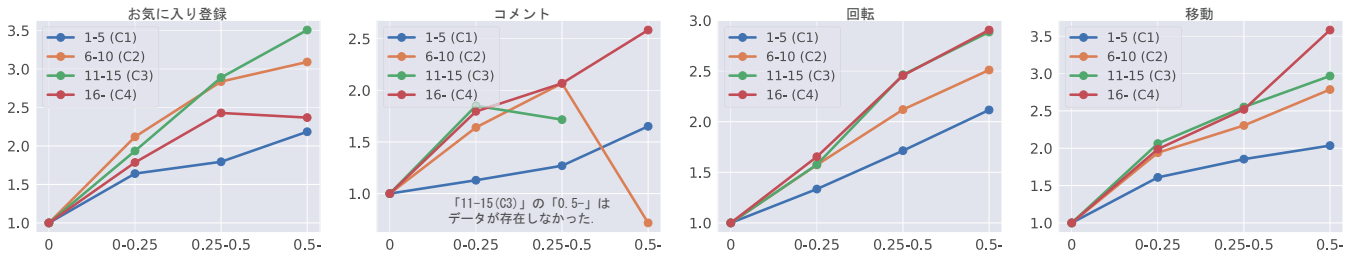


図 3 反応を発信したユーザの割合 (X 軸) と正規化された滞在時間 (Y 軸) の関係。

表 1 ユーザが「好き」という反応を示した楽曲の多様性の比較.

反応 $r$	$ U^r $	$avgdiv(S_u^{org})$	$avgdiv(S_u^r)$	p 値
お気に入り登録	130	10.493	10.960	$1.99 \times 10^{-6}$
コメント	56	10.384	10.920	$4.40 \times 10^{-3}$
回転	118	10.502	10.918	$5.80 \times 10^{-6}$
移動	110	10.559	11.050	$8.21 \times 10^{-9}$

好みが反映された楽曲であると仮定し,  $S_u^r$  で表す. **RQ2** に答えるため, 各反応について,  $S_u^{org}$  内の楽曲の多様性と  $S_u^r$  内の楽曲の多様性を比較した. 以下で詳細を述べる.

楽曲集合の多様性は intra-list diversity [19] を用いて求めた.  $S_u^{org}$  の場合, 次式により求められる.

$$div(S_u^{org}) = \frac{\sum_{s_i \in S_u^{org}} \sum_{s_j \in S_u^{org} \setminus \{s_i\}} dist(s_i, s_j)}{|S_u^{org}|(|S_u^{org}| - 1)}. \quad (2)$$

ここで,  $dist(s_i, s_j)$  は楽曲  $s_i$  と  $s_j$  の音響特徴ベクトル [20] 間のユークリッド距離である. 多様性の比較結果の信憑性を高めるため, 各反応  $r$  について  $S_u^{org}$  と  $S_u^r$  の両方に 10 件以上の楽曲が含まれるユーザを比較の対象とした\*. そのようなユーザの集合を  $U^r$  とすると, 反応  $r$  における  $S_u^{org}$  および  $S_u^r$  の平均値は次式により求められる.

$$avgdiv(S_u^{org}) = \frac{1}{|U^r|} \sum_{u \in U^r} div(S_u^{org}). \quad (3)$$

$$avgdiv(S_u^r) = \frac{1}{|U^r|} \sum_{u \in U^r} div(S_u^r). \quad (4)$$

#### 4.2.2 実験結果

表 1 に結果を示す. 全ての反応で, Kiite Cafe の利用前に比べて, 利用後の方が反応を示した楽曲の多様性が有意に高くなっていた. この結果から, ユーザの日頃の音楽的好みとは異なる楽曲を新たに好きになる場を提供できているという点においても, Kiite Cafe の有用性が示された.

### 4.3 Kiite Cafe の滞在時間

Kiite Cafe ではキュレータとして貢献することの喜びをユーザが体験できるため, 貢献が大きくなるほど滞在時間が長くなることが期待される (3.3 節). これを検証するために, 「ユーザの好みの楽曲が再生された際に反応を発信するユーザの割合が高くなるほど, そのユーザの Kiite Cafe の滞在時間は長くなるか」という疑問に答える (**RQ3**).

\*7 Kiite Cafe のベータ版を 2020 年 5 月 1 日に公開したため, 2020 年 5 月 1 日から 2020 年 8 月 4 日の間に Kiite Cafe に初めてアクセスしたユーザは本実験では対象外とした.

#### 4.3.1 実験設定

ユーザ  $u$  の Kiite Cafe へのアクセス開始から滞在終了までの期間を  $u$  のセッションと定義する. ユーザ  $u$  の  $k$  番目のセッションで  $u$  の好みの楽曲が 3 曲選ばれて再生され, 各楽曲に対して Kiite Cafe に滞在しているユーザの 0%, 40%, 16% が反応  $r$  を発信したとする. 反応を発信したユーザのパーセンテージの最大値 (この例の場合 40%) が  $u$  の滞在時間に影響を与えると仮定し, セッション内の  $ratio(s, r)$  (4.1.1 項で定義) の最大値に応じてセッションを 4 つのカテゴリに分類した ( $G_1: ratio(s, r) = 0$ ,  $G_2: 0 < ratio(s, r) \leq 0.25$ ,  $G_3: 0.25 < ratio(s, r) \leq 0.5$ ,  $G_4: 0.5 < ratio(s, r)$ ). ここで, 反応を発信したユーザの割合が 0.4 であっても, 5 名中 2 名のユーザが反応を発信したときよりも, 20 名中 8 名のユーザが反応を発信したときの方が  $u$  はキュレータとしての貢献を強く感じられ, 滞在時間がより長くなると考えられる. そこで, 4.1.1 項と同様に楽曲再生時のユーザ数  $|U_s|$  のカテゴリも考慮する. したがって, **RQ3** に答えるために, 反応  $r$  とユーザ数のカテゴリ  $C_i$  での, 反応を発信した割合  $G_j$  のカテゴリ間でのユーザの平均滞在時間を比較する. 以下で詳細を述べる.

ユーザ  $u$  のセッションのリストを  $D_u$  とする.  $k$  番目のセッション  $T_{u,k} \in D_u$  は,  $u$  の好みの楽曲 ( $S_u$ ) の中でセッション中に Kiite Cafe で再生された楽曲のリストで表される. そのセッション内で, 反応  $r$  を発信したユーザの割合が最大の楽曲  $s_{u,k}^{max}$  を抽出した ( $s_{u,k}^{max} = \arg \max_{s \in T_{u,k}} ratio(s, r)$ ). 全ユーザのセッションの中で  $C_i$  および  $G_j$  に属する楽曲  $s_{u,k}^{max}$  の集合は  $S_{i,j} = \{s_{u,k}^{max} | u \in U \wedge 1 \leq k \leq |D_u| \wedge s_{u,k}^{max} \in T_{u,k} \wedge s_{u,k}^{max} \in C_i \wedge s_{u,k}^{max} \in G_j\}$  により定義される. ユーザ  $u$  の  $k$  番目のセッションの秒単位での長さを  $len(u, k)$  で表すと,  $C_i$  および  $G_j$  のもとでの平均のセッション長 (滞在時間) は次式により求められる.

$$avglen(S_{i,j}) = \frac{1}{|S_{i,j}|} \sum_{s_{u,k}^{max} \in S_{i,j}} len(u, k). \quad (5)$$

#### 4.3.2 実験結果

図 3 に結果を示す. 視認性を高めるため, 各反応において  $avglen(S_{i,j})$  は  $avglen(S_{i,1})$  で正規化されている. 「お気に入り登録」「回転」「移動」の各機能では, 反応を発信するユーザの割合が高くなるにつれて滞在時間も長くなる傾



向にあることがわかる。また、 $C_1$ （ユーザ数が1名から5名）に対応するグラフは4つのカテゴリ（ $C_1$  から  $C_4$ ）の中で最も下に位置している。特に「回転」と「移動」の機能では、反応を発信したユーザの割合によらず、ユーザ数が増加するほど滞在時間も長くなる傾向が見られる。これらの結果から、反応を発信したユーザの割合だけでなく、反応を発信したユーザの絶対数も滞在時間の増加に影響があることが明らかになった。

「コメント」機能に関しては  $C_2$ （ユーザ数が6名から10名）と  $C_3$ （ユーザ数が11名から15名）では明確な傾向は見られなかった。ただし、 $C_1$ （ユーザ数が1名から5名）と  $C_4$ （ユーザ数が16名以上）では滞在時間が単調増加しているため、「コメント」が滞在時間を長くする効果を持つ可能性もある。効果の有無については、より多くのログを用いて今後も検証を続けていく予定である。

## 5. 議論

3章では、Kiite Cafe によりもたらされるユーザ体験とその効果について述べた。Kiite Cafe にはそれ以外にも、人々の音楽聴取体験を多様で豊かにする可能性がある。本章では、その可能性を示すために3つのテーマについて論じる。

### 5.1 オンラインイベントへの活用

VOCALOID 関連のイベントとのコラボレーションを含む複数のオンラインイベントで Kiite Cafe を活用した。イベント実施中はアーキテクチャ (ii) の選曲の仕組みを使わず、指定されたプレイリストを一緒に聴きながら、アーキテクチャ (i) でコミュニケーションを取れるようにした。例えば2020年8月29日のイベントでは、有名な VOCALOID 楽曲のクリエイターが、自身の創作した楽曲や好きな楽曲から構成されるイベント用のプレイリストを作成した。1時間のイベントの間、140名ものユーザがそのプレイリストの楽曲を Kiite Cafe で同じ瞬間に聴いて楽しんだ。クリエイター自身もユーザとして Kiite Cafe に滞在し、多くのユーザが反応の発信機能を使いながらリアルタイムにクリエイターとのコミュニケーションをとっていた。2021年2月11日に開催されたイベントでは、VOCALOID イベントの Web ページ上で、冬や雪にまつわる好きな楽曲に関するアンケートが実施された。アンケートを元に作成されたプレイリストの楽曲を77名の Kiite Cafe ユーザが90分の間、一緒に聴いて楽しんだ。

COVID-19 の影響で多数の人々が同じ場所に集まって音楽を楽しむことが困難な状況において、これらの事例はオンラインイベントの新しいあり方の一つを示した。そうした社会情勢下でなくとも、地理的に離れていてイベント参加しづらい人などにとっても、こうしたオンラインイベントの開催方法は有意義である。

### 5.2 追加の機能

現在の Kiite Cafe では、全てのユーザが一つのバーチャルカフェ空間に集まるようになっているが、将来的には目的に応じて複数のバーチャルカフェ空間を提供することを検討している。実世界のカフェのメタファーとして、メインのバーチャルカフェ空間を「本店」、その他のバーチャルカフェ空間を「支店」のようにも位置づけられる。例えば、楽曲選択時に歌詞情報が利用できるのであれば、「時間」をテーマとした支店を用意し、夜になると夜に関連した歌詞の楽曲を優先的に選択するなど、時刻に応じた楽曲が聴ける空間を実現できる可能性もある。

他にも、バーチャルカフェ空間を活用した、アンケート機能を備えた支店も検討している。例えば、あるユーザが「再生中の楽曲を誰と一緒に聴きたいですか」という質問をして、バーチャルカフェ空間の中央を原点とした各象限に「家族」「恋人」「友人」「その他」の選択肢を提示する。その支店の他のユーザは、アイコンを移動することで回答する。この機能を実現することで、他の人が楽曲に対してどういったイメージを持っているかを知る機会が提供できるようになる。

### 5.3 再利用可能な知見

本研究で得られた、再利用可能な知見を以下にまとめる。

- 実験を通して、提案した2つのアーキテクチャがユーザの音楽聴取行動の活性化に有効であることを示した。いずれのアーキテクチャも汎用性があるため、他の研究者や企業が、ユーザが同じ楽曲を同じ瞬間に聴くための Web サービスやアプリケーションを開発するうえで有用な指針となる。
- 人々が同じ場所に集まって音楽を楽しむのが困難な状況下で、提案したアーキテクチャによって人々が一緒に音楽を楽しむ新たな方法を実現できたことが、オンラインイベントの成功事例で示された。これにより、そうした場でのクリエイター・聴衆・楽曲の間のインタラクション支援という新しい研究課題を切り拓いた。
- ユーザが楽曲を好きになる瞬間を可視化することの価値を明らかにした。その際、SNS に楽曲動画などの URL を投稿するのとは違い、Kiite Cafe では楽曲を好きになったユーザが確かにその楽曲を聴いていることが保証される点も、その価値の実現に本質的な役割を果たしている。こうした知見は、楽曲聴取を目的とした様々なシステムや Web サービスを開発する際に活かせると考えられる。

## 6. 関連研究

### 6.1 複数ユーザでの楽曲聴取システム

単一ユーザの楽曲聴取を目的としたシステムについては Goto ら [21] および Knees ら [22] の文献に詳しい。複

数ユーザでの楽曲聴取を目的としたシステムは2種類に分類できる。1種類目は、複数ユーザが同じ楽曲を同じ瞬間に聴くためのシステムである。このようなシステムの大半は、ユーザが公共の場所（フィットネスセンター [7]、パーティー会場 [10]、バー [9]、部屋 [8] など）に集まることを前提としている。MusicFX [7] と Flytrap [8] では、システムがその場のユーザのデバイスから音楽的好みを読み込み、好みを反映した楽曲をシステム内の楽曲から選択して流す。それに対して Jukola [9]、PartyVote [10]、WePlay [12] では、ジュークボックスのように、再生してほしい楽曲をユーザがリクエストする。2種類目は、ユーザ同士で楽曲を共有することのできるシステムであり、同じ楽曲を同じ瞬間に聴くことは想定していない。Push!Music [4] と tunA [3] は、近くにいるユーザ同士が Wi-Fi を通して楽曲を送って共有できるモバイル型の音楽再生端末である。ユーザスタディにより、共有する相手が知人であるかいなかに関わらず、自分の好きな楽曲を他人に送って共有することに喜びを感じる傾向にあることが報告されている。

Spotify による Group Session [23] や JQBX [24] のように、同じ場所に集まることなく、複数のユーザが同時に音楽を楽しむためのアプリケーションも公開されてきた。これらのアプリケーションでは、任意のユーザが DJ のように振る舞うことで、他のユーザに自分の好きな楽曲を聴かせることができる。ユーザはチャットシステムを使うことで、楽曲を聴きながら互いにコミュニケーションも取れる。

Kiite Cafe は、楽曲に対する「好き」の可視化と、ユーザの好みの楽曲から再生する楽曲を選択するという2つのアーキテクチャを備えている点で上述の事例とは異なる。先行事例では、ユーザの楽曲に対する反応は全く可視化されないか、チャットツールに限定した可視化であるため、他者との社会的繋がりを感じるには不十分である。それに対して Kiite Cafe ではアーキテクチャ (i) により4種類の反応が可視化されるため、他のユーザが音楽を楽しんでいる様子をより強く感じることができる。また、先行事例ではユーザは自発的に楽曲をリクエストや共有したり、DJ のように振る舞ったりすることを求められるが、特に聴衆の数が多き場合には、そうした行動を取ることをためらうユーザは少なくないと思われる。Kiite Cafe では、アーキテクチャ (ii) によってユーザの好みの楽曲が自動的に選択されて再生される。これにより、自分の好きな楽曲を他のユーザに聴いてもらい、さらにその楽曲を他のユーザが好きになる瞬間を見る機会が全てのユーザに与えられる。

## 6.2 複数ユーザを対象とした推薦手法

複数ユーザを対象とした推薦では、複数のユーザのアイテムに対する好みを同時に考慮する必要がある点で、単一ユーザを対象とした推薦 [25], [26], [27], [28], [29], [30], [31], [32] とは大きく異なる。そのために、各ユーザに対して生成

された推薦結果を投票理論に基づいて集約し、複数ユーザの好みを同時に考慮するといったアプローチが取られる [14], [33]。しかし、このアプローチでは、少数派の好みを反映できるとは限らないという問題がある。

この問題を解決するため、「公平性」という概念が導入されるようになってきた [34], [35], [36], [37], [38]。推薦対象であるユーザ集合内の各ユーザが満足のできるアイテムが少なくとも一つ含まれているような推薦結果は、そのユーザ集合にとって公平であるというのが基本的な考え方である。音楽推薦においては、既存研究ではユーザの聴衆としての公平性だけが考慮されてきた。それに対して Kiite Cafe では、2.2.2 項で述べたように、アーキテクチャ (ii) によってユーザの好みの楽曲が公平に選択されて再生されるため、ユーザの聴衆としての公平性だけでなくキュレータとしての公平性も満たされている。キュレータとしての公平性を達成するうえで、「イチ推しリスト」が重要な役割を果たしており、ユーザの「イチ推し」の楽曲が選択されて他のユーザと一緒に聴くことで、そのユーザは聴衆とキュレータの両方の立場で満足感を得られる。

## 7. おわりに

本稿では、物理的には異なる場所にいる人々が同じ瞬間に同じ楽曲を聴きながら、リアルタイムにコミュニケーションが取れる Web サービス「Kiite Cafe」を提案した。Kiite Cafe は、各ユーザの楽曲に対する「好き」という反応が可視化される、再生される楽曲はユーザの好みの楽曲から選択される、という2つのアーキテクチャを備えている点が最大の特徴であった。Kiite Cafe のログを用いた実験により、それらのアーキテクチャによりユーザにもたらされる3つの効果を定量的に示した。本稿で提案したアーキテクチャは、様々な楽曲聴取インタフェースにおいても有用だと考えられ、例えば、ユーザのアバターがバーチャルリアリティ (VR) 空間で同じ楽曲を聴くような3次元インタフェース等にも応用できる。

**謝辞** Kiite を共同開発したクリプトン・フューチャー・メディア株式会社、我々の研究活動を初期は暗黙的に（後に明示的に）応援してきたニコニコ動画に感謝する。Kiite およびニコニコ動画のユーザ、VOCALOID 楽曲のクリエイター、VOCALOID 楽曲の日毎・週毎の人気度ランキングの作成者、そして VOCALOID 文化とそれに関連した文化を築き、支援し、楽しんでいる全ての人々に感謝する。本研究の一部は JST ACCEL (JPMJAC1602), JST CREST (JPMJCR20D4), JSPS 科研費 (20K19934) の支援を受けた。

## 参考文献

- [1] Sedgman, K.: Coughing and Clapping: Investigating Audience Experience, *Cultural Trends*, Vol. 24, No. 4,



- pp. 324–326 (2015).
- [2] Brown, S. C. and Knox, D.: Why Go to Pop Concerts? The Motivations Behind Live Music Attendance, *Musicae Scientiae*, Vol. 21, No. 3, pp. 233–249 (2017).
- [3] Bassoli, A., Moore, J., Agamanolis, S. and Group, H. C.: tunA: Local Music Sharing with Handheld Wi-Fi Devices, *Proceedings of the 5th Wireless World Conference 2004*, WWC '04 (2004).
- [4] Håkansson, M., Rost, M. and Holmquist, L. E.: Gifts from Friends and Strangers: A Study of Mobile Music Sharing, *Proceedings of the 10th European Conference on Computer-Supported Cooperative Work*, ECSCW '07, pp. 311–330 (2007).
- [5] Håkansson, M., Rost, M., Jacobsson, M. and Holmquist, L. E.: Facilitating Mobile Music Sharing and Social Interaction with Push!Music, *Proceedings of the 40th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, HICSS '07, pp. 87–96 (2007).
- [6] Kenmochi, H. and Ohshita, H.: VOCALOID - Commercial Singing Synthesizer based on Sample Concatenation, *Proceedings of the 8th Annual Conference of the International Speech Communication Association*, INTERSPEECH '07, pp. 4009–4010 (2007).
- [7] McCarthy, J. F. and Anagnost, T. D.: MusicFX: An Arbiter of Group Preferences for Computer Supported Collaborative Workouts, *Proceedings of the 1998 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, CSCW '98, pp. 363–372 (1998).
- [8] Crossen, A., Budzik, J. and Hammond, K. J.: Flytrap: Intelligent Group Music Recommendation, *Proceedings of the 7th International Conference on Intelligent User Interfaces*, IUI '02, pp. 184–185 (2002).
- [9] O'Hara, K., Lipson, M., Jansen, M., Unger, A., Jeffries, H. and Macer, P.: Jukola: Democratic Music Choice in a Public Space, *Proceedings of the 5th Conference on Designing Interactive Systems: Processes, Practices, Methods, and Techniques*, DIS '04, pp. 145–154 (2004).
- [10] Sprague, D., Wu, F. and Tory, M.: Music Selection Using the PartyVote Democratic Jukebox, *Proceedings of the Working Conference on Advanced Visual Interfaces*, AVI '08, pp. 433–436 (2008).
- [11] Popescu, G. and Pu, P.: What's the Best Music You Have? Designing Music Recommendation for Group Enjoyment in GroupFun, *Proceedings of the CHI '12 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '12, pp. 1673–1678 (2012).
- [12] Vieira, F. and Andrade, N.: Evaluating Conflict Management Mechanisms for Online Social Jukeboxes, *Proceedings of the 16th International Society for Music Information Retrieval Conference*, ISMIR '15, pp. 190–196 (2015).
- [13] Goto, M.: Active Music Listening Interfaces Based on Signal Processing, *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, ICASSP '07, pp. IV–1441–IV–1444 (2007).
- [14] Kompan, M. and Bielikova, M.: Group Recommendations: Survey and Perspectives, *Computing and Informatics*, Vol. 33, No. 2, pp. 446–476 (2014).
- [15] Pariser, E.: *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*, Penguin Press (2011).
- [16] Taramigkou, M., Bothos, E., Christidis, K., Apostolou, D. and Mentzas, G.: Escape the Bubble: Guided Exploration of Music Preferences for Serendipity and Novelty, *Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems*, RecSys '13, pp. 335–338 (2013).
- [17] Zhang, Y. C., Séaghdha, D. O., Quercia, D. and Jambor, T.: Auralist: Introducing Serendipity into Music Recommendation, *Proceedings of the 5th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, WSDM '12, pp. 13–22 (2012).
- [18] Fuller, J., Hubener, L., Kim, Y. and Lee, J. H.: Elucidating User Behavior in Music Services Through Persona and Gender, *Proceedings of the 17th International Society for Music Information Retrieval Conference*, ISMIR '16, pp. 626–632 (2016).
- [19] Ziegler, C.-N., McNee, S. M., Konstan, J. A. and Lausen, G.: Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification, *Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web*, WWW '05, pp. 22–32 (2005).
- [20] Cramer, J., Wu, H.-H., Salamon, J. and Bello, J. P.: Look, Listen, and Learn More: Design Choices for Deep Audio Embeddings, *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, ICASSP '19, pp. 3852–3856 (2019).
- [21] Goto, M. and Dannenberg, R. B.: Music Interfaces Based on Automatic Music Signal Analysis: New Ways to Create and Listen to Music, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 36, No. 1, pp. 74–81 (2019).
- [22] Knees, P., Schedl, M. and Goto, M.: Intelligent User Interfaces for Music Discovery, *Transactions of the International Society for Music Information Retrieval*, Vol. 3, No. 1, pp. 165–179 (2020).
- [23] Group session - Spotify: <https://support.spotify.com/us/article/group-session/>.
- [24] JQBX - Listen Together. DJ Online. Discover New Music.: <https://www.jqbx.fm/>.
- [25] Yoshii, K., Goto, M., Komatani, K., Ogata, T. and Okuno, H. G.: Hybrid Collaborative and Content-based Music Recommendation Using Probabilistic Model with Latent User Preferences, *Proceedings of the 7th International Conference on Music Information Retrieval*, ISMIR '06, pp. 296–301 (2006).
- [26] Tiemann, M., Pauws, S. and Vignoli, F.: Ensemble Learning for Hybrid Music Recommendation, *Proceedings of the 8th International Conference on Music Information Retrieval*, ISMIR '07, pp. 179–180 (2007).
- [27] Yoshii, K. and Goto, M.: Continuous pLSI and Smoothing Techniques for Hybrid Music Recommendation, *Proceedings of the 10th International Society for Music Information Retrieval Conference*, ISMIR '09, pp. 339–344 (2009).
- [28] Xing, Z., Wang, X. and Wang, Y.: Enhancing Collaborative Filtering Music Recommendation by Balancing Exploration and Exploitation, *Proceedings of the 15th International Society for Music Information Retrieval Conference*, ISMIR '14, pp. 445–450 (2014).
- [29] Vall, A., Skowron, M., Knees, P. and Schedl, M.: Improving Music Recommendations with a Weighted Factorization of the Tagging Activity, *Proceedings of the 16th International Society for Music Information Retrieval Conference*, ISMIR '15, pp. 65–71 (2015).
- [30] Liang, D., Zhan, M. and Ellis, D. P. W.: Content-Aware Collaborative Music Recommendation Using Pre-trained Neural Networks, *Proceedings of the 16th International Society for Music Information Retrieval Conference*, ISMIR '15, pp. 295–301 (2015).
- [31] Oliveira, R. S., Nóbrega, C., Marinho, L. B. and Andrade, N.: A Multiobjective Music Recommendation Approach for Aspect-Based Diversification, *Proceedings of*

- the 18th International Society for Music Information Retrieval Conference, ISMIR '17*, pp. 414–420 (2017).
- [32] Gouvert, O., Oberlin, T. and Févotte, C.: Matrix Co-Factorization for Cold-Start Recommendation, *Proceedings of the 19th International Society for Music Information Retrieval Conference, ISMIR '18*, pp. 792–798 (2018).
- [33] Baltrunas, L., Makcinskas, T. and Ricci, F.: Group Recommendations with Rank Aggregation and Collaborative Filtering, *Proceedings of the 4th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '10*, pp. 119–126 (2010).
- [34] Qi, S., Mamoulis, N., Pitoura, E. and Tsaparas, P.: Recommending Packages to Groups, *Proceedings of the IEEE 16th International Conference on Data Mining, ICDM '16*, pp. 449–458 (2016).
- [35] Serbos, D., Qi, S., Mamoulis, N., Pitoura, E. and Tsaparas, P.: Fairness in Package-to-Group Recommendations, *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web, WWW '17*, pp. 371–379 (2017).
- [36] Xiao, L., Min, Z., Yongfeng, Z., Zhaoquan, G., Yiqun, L. and Shaoping, M.: Fairness-Aware Group Recommendation with Pareto-Efficiency, *Proceedings of the 11th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '17*, pp. 107–115 (2017).
- [37] Sacharidis, D.: Top-N Group Recommendations with Fairness, *Proceedings of the 34th ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing, SAC '19*, pp. 1663–1670 (2019).
- [38] Stratigi, M., Nummenmaa, J., Pitoura, E. and Stefanidis, K.: Fair Sequential Group Recommendations, *Proceedings of the 35th ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing, SAC '20*, pp. 1443–1452 (2020).