# 2021 年度 修士学位請求論文

# 分岐構造を持つプレイリストを用いた ユーザ間音楽推薦に関する研究

# Master's Thesis

# A Study on Music Recommendation among Users Using Playlist with Branching Structure

Frontier Media Science Program,

Graduate School of Advanced Mathematical Sciences,

Meiji University

Kosuke Nonaka

# 概要

音楽ストリーミングサービスや SNS の発達によって、大量の音楽コンテンツが流通し、それらのクチコミなどもオンラインで多く交わされている。このような状況において、知名度の低いコンテンツはすでに有名なコンテンツに埋もれてしまい、人目につかなくなることがある。このように聴かれる楽曲に偏りが生じてしまうことは、そのアーティストが活動を続けられなくなるだけでなく、ファンであるユーザにとっても新曲を聴けなくなるといった問題になり得る。どんなに素晴らしいコンテンツであったとしても人目に触れることがなければ評価がされることはない。したがって、このような知名度の格差をなくしていくためには、まず多くの人に存在を知ってもらうことが重要だと考えられる。ここで、推薦システムや他者のクチコミを通じて新しい音楽に出会うことができるが、一般にメタデータが少ないコンテンツは精度の高い推薦が難しいことが知られており、全ての音楽について推薦がうまくいくとはいえない。また、知名度が低いコンテンツのクチコミは母数が少ないことが予想されるため目にする機会が少なく、さらにそれによってユーザが興味を持ってくれるとは言い切れない。このように、知名度が十分でない音楽における推薦には未だ問題点があり、全てのユーザに魅力を伝達することは難しい。

そこで本研究では、ユーザに興味を持たせやすく、また魅力を感じやすくさせる推薦手法が必要なのではないかと考えた。そして、すでにファンであるユーザに着目をし、彼ら自身が他のユーザに対して能動的に推薦を行っていくことで、他のユーザに効果的に魅力を伝達できるのではないかと考えた。あるコンテンツのファンであるユーザは、自分自身で探索を行った結果として体系的な知識を蓄えているため、他のユーザの好みを考慮して推薦することが可能だと考えられる。具体的には、対面の推薦における「これが好きなら次はこれを試してほしい」「これが苦手ならこっちを試してほしい」といったような対話的なやりとりを分岐構造として表現し、そのような分岐構造を持ったプレイリストを作成して推薦を行う手法を提案した(以下、分岐型プレイリストと呼ぶ)。このプレイリストの各楽曲は次に再生される楽曲を最大 2 つ保持しており、再生したユーザの好みに応じて次に再生される楽曲を切り替えながら再生をしていく。このように、実際の対話を模したプレイリストを用いて推薦を行うことで、魅力を感じやすく満足度の高い推薦が可能になるのではないかと考えた。

まず、提案手法を用いて推薦を行うことで推薦をされたユーザの満足度などが向上する という仮説を検証するために実験を行った。実験の結果、提案手法を用いた推薦は、分岐構 造を持たないプレイリストによる推薦に比べて、推薦された楽曲の満足度や馴染みやすさ、 興味度合いを向上させるのに有効である可能性が示唆された。

次に、提案手法をウェブシステムとして実装し約6ヶ月間運用を行うことで、推薦をする ユーザのプレイリスト作成の様子や分岐型プレイリストがどのように再生されるかについ て詳細な分析を行った. 運用の結果、分岐型プレイリストは分岐構造を持たないプレイリストに比べて作成の負担が大きくなってしまうが、作成の際により推薦相手を意識できるようになる可能性が明らかになった. また、そのように作成された分岐型プレイリストは、推薦者自身の好みやこだわりが多く反映された分岐型プレイリストに比べて、推薦されたユーザの興味を引きやすくなる可能性が示された.

ここで、推薦行為は必ずしも個人でなされるものとは限らず、複数対個人またはグループ間でなされることもある。他者と共同で推薦を行うことでモチベーションの維持やより多くのアイデアが出せるようになることが期待される。しかし、必ずしも周囲に同じコンテンツのファンがいるとは限らずそのコンテンツに明るくないユーザと共同で推薦を行う機会も考えられる。そこで、共同推薦におけるユーザの知識量の差に着目をして、分岐型プレイリストがどのように作成されるのかについて実験を行った。実験の結果、人数や知識の差に依らずに疲労感を感じず楽しみながら推薦できることがわかった。また、共同作成時における知識の差が、作成の方法に影響を与えることが明らかとなり、本システムを用いた分岐型プレイリストの共同作成自体が、推薦として効果的に機能する可能性が示された。

#### Abstract

The development of music streaming services has led to a rapid spread of music, allowing us to share and recommend them with each other on online. Under the circumstance, contents that are more famous are easier to find, while less known contents are more difficult to be found in the public eye. In such situation, artists may not earn sufficient income due to name recognition bias, and those artists' fan will lose a chance to listen to their new music. No matter how good the music is, if it is not recognized, it will not even be appreciated. Therefore, it is important that minor music gain awareness, and this could be achieved through recommendation systems or reviews. However, it is a known fact that recommending contents accurately with little meta data is difficult. Even if precise recommendation is made, there are less opportunities for those recommendations to raise awareness since the population is small. Due to these reasons, there are many difficulties yet on recommending lesser-known contents and conveying its appeal to everyone.

Therefore, we need to establish a recommendation method that can easily attract people's attention and make them feel attractive. In this study, I will focus on the fans of such artists, expecting in their ability to increase new fans by actively recommending music to others. People familiar with specific music have already accumulated knowledge about that music. Therefore, it should be possible for them to recommend music considering the knowledge level of the target. Here, I propose a method to create a branch type of recommendation. The method enables people who are familiar with particular genre to recommend music depending on the target's preference by creating a branching playlist. In this playlist, the interaction which is done face to face, such as "if you like this music, listen to more maniac music" or "if you do not like this music, listen to more major music", is described in branch structure. The listener responds to the recommended music by liking it or not liking it, and the playlist has up to 2 songs that could be played next, allowing the listener to select the next music, and then suggests the next piece of music accordingly. In this way of using a playlist that mimics an actual dialogue to make recommendations, I thought that it would become easier to make recommendations that are more appealing and highly satisfying.

First, I conducted an experiment to test a hypothesis that people who are recommended can feel more satisfied by being recommended through our method compared to the existing type of playlist which does not have a branching structure. As a result, the experiment suggested a possibility that our method is useful for increasing recommendation's satisfaction, familiarity and interest.

Next, I created a prototype music recommendation Web service called "reco.mu" based on the proposed method and operated this system for 6 months. Here, I conducted a detailed analysis of how recommenders create playlists and how listeners play them. As a result, although the branching playlist is more burdensome to create than non-branching playlist, it attracted more interest of the

recommendation target. It may even be possible that these branching playlists could be more attractive than the playlist which recommender created with their own favor.

Here, recommendations are not always made by individuals, but can be made by multiple individuals or groups. It is expected that one's motivation could be kept longer and more ideas could be generated by making recommendations jointly with others. However, it is not always the case that fans of the same content are acquainted with each other, and there may be an opportunity to make a recommendation together with people who are not familiar with the content. Therefore, I conducted an experiment focusing on how the difference in the knowledge level of the members in a group recommendation affected the way a branching playlist was made. From the experiment, it was found that the number of recommenders or their knowledge level do not result in a sense of fatigue among the group members. Rather, it allowed them to enjoy the work of making a playlist. In addition, the difference in knowledge level among the members of the collaborative creation affected the way in which the playlist was made, indicating that the work of creating a branching playlist with our system itself may function effectively as a recommendation.

# 目次

第1章	はじめに	1
1.1.	音楽ストリーミングサービスの発達による楽曲数の増加	1
1.2.	知名度が低いコンテンツの推薦の難しさ	1
1.3.	人手による推薦	2
1.4.	本研究の目的	3
1.5.	論文構成	3
第2章	関連研究	5
2.1.	音楽推薦に関する研究	5
2.2.	精度以外に着目した推薦に関する研究	6
2.3.	プレイリスト作成に関する研究	7
2.4.	ユーザの手を介した情報提示に関する研究	7
2.5.	個人に着目したマーケティングに関する研究	8
第3章	提案手法	10
第4章	評価実験	12
4.1.	分岐型プレイリスト構築	12
4.2.	実験手順	13
4.3.	実験結果	14
4.4.	考察	15
第5章	システム実装	18
5.1.	分岐型プレイリストの曲数と形状の設計	18
5.2.	実装	20
5.3.	利用方法	20
第6章	システム運用	23
6.1.	プレイリストの作成について	23
6.2.	プレイリストの再生について	23
6.3.	作成に関するアンケート結果について	25
6.4.	考察	26
6.4.	1. プレイリスト作成及びアンケートについて	26
6.4.	2. 再生について	27
第7章	複数人作成実験	30
7.1.	実験手順	30
7.2.	実験結果	31

7.3. 考	徐察	34
7.3.1.	作成中のやりとりについて	34
7.3.2.	作成中の行動について	35
第8章	全体の考察と展望	38
第9章	おわりに	39

#### はじめに

# 1.1. 音楽ストリーミングサービスの発達による楽曲数の増加

音楽ストリーミングサービスの発達によって流通する楽曲数が急増し、ユーザは時間や場所を選ばずに任意の楽曲にアクセスできるようになった。例えば、Apple 社が提供する Apple Music[1]では 7000 万曲、Spotify Technology が提供する Spotify[2]では 5000 万曲を超える楽曲が配信されている。また、日本レコード協会の統計[3]によると、音楽配信売上高は、日本で初となる定額音楽ストリーミングサービスが開始された 2013 年を境に V 字回復をしており、2020 年には全体の売上の約 75%を占めていることがわかる。さらに、それらのコンテンツをオンラインで他者と共有する行為も簡単に行えるようになっており、SNSを始めとしたインターネット上には消費者による様々なクチコミが溢れかえっている。一方、これら膨大な情報の中で知名度が低いコンテンツは、すでに人気・有名なコンテンツに埋もれてしまい人目につかないことがある。一般に、人気や知名度が高いことで音楽サイトやCD ショップ等のランキングに掲載されることがあるが、これはすでに知名度があるものをさらに人の目に付きやすくしており、さらなる知名度の差を生む要因になり得ると考えられる。

聴かれる楽曲に偏りが生じてしまうことは、消費者のみならずその楽曲の制作、販売を行うアーティストやレコード会社にも影響を与えるものである。例えば、MIDiA consulting が2014年に行った調査[4]によると、2013年における世界の音楽収入の77%が、上位1%のアーティストによるものであることが報告されている。またこれは、消費者に楽曲が過剰に供給されていることが原因であり、過剰な選択肢が探索を妨害していると指摘している。このように、ユーザは好みになる可能性があった楽曲の存在を知ることすらできない。また、アーティストにとっても聴かれる楽曲に偏りが生じることによって十分な収入を得ることができず、活動に悪影響を及ぼす可能性がある。さらに、アーティストが活動に支障をきたすことで、そうしたアーティストのファンが新曲やライブを楽しめなくなるなどの問題も生じる。このような問題を防ぐためには、埋もれてしまっているアーティストやジャンルをより多くの人に知ってもらい、その魅力を十分に理解してもらうことが重要であると考えられる。

# 1.2. 知名度が低いコンテンツの推薦の難しさ

ユーザは、推薦システムを利用するまたはオンラインに蓄積されているクチコミを目に することなどによって、まだ知らない新しいコンテンツに出会える可能性がある.

楽曲の推薦システムには、音声データを解析して推薦に利用する方法や、メタデータやクチコミを利用して推薦に用いる方法など様々なものがあり、ユーザが新しい楽曲に出会う

ために重要な役割を果たしている.しかし、このような推薦システムは推薦自体の精度に着目しているため類似したものが提示されることが多く、そのようなアイテムはシステムを用いずともユーザ自身によって十分探索可能なのではないかとの指摘もなされている[5].また、協調フィルタリングに代表される推薦アルゴリズムは、評価データの数が少ない新規コンテンツや知名度の低いコンテンツの推薦が難しいとされるコールドスタートという問題を抱えていることが知られている.一方で、推薦において新規性・意外性といった指標やランダム性を取り入れた手法も存在し[6][7][8]、これらの手法を用いて知らない楽曲を新たに知ることが可能である.しかし、好みの楽曲に出会うためにはそれが見つかるまで繰り返し探索をし続ける必要がある.これはそのコンテンツに明るくないユーザにとって負担であると考えられ、さらに好みの楽曲に出会えないままモチベーションが低下してしまい探索をやめてしまう可能性も考えられる.

クチコミもユーザが新しい情報を得るために重要な役割を果たしている.三菱 UFJ リサ ーチ&コンサルティングが 2018 年に行った調査[9]によると、利用したことがない商品やサ ービスを購入する際にクチコミを確認する、または確認することの方が多いと回答したユ ーザは84.4%いることが報告されている. また, インフルエンサーと呼ばれる他の消費者等 への影響力が大きい消費者についても調査がなされており、インフルエンサーの投稿によ り商品やサービスを購入した経験があると回答したユーザは 54.5%, その結果に満足できる ものが多いと回答したユーザは94.1%いることが明らかになっている.しかし,ユーザがク チコミを目にする場合,偶然好みのコンテンツに出会うことができるユーザはほんの一握 りである. また, ユーザ自身が蓄積されたクチコミを能動的に探索することで好みのコンテ ンツに出会うことが可能であるが、そもそも存在を知らないコンテンツのクチコミを検索 することは難しく、偶然出会えたとしてもその中で自身の好みを表明して探索をすること は難しいと考えられる. このように, 知名度が十分でないコンテンツにおける推薦には未だ 問題点があり、単純に存在を知ってもらうことはできてもその魅力を十分に伝達すること は難しい.そこで本研究では,すでにそのようなコンテンツに精通しているファンであるユ ーザに着目し、彼ら自身が周囲のユーザに適切に魅力を伝達していくことで新規のユーザ にとっても魅力が感じやすくなるのではないかと考えた.

# 1.3. 人手による推薦

オンライン上のクチコミとは異なり、友人や知り合いから会話によって直接情報を得ることもある。ここで、推薦する内容が同じであったとしても、その情報の与え方によって推薦をされたユーザの興味の持ち方は変わってくると考えられる。例えば、「これがおすすめだ」「これを試して欲しい」のような単発の推薦であれば、その内容が偶然相手の好みでない限り魅力を理解してもらうことは難しい。また、それが好みであった場合であっても、推薦された人が次に触れるものを自分自身で探索する必要がある。これは、推薦された人がそ

の推薦内容に明るくない場合、負担となってしまう。一方で、推薦者が大量に情報を与えればよいとも限らない。この場合、推薦をされた人は大量の情報の中から自分の好みのものを探索する必要がある。また、十分に知識を持っていないコンテンツにおいて好みを明言し探索を行うことは、推薦をされたユーザにとって容易なことではなく手間でもある。このように、会話で推薦を行う場合に自身のこだわりを前面に押し出すことや投げやりな推薦をすることによって、推薦をされた人にとって魅力を感じづらくなってしまうと考えられる。つまり、先述のような一方的な推薦ではなく、反応を伺いながら好みに合わせて情報の提示を行っていくことによって、より相手の好みに沿った推薦が可能になり、魅力を感じやすくなると期待される。しかし、対面での推薦行為は推薦者と被推薦者がタイミングを合わせてやりとりをする必要があるため、全てのユーザに対して直接推薦を行うことは現実的ではない。また推薦内容がデータとして蓄積されないため、クチコミやシステムを用いた推薦のように、後から他者が参照することや過去のデータを次の推薦に利用することが難しい。

以上のことから、知名度が十分でないコンテンツにおける推薦は未だ課題が多く、ユーザ 同士が直接やりとりをすることによって解決可能な部分がある一方で、時間の制約やデー タとして扱う難しさといった観点から汎用的な推薦方法としては不十分であるといえる. したがって、人が行える柔軟な推薦の側面を持ちつつ、システムとして利用可能な推薦手法 が必要だと考えた.

#### 1.4. 本研究の目的

以上の内容を整理すると、本研究の目的は知名度が十分でないコンテンツにおいても魅力を感じさせやすくする推薦をユーザ間で行う手法の実現である. 具体的には、人が対話的にやりとりする様子を分岐構造を持ったグラフとして表現し、推薦されたユーザの好みによって次に提示する内容を切り替えることができるプレイリストを作成して推薦を行う手法である(以下、分岐型プレイリストと呼ぶ). 本研究では、特定のジャンルに精通したユーザに分岐型プレイリストを作成してもらい推薦を行う実験を実施し、それを用いて推薦されたユーザの満足度などを分析することで本手法の有用性を検証する. また、提案手法をウェブシステムとして実装し実際に運用することで、分岐型プレイリストが再生される様子についてより詳細な分析をするとともに、推薦者がどのように分岐型プレイリストを作成するかについて分析を行う. さらに、ここで得られた結果から、本手法を用いた推薦におけるユーザ体験を向上させるための方法とその応用について考案する.

## 1.5. 論文構成

本研究は、本章を含む全9章から構成される。まず本章で音楽における知名度が十分でないコンテンツの推薦において解決すべき問題について述べた。これ以降、まず2章では音楽

推薦及び人が関わる情報伝達という観点から関連する研究を取り上げ、本論文の位置付けを明確化する. 続いて3章では、本研究の提案手法について述べる. 4章では提案手法の有用性を検証するための実験について述べる. 5章では、提案手法を用いたシステムの実装について述べる. 6章では実装したシステムの運用と結果、さらにその分析について述べる. 7章では、提案手法を複数人で利用する際の効果を検証するための実験について述べる. 8章では、論文全体を通した考察及び今後の展望について述べ、最後に9章で本研究のまとめを行う.

# 関連研究

#### 2.1. 音楽推薦に関する研究

これまで、膨大な楽曲の中からユーザが好む音楽を推薦する様々な研究が行われてきた. 荒川ら[10]は、ユーザが好む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計算することで、ユーザの好みに合いそうな音楽を推薦する手法を提案した。そして実験の結果、特定の音響特徴量によってユーザが好む音楽を特定し、推薦に応用できる可能性が示唆された。同様に好みの音楽を推定する手法として、Bogdanovら[11]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[12]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。これらの研究は音楽自体の特徴やその内容を利用している。これに対し、Korenら[13]は、協調フィルタリングを用いて、音楽に対する嗜好が自身と類似したユーザを特定し、その類似するユーザが好む音楽を推薦する手法を提案している。このように音楽推薦の手法は、内容に基づいたフィルタリングと協調フィルタリングのいずれかを用いることが多い。また、吉井ら[14]は、ユーザの嗜好と楽曲の音響的特徴の両方を組み合わせて推薦を行う手法を提案している。しかし、いずれの手法も推薦の精度を重視しているため、推薦される楽曲は似た雰囲気のものが多くなってしまい、これが原因でユーザに聴かれる楽曲に偏りが生じる可能性がある。本研究では、このような偏りを解消することを目指しており、類似した楽曲を提示する手法とは異なる。

またユーザプロファイル (ユーザの好みや興味のモデル) を利用することによって個人の好みの曲を絞り込んで推薦する手法も、これまで提案されてきた。岩濱ら[15]は決定木を用いてユーザプロファイルを構築し、それに基づいて推薦を行う手法を提案した。さらに竹川ら[16]は、ユーザプロファイルの編集を可能とする推薦システムを提案している。このように、あらかじめユーザごとのモデルを作成することで、精度の高い推薦が可能であると考えられる。しかし、ユーザプロファイルを利用した推薦は、ユーザが知り得る範囲を超えた推薦をすることは難しいため、ユーザが十分に知識を持っていない楽曲においては、事前に作成したユーザプロファイルを適用することは難しいと考えられる。

さらに、ユーザの気分といった感性情報を利用して推薦を行う手法についても、様々な提案がなされている。Rosaら[17]は、ソーシャルネットワーク上に投稿された文章からユーザの感情を抽出し、現在のユーザの感情に基づいて楽曲を推薦する手法を提案した。クラウドソーシングを用いて多数のユーザによって手法を評価したところ、ユーザ満足度は 91%に達し、ランダムに推薦をした場合の満足度を大きく上回ることがわかった。同様に、Chenら [18]はソーシャルブログサイトに投稿された文章から抽出された文章を、音楽の持つ様々な要素と紐づけることによって推薦に利用する手法を提案した。評価実験の結果、提案手法による推薦は強調フィルタリング等を用いた既存の推薦手法と比較して、推薦の質を向上させることを明らかにした。また、Kimら[19]はスマートフォンの加速度センサを用いてテン

ポに基づいた音楽分類を行い、ユーザの気分に則した推薦を行う手法を提案した. 実環境における実験の結果、高い精度で推薦が可能となることや音楽プレーヤを搭載したモバイル機器に適した手法であることを示した. 一方で Adomavicius ら[20]は、現在の推薦システムには改良すべき点が多く含まれていると指摘しており、例えばユーザとアイテムの関係性の表現を改善すること、押し付けがましくない推薦の実現が必要であることなどが必要であると主張している. これに関連して、Tadaら[21]は、ユーザが楽曲をスキップしなかった場合、その曲を受け入れたと判定し次に類似した楽曲を推薦する手法を提案している. また、実験により、時間が経つにつれてユーザの好みに沿った楽曲が推薦されることを明らかにした.

このように、今日における推薦方法はユーザの知識に依存しない推薦が可能であり、既知の楽曲やそれに類似した楽曲以外を知ることができるようになると期待される。しかし、推薦に利用するデータと楽曲の情報を紐づける必要があるため、再生回数やユーザ評価といったメタデータが不足している楽曲や新規楽曲の推薦は難しいと考えられる。また、音響特徴量を用いた推薦は、個人で活動をしているアーティストの楽曲やライブでしか演奏されていない楽曲といった、音楽ストリーミングサービスに楽曲が存在しない楽曲に対しては推薦を行うことができない。さらに、推薦された未知の楽曲をユーザが受け入れやすくするにはどのような工夫をしたらよいかなど、考慮すべき点が多くある。

## 2.2. 精度以外に着目した推薦に関する研究

推薦結果の偏りをなくすことやユーザに未知のアイテムを推薦することを目的に、精度 以外に着目した研究もこれまで数多く行われている. Herlocker ら[5]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にあげ、新しいシステムの評価方法 を提案している.例えば、好きな音楽と全く同じアーティストの音楽が推薦されるなど、シ ステムを利用せずともユーザ自身で探し出せるものが推薦結果として提示されることがあ り、結果として推薦の満足度を下げる原因になり得る.そのため、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 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であると指摘し た.この研究と関連して佐藤ら[22]は,ソーシャルネットワークにおけるアーティスト間の フレンドネットワークを利用することで、認知度の高いアーティストに推薦結果が偏る問 題を改善する手法を提案している.そして提案システムと従来手法を比較する実験を行っ た結果, 提案システムは従来の推薦システムよりも未知のアーティストを推薦でき, さらに ユーザに高い満足を与えられることが示された。また鬼頭ら[23]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もしくは未知であるか及びその嗜好が、好みの推定に寄与するかど うかについて調査をしている. この研究では, 推薦されるアーティストが未知であるかどう

かを考慮することによって、ユーザにとって「未知であったが好みである音楽」と出会う機会を増やせる可能性が示唆されている。さらに平良木ら[24]は、音楽のジャケット画像を用いて音楽の発見を支援するシステムを提案した。また、提案システムの利用及び評価を行ってもらう実験を実施し、ジャケットを通じて能動的に音楽を探す行為が音楽を聴くきっかけの創出や好きな音楽のジャンルの拡大に繋がる可能性を示した。

これらの研究は、本研究と同様に、類似しているアイテム以外の推薦を目指している.しかし本研究では、これらの研究のようなシステムによる推薦ではなく、すでにそのジャンルに精通しているユーザの手で推薦を行うことで、より魅力的な推薦を目指す.すでに精通しているユーザの手を介することで、事前にプロファイル等を作成することなく、ユーザの知識量や好みに適した推薦が可能になると考えられる.

#### 2.3. プレイリスト作成に関する研究

プレイリストの作成に関する研究も多くなされている. Ikeda ら[25]は, 曲中で変化する 音響特性を考慮して曲の移り変わりが滑らかなプレイリストを生成する手法を提案してお り、提案手法が類似した楽曲を並べる等の従来手法よりも高く評価されることを明らかに している. Sakurai ら[26]は、よりスムーズな楽曲遷移を目指して、強化学習に基づくプレイ リスト生成手法を提案しており,300曲を用いて学習を行ったシステムの性能評価実験によ りその有用性を明らかにした. 同様に、渡辺ら[27]は、聴取楽曲のテンポによって気分が変 化することに着目し、テンポと楽曲間のつながりを考慮したプレイリスト生成システムを 提案した. また, Vall ら[28]は, 協調フィルタリングとコンテンツベースの推薦を組み合わ せたハイブリッド型の推薦システムを提案し、プレイリストで次に再生される楽曲の推薦 をより正確に可能とした. プレイリストは複数の楽曲が連続したものであるため, これらの ようにその前後関係が重要であるといえる. また, Lin ら[29]は, ユーザがプレイリスト作 成について「時間と手間が掛かりすぎる」と感じており、自動作成のニーズがあることを示 している. Bonnin ら[30]や Jannach ら[31][32]のように手動で作成されたプレイリストを用い て自動生成されたプレイリストの評価を行う研究なども存在するものの、大多数が自動生 成によるものでありその需要の高さがうかがえる. しかし, 本研究では, こうした自動生成 ではなく, ユーザの手によるプレイリスト作成に着目した手法を提案する. 本手法は他者へ の推薦を目的としているため、自動収集された類似した楽曲を提示するのではなく、手動で ユーザの好みや推薦意図が反映されたプレイリストを作成することを目指す.

# 2.4. ユーザの手を介した情報提示に関する研究

人の手を介した推薦行為やセールスに着目した研究は数多く存在する. Luo ら[33]は、金融サービス業の顧客 6200 人を対象に、社員とチャットボットそれぞれで、顧客との会話を

行った際の売り上げを比較する調査を行った. その結果,チャットボットは経験の浅い社員のおよそ4倍,熟練した社員と同等の売り上げを得たが,会話の相手がチャットボットであることを事前に顧客に明示した場合,売り上げが約80%低下することが示された. 同様にUllal ら[34]は,AIを利用したセールスコールでは人が掛けた場合と比較して通話時間が71%短縮されることを報告しており,顧客の保守性が機械を介した購買意欲と関連していることを指摘している. これに対して,Leungら[35]は,運転や料理といった様々な領域でAIによる自動化が進んでいることについて,それらの行為を日頃行っているユーザが好ましくないと感じていることを実証した. このように,人間が行っていたことが機械に代替されていくことについて,好ましく思わない人も多いことがわかる.

Nielsen 社の調査結果[36]によると、広告の信頼性をメディア別に尋ねたところ、友人からの推薦は 90%、オンラインに投稿された消費者の意見は 70%と高い信頼性を得ていたが、動画広告やバナー広告の信頼度は約 30%と、非常に低いものであった。同様に Schlosser ら [37]はウェブ広告は好意的に捉えられにくいということを明らかにしている。さらに、Tsangら[38]は、消費者は特に同意していない限りモバイル広告に否定的な態度をとること、消費者の態度と行動の間は直接的な関係があることを示した。これらの研究から、推薦行為においても機械による推薦を行うより、情報源が人である推薦を行う方が相手への信頼感を高めることや、結果の満足度を上げることにつながると考えられる。

## 2.5. 個人に着目したマーケティングに関する研究

一般のユーザをマーケティングに用いることに着目した研究もこれまで数多く行われて いる. Trusov ら[39]は、ソーシャルネットワーキングサイトのデータを用いて、クチコミが サイトへの新規会員登録に及ぼす影響について調査を行った. その結果, マーケティングイ ベントのような既存のマーケティング手法に比べて、クチコミが最大で30倍効果的である ことを明らかにした. Chevalierら[40]は EC サイトにおけるレビューを分析し, クチコミが 売り上げを増加させていることを明らかにしている.また Duan ら[41]は,映画レビューの 総数が映画の興行収入に大きく影響していることを明らかにした.このようにクチコミは 個人が購買行動における指標として利用できるだけでなく,マーケティング手法としても 有効であり, マニアックなジャンルや業界の活性化に役立つと考えられる. Bakshy ら[42]は, Twitter のインフルエンサーがマーケティング戦略において効果的な役割を果たす一方で、 潜在的なインフルエンサーを特定するコストを考慮すると,相対的に一般のユーザの方が インフルエンサーより費用対効果が高いことを報告している。また, Kim[43]らは, 社会的 地位が高いインフルエンサーは憧れを引き起こし、社会的地位が近いインフルエンサーは ブランドに人間味を与えてブランドとユーザとの関係性を深めていることを明らかにした. さらに、Chaら[44]は、Twitterのデータを分析することでユーザの影響力の力関係を調査し た. 調査の結果, 著名人やインフルエンサーなどではない一般のユーザは, 単に他のユーザ

り 関連研究

との会話ではなく、1つのトピックに集中し、創造的で洞察力のある投稿をすることによって影響力を得ることができると指摘している。これらの研究から、一般のユーザによるインターネット上のクチコミや投稿が、影響力を持った情報の拡散や効果的なマーケティングを可能にしていることがわかる。したがって、推薦においても、インフルエンサーなどではない一般のユーザによる推薦によって、効果的な結果を得られるのではないかと考えられる。

提案手法

# 提案手法

本研究の目的は、知名度が十分でないコンテンツにおいても、人々が自身の推薦したい音楽の魅力を他者に感じやすくさせる推薦手法を実現することである。ここで、実際の推薦では「これが好きだったら次はこれを試してほしい」や「これが好みでないならこっちを試してほしい」といったように相手の反応に基づいた対話的なやりとりがなされることも少なくない。そこで本研究では、このような人が対話的にやりとりをする様子に着目した。人が他者とやりとりを行う際、会話内容などから相手の好みを推定し、自分が持つ情報の中から最も相手に合った情報を提示することが可能だと考えられる。特に、アーティストのファンといった特定のジャンルに精通しているユーザは、すでに自分自身で探索を行った結果としてそのジャンルに関する知識を蓄えているため、他者の知識レベルや好みを考慮したうえでより適切な推薦ができると期待される。このように、相手の反応に応じて推薦内容を変更することは、より個人の嗜好にあった情報の提示を可能とし、推薦の満足度を向上させる要因の一つとなると考えられる。しかし、全ての推薦の機会でリアルタイムで対話的にやりとりを行うことは現実的ではない。また、ユーザ同士が自由に行った会話内容はデータとして蓄積されないため、クチコミやシステムを用いた推薦のように後から他者が参照することや過去のデータを次の推薦に利用することが難しい。

そこで本研究では、推薦されたユーザが魅力を感じやすくすることを目的として、人の会話のように柔軟な側面を持ちつつシステムとして利用可能な推薦手法を提案する.提案手法のイメージ図を図1に示す.具体的には、対面の推薦における「これが好きなら次はこれを試してくれ」「これが苦手ならこっちを試してくれ」といった対話的なやりとりをフローチャートのような分岐構造として表現し、分岐構造を持ったプレイリストを作成して推薦を行う手法を提案する(以下、分岐型プレイリストと呼ぶ).推薦者は、自身が他者に推薦する状況を想定して、ある楽曲の次に再生される楽曲を最大2つ指定することができる.そして、再生したユーザの好みに応じて次に再生される楽曲を切り替えながら再生をしていく.例えば図1において、楽曲 A を聴いた際に「好きである」という反応をした場合は次

#### 実際の対話をイメージして, 好みで切り替わるプレイリストを作成する

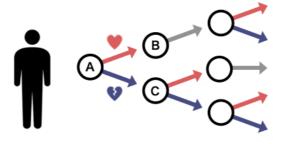


図1 提案手法のイメージ

提案手法

に楽曲 B が, 「好きではない」という反応をした場合は次に楽曲 C が再生される. このように, 人の対話を模したプレイリストを用いて推薦を行うことで, あるコンテンツに詳しいユーザから推薦を受けた際のように, より魅力を感じやすく満足度の高い推薦が可能になると期待される.

分岐型プレイリストの作成は、先述の通りあるジャンルやアーティストなどに精通したユーザの手で行う。ここで、1人の人間が知り得る音楽の知識量には限界があり、すでに構築されている大規模なデータベース等には到底及ばないが、人手で作成を行うことで楽曲同士の関連性や好みの推移をより考慮することができると期待される。人手で作成されたプレイリストが、プレイリストの次曲推薦アルゴリズム評価のための信頼できる基盤になり得ると示されている[45]ことから、こうした人手で作成されたプレイリストそのものを用いた推薦も有用であると考えられる。特に、楽曲のメタデータや他の楽曲との関連性などの情報が不足している可能性のある知名度が十分でない楽曲においては、ファンであるユーザが持つ知識が有効に機能すると期待される。

こうした仮説のもと、分岐型プレイリストを用いた推薦の有用性や特性を実験によって明らかにする。また、分岐型プレイリストの作成は一般的なプレイリストに比べて作成のコストが高い可能性があるため、ユーザがどのように作成を行うか及び作成の負担を軽減する方法についても議論を行う。

# 評価実験

本章では、分岐型プレイリストを用いて推薦をすることで、被推薦者にとって推薦された 楽曲の魅力をより感じやすくなる、という仮説を検証するための実験について記述する. 具 体的には、同じジャンルの音楽について、分岐型プレイリストと分岐構造を持たないプレイ リストを作成し、それらを用いた推薦の効果について比較を行う. なお、本実験では知名度 が十分でない音楽として、聴いたユーザにとって馴染みがないと考えられる音楽を用いて 検証を行う.

#### 4.1. 分岐型プレイリスト構築

実験では、推薦された楽曲の魅力が感じやすくなるかの検証を行うため、実験で利用するプレイリストは実験協力者にとって馴染みのなさそうな特定のジャンルに偏った楽曲を人手で集めることとした。そこで、明治大学総合数理学部および先端数理科学研究科の学生2名に協力してもらい、筆者とともに分岐構造のあるもの、ないもののそれぞれについて4ジャンル分のプレイリストの作成を行った。なお、プレイリストの作成では、YouTube[46]のURLを収集し、その並び順を指定してもらった。また、楽曲の並び順は、最初に馴染みのあるユーザが多そうな楽曲を指定し、徐々に馴染みのあるユーザが少なそうな楽曲へ移っていくように指示し、再生される楽曲数は分岐の有無に関わらずに6曲となるように指定した。これは、ユーザに馴染みやすい楽曲のみを聴かせるだけでは、本当にそのジャンルに興味を持ったかどうか判断できず、馴染みのあるユーザが少なそうな楽曲の満足度まで向上させることで、本当にそのジャンルに興味を持てたといえると考えたためである。なお、作成された4つのプレイリストのジャンルは、ゲーム音楽、ジャズ、シューゲイザー、ミュージカルであった。また、楽曲の馴染みやすさといった指標の基準は各プレイリスト作成者に委ねることとした。これは、選曲に制約を設けることは推薦者の自由な推薦を阻害してしまうと考えたためである。

プレイリスト内の各データは、その楽曲のタイトル、アーティスト名、再生区間の情報と次に再生される楽曲が何かの情報を保持している。次に再生される楽曲は、先述の通り最大2つまで指定可能とした。1つは前の楽曲が好みもしくはどちらでもないと判断された際に提示される楽曲、もう1つは前の楽曲が好みでないと判定された際に提示される楽曲である。ここで、分岐構造のあるプレイリストを作成する場合であっても、プレイリスト作成者は次に再生される楽曲を必ずしも2つ指定しなくてもよいとした。この理由として、ある曲を再生した後にその曲のアレンジ曲を再生するといったように、関連性の高い曲を連続して聴かせることでよりユーザの興味を惹くことができる可能性があると考えたためである。さらに楽曲からあらかじめプレイリスト作成者が指定した、1分程度の部分のみを再生区間とした。これは、再生区間を指定することで楽曲を耳にしたユーザの意識が向く部分を統制

し、同じ部分についての評価が収集できると考えたためである。設定の基準として、各プレイリスト作成者が聴いて欲しい部分を指定するようにと指示を行った。作成された分岐型プレイリストの例を図 2 に示す。分岐しない部分を設けるかどうかといった基準は各プレイリスト作成者に委ねたが、ほとんどの部分に分岐構造が用いられていた。

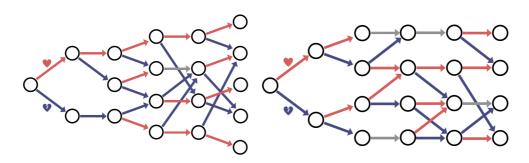


図2 作成されたプレイリストの例

#### 4.2. 実験手順

実験では、ユーザの好みに応じて楽曲の提示内容を変化させる分岐構造を持ったプレイリストと、固定の順序で楽曲が提示される分岐構造を持たないプレイリストの 2 つを用いて実験協力者に楽曲を聴いてもらった。なお以下では、分岐構造を持った楽曲群を分岐あり群、分岐構造を持たない楽曲群を分岐なし群とする。

実験システムは JavaScript を用いてウェブアプリケーションとして実装し、ウェブブラウザ上で楽曲の再生を行った。実験協力者は、20代の大学生・大学院生 24名で、各実験協力者はランダムに 4 ジャンルのうちの 2 ジャンルを分岐あり群、2 ジャンルを分岐なし群のプレイリストで再生を行った。なお、実験協力者には自身が再生しているプレイリストが分岐構造を持っているかどうかについては知らせずに再生を行ってもらった。また、各ジャンルにつき計 6 つの楽曲を聴いてもらい、各楽曲の再生中にその楽曲の好みについて回答してもらった。本システムでは、「反応なし」または「好みである」との評価がなされた場合と、「好みでない」との評価がされた場合の 2 通りで、次に再生される楽曲が分岐するようにした。反応がなかった場合に「好みである」と同じ挙動をすることについて、好みの評価を行わずに最後まで聴くことは、ある程度その楽曲に対して好意的な印象を抱いているのではないかと考えたためである。なお、これらの楽曲に対する評価は分岐に有無に関わらずに行ってもらった。そして全楽曲の再生が終了したのち、最後にアンケートに Q1~Q5 までは5段階(-2~+2)で、Q6~Q8 は記述式で回答してもらった。なお、Q1、Q2 は再生した楽曲

全てについて、それぞれ回答してもらった. さらに Q2 については、5 段階の回答以外に「そ

表1 アンケート項目

Q1	再生した楽曲は馴染みやすかったか
Q2	今回聴いた以外の部分を聴きたいと思ったか
Q3	今回聴いたジャンルの曲を普段聴くか
Q4	普段聴いている曲の中に似ている楽曲はあるか
Q5	総合的にこの楽曲群に満足したか
Q6	普段どのようなジャンルの楽曲を聴くか
<b>Q</b> 7	今回聴いたジャンルについて、好きだと感じた/好きではないと感じた部分はどこか
Q8	聴いた楽曲についての意見・感想

もそもどんな曲か覚えていない」という回答も可能とした. 具体的なアンケート項目を表 1 に示す.

なお、実験後アンケートにおいて、「Q3. 今回聴いたジャンルの曲を普段聴くか」と「Q4. 普段聴いている曲の中に、今回聴いたものに似ている楽曲はあるか」でそれぞれ「よく聴く (+2)」、「とてもある (+2)」と回答のあった 8 件は、すでにそのジャンルにとても馴染みがあり、好んで聴いていると考えたため、分析の対象から除外した。また、それらの実験協力者を除外したのち、アンケートの「Q2. 今回聴いた以外の部分を聴きたいと思ったか」について、「そもそもどんな楽曲か覚えていない」と回答された試行についても正確なデータではないと考え 8 件の回答を分析対象から外し、最終的に 80 件のデータを用いて分析を行った。

## 4.3. 実験結果

分岐あり群,分岐なし群それぞれについて,アンケートの「Q5. 総合的にこの楽曲群に満足したか」の評価の平均値を算出したものを図3に示す.図3より,楽曲群全体の満足度の

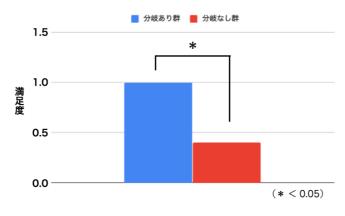
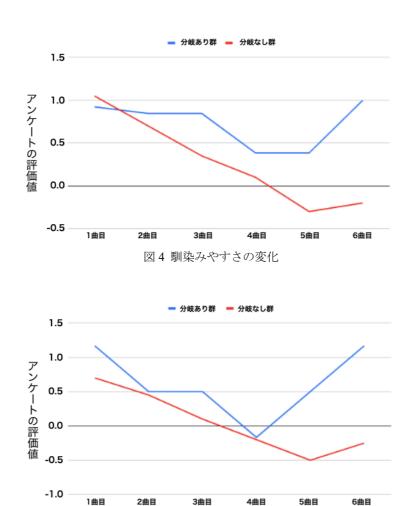


図3 楽曲群全体の満足度

評価値は分岐あり群の方が高く、対応のない t 検定を行ったところ有意差が認められた (p<0.05).

分岐あり群、分岐なし群それぞれについて、アンケートの「Q1. 再生した楽曲は馴染みやすかったか」と「Q2. 今回聴いた以外の部分を聴きたいと思ったか」の各楽曲における評価の平均値の変化を算出したグラフをそれぞれ図 4,5 に示す。図の横軸はプレイリストの中で何曲目かを、縦軸は各楽曲におけるアンケート評価の平均値を表している。図 4,5 より、いずれも楽曲を聴き進めるごとに平均値が低下しているが、分岐あり群では後半に数値が上昇し、6 曲目の数値が 1 曲目を超えていることがわかる。



4.4. 考察

楽曲ごとの馴染みやすさ,他の部分を聴きたいと思ったかについての数値の変化に着目し分析を行う.4.1節で述べた通りこの楽曲群は最初に馴染みやすい楽曲を指定し、徐々に

図 5 他の部分を聴きたいと思ったかの変化

馴染みのあるユーザが少なそうな楽曲へと移っていくように作成しているため、元々そのジャンルに精通していないユーザにとって馴染みやすさや好みの割合といった評価は徐々に減少する。実際に、固定の順序で楽曲を聴かせているだけの分岐なし群では、その数値が減少していることが図 4.5 よりわかる.

また、図 4、5 より、分岐あり群では後半の評価が大きく向上していることがわかる. ここで、人間の心理特性として、特定の対象に繰り返し接することによって、その対象への好感度や印象が高まるという、単純接触効果と呼ばれる効果が知られている[47]. このように、同じジャンルの楽曲を続けて聴いた際、後半に進むにつれて単純接触効果によって印象が変容し、そのジャンルにもともと馴染みがなくても徐々に好感度が向上していき後半の評価が向上したのではないかと考えられる. しかし、分岐なし群と分岐あり群を比較すると、分岐なし群では 6 曲目の評価がわずかに向上しているのみであるが、分岐あり群では後半から評価が大きく向上し、最終的に 6 曲目の評価は 1 曲目よりも高くなっている. このことから、プレイリストの分岐構造が後半の楽曲の評価に影響を与えている可能性が考えられる.

さらに,プレイリストを聴いている最中になされた「好みである」「好みでない」の回数 となされ方について分析を行う.まず、分岐あり群なし群のそれぞれについて「好みである」 と「好みでない」の回数を数えたところ、分岐あり群では「好みである」の評価が107回、 「好みでない」の評価が 54 回であり, 分岐なし群では「好みである」の評価が 106 回, 「好 みでない」の評価が 52 回と、その回数に差はみられなかった。こうした好みの評価につい て、「好みでない楽曲がどれほど連続して再生されるか」や「好みの楽曲がどのタイミング で登場するか | といった要因によって興味の持ち方が変わると考えられる.そこで,「『好 みでない』の評価が連続した回数」と「『好みでない』の評価がなされた後に評価が向上し た(次の楽曲で好みであるもしくはどちらでもないと評価された)回数」を,分岐あり群な し群のそれぞれで算出した. その結果, 「『好みでない』の評価が連続した回数」は分岐あ り群では平均 0.79 回,分岐なし群では平均 1.10 回であった.また,「『好みでない』の評 価がなされた後に評価が向上した回数 | は,分岐あり群では平均 0.96 回,分岐なし群では 平均 0.57 回であった.さらに,対応のない t 検定を行ったところ,「『好みでない』の評価 がなされた後に評価が向上した回数」 については有意差が認められた.以上のことから,分 岐構造があるプレイリストでは、次に再生される楽曲がユーザの好みによって切り替わる ため、分岐構造がないプレイリストに比べてより高い確率で、嗜好に合った楽曲を提示する ことができると考えられる.

これらのことから、より魅力的な推薦を目的とした場合、単純に楽曲群を固定の順序で聴かせるよりも、分岐を用いて楽曲の提示を行うことで、よりユーザによい印象を与え、対象を好みだと感じさせる楽曲推薦が可能になると考察する。さらに、実験で使用した楽曲のジャンルについて十分に知識を持たないユーザのみを対象に行った実験で、有用性が確認さ

れたことから、本提案手法は知名度が十分でない楽曲といった、ユーザにとって未知の楽曲に対しても利用可能であると考えられる.

# システム実装

4章の実験より、分岐型プレイリストを用いて推薦をすることで、推薦をされたユーザにとって興味深く、馴染みやすい推薦ができる可能性が示唆された.しかし、推薦者がどのようにプレイリストを作成したかについては十分に明らかでないため、本手法が推薦をする側のユーザにどのような影響を与えるかについては議論が十分でない.また、推薦者が分岐型プレイリストの作成を行える UI がなく、また登録に必要な楽曲数が非常に多く作成の負担が大きいという問題があった.そこで、多くのプレイリストを作成してもらい更なるデータ収集を行うため、分岐型プレイリストを気軽に作成し他者と共有できる仕組みが必要だと考えた.本章では、提案手法をもとに作成したウェブシステム reco.mu¹の実装や利用方法について説明を行う.

#### 5.1. 分岐型プレイリストの曲数と形状の設計

推薦者と被推薦者との間の対話に着目した時、推薦者の戦略は「最初に数曲聴いてもらい慣れてから対話的にやりとりをする」や「最初に好みで分岐をさせて、その後に似たテイストの楽曲を聴いてもらう」といったようにいくつかに大別されると考えられる。そこで、プレイリスト作成の際に、あらかじめ分岐の形状を複数用意しておき、それらの形状に沿って分岐型プレイリストを作成してもらうこととした。分岐構造を自由に作成させずに制約を設けた理由は、ユーザに試行錯誤をしてもらうことでより楽曲の順序や分岐構造を意識してプレイリストの作成を行うことができるうえ、完全に自由なものはユーザ自身が考えることも増え、困難性が増すと考えたためである。また、4章の実験で自由に作成してもらった分岐型プレイリストは楽曲数や分岐箇所が非常に多く、推薦者にとっての負担が大きいと考えたためである。

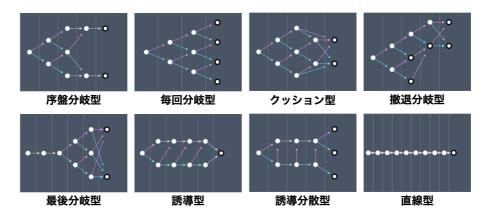


図6プレイリスト形状と名称の一覧

.

<sup>1</sup> https://reco.mu

今回用意した分岐形状の一覧とその名称を図6に示す. 先述の通り, 推薦者と被推薦者との間の対話に着目すると, そこにはそれぞれの推薦者の戦略が存在すると考えられる. そこで reco.mu では, 様々な推薦の仕方に対応できるように8種類のプレイリスト形状を用意した. さらに, プレイリストの楽曲数に制約を設けることでプレイリスト作成の際に考慮することが並び順のみになり作成の負荷が低減されると考えたため, いずれのプレイリストも10曲から構成されるようにした. 楽曲数に制限を設けると, 推薦したい楽曲が10曲以上あった場合に選曲のコストが生じる可能性が考えられるが, ここでは多数の楽曲を分岐形状に並べるコストの方が大きいのではないかと考え, 全てのプレイリストで曲数を統制することとした. 以下は, それぞれの形状の名称と, どのような推薦を想定したものであるかについての説明である.

- **序盤分岐型**:プレイリストの前半に用意した分岐構造で相手の好みに合わせた楽曲を 聴いてもらい、後半にその好みに合わせた楽曲を提示することで魅力を感じやすくす るもの.
- **毎回分岐型**: 名称の通り全ての段階に分岐構造を設けており、より細かく被推薦者の好みに対応するためもの.
- **クッション型**:3曲目までは毎回分岐型と同じ形状であるが、最終的に提示される可能性がある楽曲数を4曲から2曲に減らすことで、推薦したい楽曲をよりピンポイントになるようにしたもの。なお、最後の1曲に辿りつく1つ前にクッションのような緩衝材となる段階を用意することで離脱者を減らすことを目指している。
- **撤退分岐型**:序盤に提示した楽曲が好みでない場合に、最短3曲で再生が終了するようにしたもの. 興味をもたないユーザは諦め、興味を持ってくれたユーザに絞って推薦をするもの.
- **最後分岐型**:最初の3曲に必ず聴いてもらいたい楽曲を配置し, さらにそれ以降に分岐 構造を設けることで被推薦者の好みにも対応できるようにしたもの.
- **誘導型**:一度でも何かの楽曲が好きだった場合に、それ以降に再生される楽曲が特に推薦したいものとなるようにしたもの。また、最終的に提示される楽曲を1曲に絞り、特定の楽曲は必ず再生されるようにしている。
- **誘導分散型**: 誘導型と同じく,一度でもその楽曲が好きだと判定された場合にそれ以降 分岐をなさないようにした. 誘導型との相違点は,より多くの楽曲を再生してもらえる ようにしていることである. また,最終の楽曲を1曲に絞らず3曲に設定することで, 提示する楽曲を誘導しつつも被推薦者の好みを考慮し,より聴いた人の好みに近づけ ることを目指している.
- 直線型:分岐構造をもたない従来型の形状.

## 5.2. 実装

システムは、多くの人にとって利用しやすいようにウェブシステムとして実装した. 実装には、JavaScript や MySQL 等を用いた. クライアントサイドは JavaScript フレームワークである Nuxt.js を利用し、プレイリストの作成や再生を行うためのページを用意した. またサーバサイドは Go、MySQL 等を利用し、プレイリストやその中の楽曲情報などを保存した.

利用者はメールアドレスを利用してユーザ登録を行うことができ、ユーザ登録をすることでプレイリストの作成や、個人ごとの視聴履歴、作成したプレイリストの管理を行える。プレイリスト内の楽曲データについて、各データは固有の ID をもち、自身の ID や楽曲情報とともに次に再生する楽曲の ID を最大 2 つ保持することで、分岐構造を持ったプレイリストの表現を実現した。また、楽曲の再生およびプレイリスト作成時の楽曲情報の取得にはSongle[48]を用いた。

# 5.3. 利用方法

本システムは、大きく分けてプレイリストを作成及び編集する機能とそれらのプレイリストを再生する機能を持つ.

プレイリストを作成する際には、まずユーザは自身が作成したいプレイリストの形状を選択し、プレイリストのタイトルやアーティスト名などを入力することで、プレイリストの編集を行うページに遷移する(図7). また、プレイリストの形状を表すグラフのノードを選択することで、その時点の楽曲を編集する画面が表示され(図8)、YouTube[46]またはニコニコ動画[49]の URL を登録することによって楽曲の追加を行う. なお、登録を行う際には、楽曲の中から30秒から1分程度の再生区間を指定してもらうこととした. この理由は、推薦の際にサビなどの特定の部分を聴かせることで効果的な推薦が可能になるのではないかと考えたため、また知らない楽曲の全体を聴くことは推薦をされたユーザにとってハードルが高いのではないかと考えたためである. 図7 において各ノードから伸びるピンクの矢印の先にはその楽曲が好きであった際に次に再生される楽曲を配置し、水色の矢印の先にはその楽曲が好きではなかった際に次に再生される楽曲を配置することとした. 灰色の矢印の部分は分岐構造を持たないため、評価によらず同じ楽曲が再生される.

また、再生について、トップページから視聴したいプレイリストを選択することで、プレイリストの再生を行う画面に遷移する(図 9). ユーザはプレイリストの視聴中に左下のボタンから聴いている楽曲が好きかどうかを評価することができ、その入力によって次に再生される楽曲が変化する. また、右下のボタンから楽曲をスキップすることができる. ここでは、「好きと評価した場合」にはピンクの矢印の先の楽曲が再生され、「好きではないと評価した場合及び評価をしない状態でスキップボタンを押した場合」には水色の矢印の先の楽曲が再生されることとした. スキップボタンが押された際に「好きではないと評価した

場合」と同じ挙動をする理由としては、その楽曲を好んで聴き入るユーザは途中で再生を止めることは少ないと考えられ、スキップボタンは好みでなかった場合に使用されることが多いと考えたためである。



図7プレイリスト編集ページ



図8 楽曲情報編集画面



図9 プレイリスト再生ページ

トップページからプレイリストを選択する際や再生中は分岐の形状を確認できないようにしており、再生終了後に初めてプレイリストの形状を確認することができるようにした.また、この際、ユーザが選んだ分岐が提示されるとともにプレイリスト内の任意の位置にある楽曲を再生することができ、分岐をした結果再生がされなかった楽曲についても聴くことができる.

# システム運用

分岐型プレイリスト作成時の特性および本手法を用いた推薦のより詳細な効果について分析するため、reco.mu を 2020 年 7月 19日より公開し、運用を行った。本章では、2020 年 7月 19日から 2021 年 1月 13日までの約6ヶ月間の期間についての運用結果について説明を行う。

#### 6.1. プレイリストの作成について

サービスに分岐型プレイリストがないと被推薦者としても利用ができないため、サービス公開直後に明治大学総合数理学部に所属する学生に依頼し、プレイリストを作成してもらった。依頼の際には、「自身が好きなジャンルやアーティストの楽曲を他人に推薦することを想定してプレイリストの作成を行うように」という指示を行った。

その後の運用の結果,直後に作成してもらったものも含め,分岐型プレイリストが52件,分岐構造をもたないプレイリストが32件作成された.作成された分岐型プレイリストの内訳は、序盤分岐型が8件,毎回分岐型が11件,クッション型が5件,撤退分岐型が7件,最後分岐型が10件,誘導型が8件,誘導分散型が3件であった.

# 6.2. プレイリストの再生について

作成されたプレイリストには合計で1217回のアクセスがあり、プレイリスト内の各楽曲は合計で8374回再生された.再生数の内訳は、分岐型プレイリストの再生が5407回、分岐構造をもたないプレイリストの再生数が2967回であった.

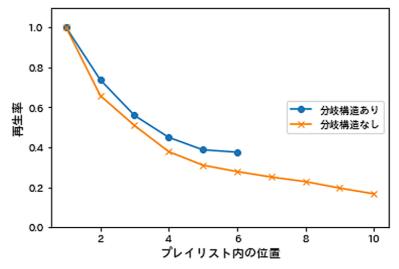


図 10 分岐構造あり/なしそれぞれの再生率

分岐構造あり、分岐構造なしのそれぞれにおいて、プレイリストのある時点まで再生を行ったユーザの割合の平均値を表したグラフを図 10 に示す. なお、システムの不具合により正常な順番で再生されなかったプレイリスト、再生区間が設定されていないなどの筆者らが想定した作成がなされていないプレイリストは分析対象から除外し、ここでは分岐ありプレイリスト 30 件、分岐なしプレイリスト 17 件を分析対象とする. また分岐型プレイリストについては、全ての形状の分岐型プレイリストの再生率の平均を計算し、1 曲目から6 曲目までの再生率を算出した. 図 10 の結果より、分岐型プレイリストでは約 40%の人が、分岐構造を持たないプレイリストでは約 20%の人が、最後の曲まで再生をしていることがわかる. また、分岐構造の有無によってプレイリストの長さが異なるため、分岐型プレイリストと同じ 6 曲目に着目すると、分岐構造を持つプレイリストの方が分岐構造を持たないプレイリストに比べて再生率が高いことがわかる.

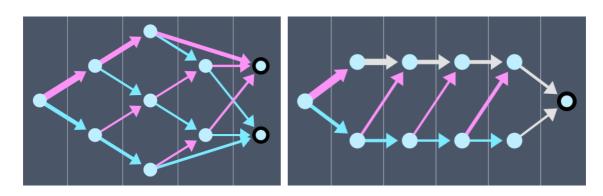


図11 分岐型プレイリストにおける再生のされ方の例

また分岐型プレイリストにおいて、どのような分岐を辿って再生がなされたかについて可視化を行ったものの一例を図 11 に示す。矢印の太さは再生回数を表現しており、太い矢印の部分ほど多くのユーザが再生を行っていることを表している。図 11 (左)では好きではないと評価がされたもの(水色)に比べて、1 曲目で好きと評価がされたもの(ピンク)の方が多く再生されていることがわかる。また、その後の分岐も好きに偏る傾向があり、このプレイリストでは作成者の推薦の意図通りに再生が辿られていることがわかる。一方図11(右)では、前半2曲の矢印は太いものの、後半の矢印が細くなっていることがわかり、このプレイリストでは再生を行ったユーザの興味を十分に引くことができなかった可能性が示唆された。このように、それぞれのプレイリストを作成したユーザの戦略や意図が、再生を行ったユーザの行動に影響を与えていることがわかる。なお、このユーザの再生行動は、プレイリスト作成者がいつでも確認できるようになっており、分岐型プレイリスト作成の参考にするなどの利用が可能になっている。

表2 アンケート項目

Q1	プレイリストの作成はどれくらい負担がありましたか
Q2	あなたが選択した分岐構造の名称は何でしたか
Q3	この構造を選んだ理由を教えてください
Q4	プレイリスト作成にあたって 10 曲選んでもらいましたが、それぞれの楽曲を
	選んだ理由・その再生区間を指定した理由などがあれば教えてください
Q5	今回のように楽曲を配置した理由を教えてください
Q6	プレイリスト作成にあたって大変だった点・難しかった点・その他意見などあ
	れば教えてください

#### 6.3. 作成に関するアンケート結果について

詳細な調査を実施するため、プレイリスト作成後にアンケートを実施した。アンケートの項目を表 2 に示す。Q1 は  $1\sim5$  の 5 段階(1: 全く負担がなかった、2: ほとんど負担がなかった、3: 少し負担があった、4: やや負担があった、5: とても負担があった)、Q2 はシステムで用意した 8 種類のプレイリスト構造から選択、 $Q3\sim Q6$  は自由記述で回答をしてもらった。作成されたプレイリストのうち、分岐型プレイリストの 36 件、分岐構造をもたないプレイリストの 24 件について、作成者からアンケートの回答が得られた。

まずプレイリスト作成の負担に関する Q1 について、分岐構造のあり、なしのそれぞれについて平均値を算出したものを図 12 に示す。この結果より、分岐構造のあるプレイリストは作成の負担が大きいことがわかる。



図12 プレイリスト作成の負担

続いて、プレイリスト作成の戦略や意見について記述式で尋ねた Q3~Q6 について、分岐構造のありなしごとに結果をみていく。分岐型プレイリストについて、ほとんどのユーザが「最初に一番有名な曲を貼って、好きな場合はそこから徐々にマニアックな曲になるようにした。また、好きではない曲だった場合、できるだけ異なるジャンルや雰囲気の曲に飛ぶ

ようにした」や「いきなり知らない曲を聞かせるより、知っている曲から聞かせる方がよいと思ったので、知っている人が多い曲順になるように配置しました」といったように、分岐形状を活かしてプレイリストの作成を行っていた。さらに、「普段よく聞いているアーティストを推すっていうのは結構考えさせられて、何がいいのか、どういうのを推すといいのか普段から聞くように意識せざるを得なくなったなあと思った」や「分岐の構造を考えるのが難しいけどめちゃくちゃたのしかったです」といったような、分岐構造があることに関する肯定的な意見を得ることができた。一方で、「自分の膨大なお勧めから分岐内容を考慮して選ぶのが大変だった」「最初に作ったプレイリストだったので、どういう作戦で曲を配置するかを考えるのに慣れておらず大変だった」といったようにプレイリスト作成の負担について回答しているものが散見された。分岐構造をもたないプレイリストについては、「前後のテンポ感をあわせる」「前後で曲の雰囲気が変わるように配置しました」のように工夫を凝らして作成したことがわかる回答があったが、「検索で出てきた順番」「あまり考えませんでした」「自分の好きな順、思いついた順」といったように、順序を意識せずに作成をしているものも多く見られた。

#### 6.4. 考察

# 6.4.1. プレイリスト作成及びアンケートについて

他者への推薦を目的としてプレイリストを作成する際には、自身の好みの楽曲を中心に 作成するよりも、相手の好みや馴染みやすさを想像して作成を行うことが大切であると考 えられる。そこで以下では、記述式アンケートの中に「推薦相手を考慮した記述」や「自身 のこだわりなどを強調している記述」があるかどうかに着目をして分析を行う。

推薦相手を考慮した記述について、分岐型プレイリストでは 36 件中 20 件に、分岐構造をもたないプレイリストでは 24 件中 6 件にそのような記述がみられた。例として、分岐型プレイリストでは、「まず代表曲を聞いてもらうようにしました。そのあとは、好きなら同じような雰囲気の楽曲、嫌いならそれとは違う雰囲気の楽曲が再生されるように配置していきました」や「2 つの系統を決めて、それの好みによって分かれるようにした。前半は親しみやすい曲、後半に行くにつれてニッチな曲に行くようにした」といった回答があった。一方で、分岐構造をもたないプレイリストにおける回答は 6 件全てが「最初に万人受けする曲を選び、徐々にマイナーな楽曲を選んでいった」といった内容の回答であった。

一方, 自身のこだわりを強調した記述について, 分岐型プレイリストでは 36 件中 8 件, 分岐構造をもたないプレイリストでは 24 件中 14 件にそのような記述がみられた. 例として, 分岐型プレイリストでは「最近の楽曲で自分の好きな曲を順番に選びました」といったように自分の好みの楽曲を中心に選定し, 並び順や配置に関する記述が少ないといった回答がみられた. 分岐構造をもたないプレイリストでは「自分の好きな楽曲を中心に楽曲を選

定した」という回答が多かったが、「そのアーティストのライブを意識して作成をした」や「アニメなどの時系列順に楽曲を配置した」のように、すでにそのコンテンツについての知識がないと十分に理解できない可能性がある回答が複数あった。通常のプレイリストのように分岐構造をもたないプレイリストは時系列を表現することに適しているため、このように作成されたプレイリストがあったのではないかと考えられる。また、分岐構造をもたないプレイリストにおける回答では、「YouTube の再生回数が多い順に選んだ」「検索で出てきた順番」といったように、順序について戦略性を持たせずに作成をしたと考えられる回答が24件中5件みられた。音楽配信サービスなどでは「はじめての〇〇」のように特定のジャンルやアーティストの楽曲をまとめたプレイリストが公開されていることがあるが、それと同様に順序を意識せずに単純に同じジャンルのものをまとめるように作成を行ったのではないかと考えられる。

以上のことから、プレイリストに分岐構造をもたせることによって、作成における工夫の幅が広がり、より推薦相手を意識するようになるといえる。つまり、相手の存在が前提となっている推薦行為においては、分岐型プレイリストを用いた方が、効果的な結果を出すことができると考えられる。

#### 6.4.2. 再生について

分岐型プレイリスト,分岐構造をもたないプレイリストのそれぞれについて,そのプレイリストに対するアンケートでどのような回答がされていたかに着目して,再生率について分析を行う.

分岐型プレイリストについて、全ての分析対象のプレイリスト、推薦相手を考慮した回答があったプレイリスト、自身のこだわりを強調したプレイリストそれぞれの再生率のグラフを図 13 に示す。この結果より、分岐型プレイリストでは、推薦相手を考慮して作成をされたものは再生率が高く、自身のこだわりを強調して作成されたものは再生率が低いこと

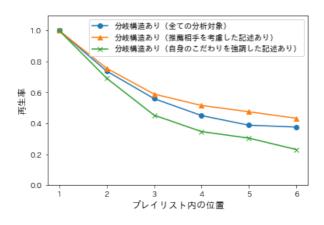


図13 アンケート結果ごとの再生率 (分岐型プレイリスト)

り システム運用

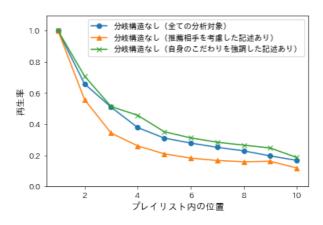


図 14 アンケート結果ごとの再生率 (分岐構造をもたないプレイリスト)

がわかる. そのため、プレイリストを用いた音楽推薦についても推薦相手を意識することが 重要であり、さらに推薦相手にとっても興味を持ちやすい推薦につながる可能性が示され た. また、自身のこだわりを強調して作成されたプレイリストの再生率が低くなっているこ とからも、推薦において対象となる相手に配慮し、その相手にとって引き込まれやすい推薦 を心がけることが重要であるといえる. このように、推薦という行為は、いかに他者に推薦 対象の魅力を伝えるかが重要であり、そのための創意工夫が不可欠であると考えられる.

次に、分岐構造をもたないプレイリストについて、全ての分析対象のプレイリスト、推薦 相手を考慮した回答があったプレイリスト、自身のこだわりを強調したプレイリストそれ ぞれの再生率を表したグラフを図14に示す、この結果より、分岐構造をもたないプレイリ ストでは, 自身のこだわりを強調して作成したプレイリストは再生率が高く, 推薦相手を考 慮して作成されたプレイリストは再生率が低いことがわかる. ここで, 前節で述べたとおり, 分岐構造をもたないプレイリストにおける推薦相手を考慮した記述は 6 件全てが「最初に 万人受けする曲を選び、徐々にマイナーな楽曲を選んでいった」という内容のものであった. 分岐構造をもたないプレイリストでは、再生時に好みの評価をしても次に再生される楽曲 が固定であるため、マニアックな楽曲に遷移した際にその楽曲が好みでない確率が分岐型 プレイリストに比べて高くなってしまうことが考えられる.このように推薦者と被推薦者 との間に好みや馴染みやすさのギャップが生じてしまうことで、再生を中断してしまうユ ーザが多くなってしまった可能性がある. 一方で, 自身のこだわりを強調して作成されたプ レイリストは再生率が高くなっているが、これらの回答は「そのアーティストのライブを意 識して作成をした」や「アニメなどの時系列順に楽曲を配置した」というものであった.こ のように特定のコンテンツの事前知識が必要なプレイリストは、すでにそのアーティスト やコンテンツの知識があるユーザにとっては楽しめるプレイリストではあるが,そのコン テンツを知らない人に対しては馴染みにくく、興味を持ちづらい推薦になってしまう可能 性がある.

0 システム運用

以上のことから、他者への推薦を目的としてプレイリストの作成を行うのであれば、分岐型プレイリストを利用することでより推薦相手を意識できるようになり、またそのように作成をされたプレイリストを聴いたユーザにとっても興味を持ちやすい推薦が可能になるといえる.

# 複数人作成実験

友人同士でおすすめのものを語り合うといったように、推薦行為は必ずしも1人で行うものとは限らず、複数人またはグループ間で行われることもある。このように共同で推薦を行うことは話す楽しみがあるだけでなく、自分だけでは知り得なかった情報と出会うことができたり、作成のモチベーションを維持する効果があったりすると期待される。しかし、必ずしも複数人で推薦できる状況が存在するとはいえず、例えば知名度が十分でないコンテンツにおいては周囲に同じファンがいない可能性や、いる場合であっても時間等の制約で共同での推薦が行えない可能性がある。このような状況において、身の回りにいる嗜好が異なるユーザと共同で推薦を行うことができれば、この問題を解決し、共同で作業を行うことのメリットを享受しながら推薦を目的としたプレイリストの作成ができると期待される。しかし、一般に推薦行為はあるコンテンツに詳しいユーザからそれに詳しくないユーザに対してなされるものであり、初心者の存在が推薦にどのような影響を与えるかについては議論が不十分であるといえる。

そこで本章では、共同推薦におけるユーザの知識量の差に着目をして、分岐型プレイリストの作成のされ方がどのように変化するかを検証するための実験を行う。具体的には、分岐型プレイリストの作成を個人で作成を行う場合(以下、個人作成群)、あるコンテンツのファン同士の2名で行う場合(以下、ファン同士群)、あるコンテンツについて詳しいユーザと詳しくないユーザの2名が共同で作成を行う場合(以下、ファン初心者群)で実施し、アンケート結果と作成の様子について比較を行う。

#### 7.1. 実験手順

実験協力者は著者と同じ研究室に所属する大学生・大学院生で、個人作成群は7名、ファン同士群は7組14名、ファン初心者群は7組14名であった。また、6章の運用から得られたフィードバックに基づいて一部 reco.mu のプレイリスト作成方法について変更をした。具体的には、reco.mu 内で YouTube 及びニコニコ動画に存在する動画の検索を可能とし、さらに検索結果を一時的にストックしておき、あとからプレイリストの作成に利用できるようにした。ユーザがプレイリストの作成中に可能な行動は、「楽曲の検索」「楽曲のストック」「楽曲をプレイリストに追加」「登録した楽曲の情報を更新(再生区間の設定)」「プレイリストに登録済みの楽曲同士を入れ替え」「楽曲の試聴」「プレイリストの構造を変更」「プレイリストの情報を変更(タイトル、説明の変更)」の8種類である。

実験では、まず事前アンケートに回答してもらい、作成するプレイリストに関する興味度合いや他者に推薦を行う自信について Q1~Q3 は記述式で、Q4~Q6 は-2~+2 の 5 段階で回答をしてもらった. 具体的なアンケート項目を表 3 に示す. 次に先述した各条件で分岐型プレイリストの作成を行ってもらった. 各参加者にはウェブ会議サービスである Zoom を起動

表3事前アンケート

Q1	お名前を教えてください
Q2	作成するプレイリストのテーマを教えてください
Q3	登録しようと思っている楽曲があれば記述してください
Q4	これから作成するプレイリストのテーマにどれくらい興味がありますか?
Q5	これから作成するプレイリストのテーマについてどれくらい知識がありますか?
Q6	このテーマを他の人に推薦する自信がどれくらいありますか?



図 15 共同作成のイメージ図

してもらい、reco.mu の画面を録画しながら作成を行ってもらった. なお、複数人で作成する条件については、片方の実験協力者が reco.mu の画面を共有し、もう一方の実験協力者にはその画面を見て会話を行いながら作成してもらった. 共同作成におけるシステム利用のイメージを図 15 に示す. また、作成における会話の様子についても録音を行い、プレイリスト作成中の reco.mu の操作ログを収集した. プレイリストの作成については、「そのコンテンツに詳しくない人にそれをおすすめすることを想定してプレイリストの作成を行ってください」という指示のみを行い、具体的な作成の方針などについては実験協力者に委ねた.作成が終了したのち、事後アンケートに回答をしてもらい、作成における疲労感や楽しさ、推薦の自信、どのように作成を行ったかなどについて Q1~Q2 と Q13~Q15 は記述式で、Q4~Q12 は-2~+2 の 5 段階で、Q3 は 1 回、2 回、3 回以上の選択式で回答をしてもらった. 具体的なアンケート項目を表 4 に示す.

#### 7.2. 実験結果

事後アンケートにおいてネットワーク等の不具合があったと回答された 2 名の実験協力者を分析対象から除外し、個人作成群は7名、ファン同士群は6組12名、ファン初心者群は7組13名(ファン:7名、初心者:6名)の回答を用いて分析を行った。

表 4 事後アンケート

Q1	お名前を教えてください
Q2	作成したプレイリストの ID を教えてください
Q3	何回 reco.mu でプレイリストを作成したことがありますか?
Q4	疲労をどれくらい感じましたか?
Q5	分岐構造を考えるのはどれくらい大変でしたか?
Q6	作成はどれくらい楽しいと感じましたか?
Q7	完成したプレイリストの出来栄えにどれくらい満足していますか?
Q8	完成したプレイリストをどれくらい他の人に聴いてもらいたいと思いますか?
Q9	このテーマを他の人に推薦する自信がどれくらいありますか?
Q10	並び順をどれくらい考えましたか?
Q11	選曲をどれくらい考えましたか?
Q12	再生区間をどれくらい考えましたか?
Q13	reco.mu の使いづらかった点や分かりづらかった点, バグだと思われる箇所などあれ
	ば教えてください
Q14	作成の際に「並び順・選曲・再生区間の選び方など」でどのような工夫をしたか教
	えてください
Q15	作成について感想を教えてください

事前アンケートにおける「Q4. これから作成するプレイリストのテーマにどれくらい興味がありますか?」「Q5. これから作成するプレイリストのテーマについてどれくらい知識がありますか?」「Q6. このテーマを他の人に推薦する自信がどれくらいありますか」のそれぞれについて、条件ごとに平均値を算出したグラフを図 16 に示す. なお、ファン初心者群についてはファンであるかによって差が大きく異なると考えたため、群全体の評価、ファンであるユーザのみの評価、初心者であるユーザのみの評価のそれぞれについて平均値を算出した. これらの結果から、プレイリストの作成を行ったユーザのうち少なくとも一方はそのテーマについて興味や知識が十分にあり、他者に推薦を行うのに適した実験協力者であるといえる. 一方で、ファンであるユーザであっても推薦する自信の値があまり高くないことがわかる. また、ファン初心者群の初心者であるユーザはいずれの評価値についても負の値であり、特に他者に推薦をする自信(Q6)についてはほぼ全員が-2(全く自信がない)と回答をしていた.

事後アンケートにおける Q4~Q12 のそれぞれについて、条件ごとに平均値を算出したグラフを図 17 に示す。事前アンケートと同様に、ファン初心者群では、群全体の評価、ファンであるユーザのみの評価、初心者であるユーザの評価のそれぞれについて平均値を算出した。これらの結果から、「Q4. 疲労をどれくらい感じましたか?」の平均値がいずれの群

でも負の値であり、作成の方法に依らず疲労が小さいことがわかる。また、「Q5. 分岐構造を考えるのはどれくらい大変でしたか?」において、個人作成群及びファン初心者群(初心者のみ)における平均値が正の値となった。また、「Q6. 作成はどれくらい楽しいと感じましたか?」について、いずれの群でも高い評価を得ていることがわかる。一方で、「Q7. 完成したプレイリストの出来栄えにどれくらい満足していますか?」については個人作成群の評価がやや低い様子が観察された。また、事後アンケートにおける記述式の回答において、「このアーティストのこういうとこが好きなんだよな、というのが再確認できてとても楽しかった(個人作成群)」や「この曲いいね、ここが好きと話し合いながらプレイリストを作るのは楽しかった(ファン同士群)」、「この曲知っていたけどこのアーティストの曲だったんだ!と知ることができて楽しかった(ファン初心者群)」といったように、いずれの群においてもポジティブな意見が複数得られた。さらに、「1人でやると決め手に困ったときにかなり悩みました(個人作成群)」や「満足感とかそこらへんで一人の時は劣るなと感じた(個人作成群)」といったように個人作成における難しさややりがいの不足についての

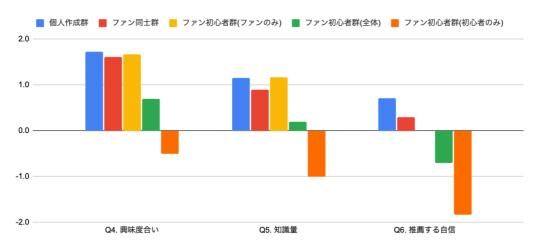


図16 事前アンケートの評価

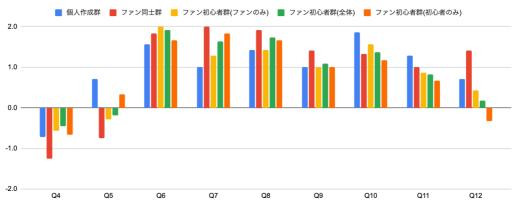


図 17 事後アンケートの評価

回答も散見された. こうした「作成が難しかった,作成の際に悩んだ」といった回答は,個人作成群では7名中4名,ファン同士群では12名中2名,ファン初心者群では13名中1名において見られており,「Q5分岐構造を考えるのはどれくらい大変でしたか?」の結果と同様に,個人での作成において負担を感じやすい傾向が確認された.

#### 7.3. 考察

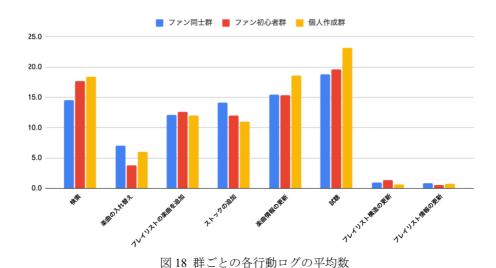
#### 7.3.1. 作成中のやりとりについて

ファン初心者群,ファン同士群では共同で分岐型プレイリストの作成を行っているため, 作成の際に様々なやりとりがなされる.ここでは,事後アンケートにおける記述式の回答及 び実験の録画データの内容から,どのようなやりとりがなされていたのかについて分析を 行う.

ファン初心者群では,全体的に初心者の反応を伺いながら作成を行っている傾向が確認 された. 具体的には、作成の最初に「このアーティストどれくらい知ってる?」と確認を取 る様子や, ある曲について一度聴いてもらったうえで「この曲どう思う? | といったように 感想を求めるようなやりとり, また, 最初にそのアーティストやジャンルの代表的な曲を聴 いてもらい相手の知識を確かめる様子が多く確認された、また、事後アンケートからも「テ ーマをあまり知らない人とペアを組んで作成したため、推薦についてアドバイスをすぐに 聞けて作成がやりやすかった」や「相手が知っている知識やアーティストとなるべく絡めた 内容を話しながら扱う曲の紹介をしました」のように相手の知識量に合わせて作成を行っ ていたことがわかる意見が得られた. さらにファンであるユーザから「相手の反応が良かっ たので作っていて楽しかった」や「人と一緒に作ることで,人に魅力を伝えたい部分を頭で 考えるようになったため, 自分も\*\*の魅力を再確認できました | といった意見が得られた. 初心者側であるユーザからは「\*\*を全く知らなかったが, プレイリスト作成を通じていい 曲に出会えてよかった | や 「知っている曲→知らない曲と順におすすめしてもらうことによ って、\*\*の楽しさ・かっこよさを知れて、とても楽しかったです」といった意見が得られ ており,6名中4名の実験協力者がこのような「新しい曲に出会えた」という回答をしてい た. また, 図 16, 17 より, 初心者側の実験協力者の事前アンケートにおける Q6 (推薦の自 信)はかなり低い値であったが、事後アンケートの O6(楽しさ)や O9(推薦の自信)にお いては正の値となっていることがわかる.これらのことから、知識量に差があるユーザ同士 で分岐型プレイリストを共同作成することで、推薦の対象であるユーザを想定しやすく、効 率的に作成を行えることが期待される. また, このやりとり自体が推薦として効果的に機能 しており, 初心者側として参加するユーザにとっても, 未知であった自分自身の好みの楽曲 を知ることができるといった有益なやりとりになる可能性が示唆された.

一方、ファン同士群では、お互いに知識を補完し合う様子や、好みの楽曲や再生区間についてのやりとりを楽しんでいるような様子が見られた。具体的には、作成の中盤から終盤にかけて「あとどんな曲入れればいいと思う?」や「この曲はどれの後に入れればいいと思う?」と相手に相談するやりとり、また「私はこの曲の\*\*なところが好き」「この曲のこの部分が特に好き」のようにお互いの好みを語り合うやりとりが確認された。また、事後アンケートにおける記述式の回答から、「(アイドルのプレイリストにおいて)メンバーがなるべく全員うつる区間を選びました」や「特に好きで聞いてほしい歌詞の場所とか選ぶのこだわった」といったように自身の好みやこだわりの部分を強調しているユーザが12名中7名いることが確認された。これらのことから、あるコンテンツについて詳しいユーザ同士で推薦を行うことで、より個人の好みやこだわりが強く反映された作成がなされると考えられる。一方で、お互いに知識を補完しあっている様子から、個人で作成をする場合に比べてより多くのアイデアを反映することができ、多くのユーザを推薦の対象として含められるような推薦が可能になっているとも期待される。

以上のことから、共同で推薦を行う際、ユーザ間の知識量に差があることで分岐型プレイリストの作成のされ方が変化する様子が確認された。また、詳しいユーザ同士で推薦を行うことで、お互いのこだわりを反映しつつも多彩な内容のプレイリストが作成される可能性が示された。さらに、必ずしも詳しいユーザ同士で推薦を行うことが必要ではなく、そのジャンルに明るくないユーザと共同で推薦を行うことも有用な推薦方法となり得る可能性が示された。さらに、知識量に差がある場合の共同推薦では、このやりとり自体が推薦行為となる可能性が考えられる。



7.3.2. 作成中の行動について

分岐型プレイリストの作成中に実験協力者がとった行動ログの件数を群ごとにグラフで表したものを図 18 に示す. この図より, 作成の条件によって各行動のログ数は大きくは変わらないことがわかる. また, 1 つのプレイリストの作成中になされた行動の合計回数と作

成にかかった時間の相関係数を求めたところ,約 0.64 の相関があることがわかった。これらのことから、1 つのプレイリストの作成に必要な行動の数は、作業時間に比例して多少変動するが、推薦を行う人数や共同で行う際の知識量の違いには大きく依存しない可能性が考えられる。

実験の群ごとにプレイリスト作成中の各行動の分布を時系列に沿って可視化したグラフを図 19~21 に示す. なお, 横軸である作成時間についてはプレイリストごとに正規化を行うことで 0~1 の範囲で表現し, 白い円は外れ値であるデータを表している. ここでは, 全てのデータを対象に計算した際の四分位範囲の 1.5 倍を超えたデータを外れ値とした.

個人での作成(図19)と共同での作成(図20,21)を比較してみると、個人作成群では 共同での作成に比べて楽曲情報の更新が幅広いタイミングで利用されており、プレイリス トに楽曲を追加するタイミングとその楽曲情報を更新するタイミングが大きく重複してい ることがわかる. 一方で, 共同での作成ではこの 2 つの行動のタイミングが大きく重複する ことなく行われている. つまり, 共同での作成では再生区間の設定を始めるまでに選曲や並 び順がほぼ決定しており、個人での作成では選曲、並び順の設定、再生区間の設定を並行し て行っていると推測される. また, 事後アンケートの結果(図17)からも, 個人作成群では 「O10. 並び順をどれくらい考えましたか?」「O11. 選曲をどれくらい考えましたか?」 の値が他の群と比べて高い様子がわかる. これらのことから, 共同での作成では相手と話し 合うことができるために並び順の設定や選曲を円滑に決めることができ、個人ではより試 行錯誤を重ねながら順序の設定や選曲を行っていると考えられる.また,図 17 より「Q10. 並び順をどれくらい考えましたか?」「Q11. 選曲をどれくらい考えましたか?」の値が他 の群と大きく離れていないことから、作成が蔑ろになっているわけではないと考えられる. 一方で再生区間の設定については、図17よりファン同士群が最も熟考しており、ファン初 心者群ではその値が低いことがわかる。このことから、共同で作成をすることで並び順の設 定や選曲を円滑に決めることができるようになるが、再生区間の設定にはそのコンテンツ についての知識量が影響することがわかる. 実際, 事後アンケートにおける記述式の回答に

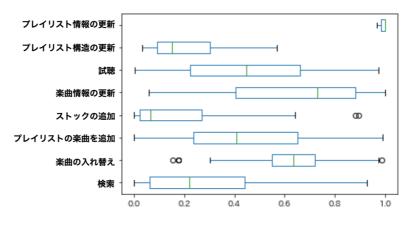


図19行動の可視化(個人作成群)

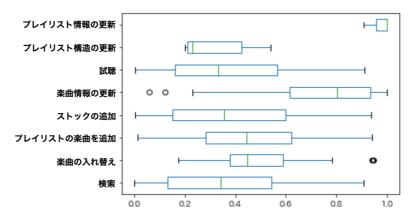


図 20 行動の可視化 (ファン初心者群)

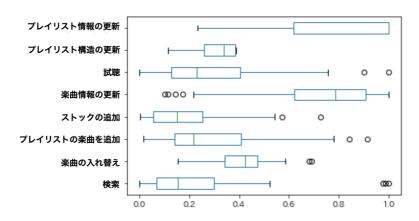


図21 行動の可視化 (ファン同士群)

おいて、ファン初心者群では「サビに設定した」「聴いたことがありそうな部分を設定した」 といったようにわかりやすさを重視した回答がなされる傾向があったが、ファン同士群で は「歌詞の聞いてほしい部分を設定した」のように回答をしている実験協力者もおり、再生 区間をこだわって指定している様子がうかがえる.

以上のことから、推薦を目的とした分岐型プレイリストの作成において、人数の違いや知識量の差は、作成にかかる時間や操作の量には大きく影響しないが、作成のされ方に大きく影響することが明らかになった。したがって、今回の実験では共通の機能・UIを用いて分岐型プレイリストの作成を行ってもらったが、推薦をするユーザの人数や知識量に応じてUIの工夫などを行うことによって、よりよい推薦ができるようになる可能性が考えられる。

全体の考察と展望

# 全体の考察と展望

0

本章では、本論文全体の考察と提案手法及び提案システムの今後の展望について述べる。 まず、本研究の目的である「知名度が十分でないコンテンツにおいても魅力を感じさせや すくする推薦をユーザ間で行う手法の実現」を, 提案手法によって達成できたかを確認する. 4章の実験より、分岐構造を持ったプレイリストを利用して推薦をすることで、被推薦者に とってより好ましく興味を持ちやすい推薦が可能になることが明らかになった。この実験 では推薦された楽曲のジャンルに明るくないユーザのみを分析対象としているため,被推 薦者にとって馴染みのない音楽において魅力を感じやすい推薦が可能になっているといえ る. また、5章で述べたとおり、提案手法をウェブシステムとして実装することで、誰でも 利用可能なシステムとして公開した.続いて 6 章では,提案システムを実際に運用した結 果、分岐型プレイリストを利用して推薦を行うことで、より被推薦者の存在を意識しやすく なり、そのように作成がなされた分岐型プレイリストの方が被推薦者の興味を惹きやすく なる可能性が示された. さらに、7章では、提案手法を複数人で利用する際の効果について 議論を行い,本手法を用いた共同推薦自体が,共同で推薦を行うユーザ間での推薦につなが る可能性を示した. 以上の結果から、提案手法は、知名度が十分でないコンテンツにおいて も魅力を感じさせやすくする推薦がユーザ間で行うことができる手法であると結論づける. 一方で, 本手法には, 分岐型プレイリストを聴いたユーザが全ての曲に対して反応を示さ なければ予期した分岐を正確に辿らせることができないという課題が残っている. このこ とについて, UI に対するユーザの操作から好みを推定する手法[50]と組み合わせることで, 解決が可能になると考えられる.

本研究で提案している手法は、ユーザの好みを分岐構造として表現しそれを他者が辿れる仕組みを提供するという単純なものである。そのため、本手法は音楽以外にも映像や漫画といった様々なコンテンツに応用可能であると考えられる。また、そのコンテンツに詳しいユーザの手によってデータが作成され、さらにプレイリストが再生されるだけでその分岐のどちらの方が多く辿られたかといったデータの収集も可能であるため、他の推薦システムにとってのデータセットとして活用できる可能性が考えられる。ユーザの再生履歴やSNSへの投稿を利用して推薦を行うシステムは複数提案がなされている[51][52][53]ため、こうした人の手によって作成された連続性のあるデータも同様に推薦に活用可能であると考えられる。

なわりに

### おわりに

本研究では、知名度が十分でないコンテンツにおいても魅力を感じやすくさせる推薦をユーザ間で行う手法の実現を目的として、ユーザ間の対話的なやりとりを、分岐構造を持ったプレイリストとして作成し推薦を行う手法を提案した。また、提案手法の有用性を確認する実験を実施し、分岐構造を持ったプレイリストで推薦されたユーザの方が推薦結果に対する満足度や興味度合いが高く評価される傾向を明らかにした。次に、提案手法をウェブシステムとして実装し実際に運用を行うことで、分岐型プレイリストが再生される様子についてより詳細な分析をするとともに、推薦者がどのように分岐型プレイリストを作成するかについての分析を行った。分析の結果、プレイリストに分岐構造を持たせることで推薦者はより被推薦者を意識し、推薦の工夫をするようになることを明らかにした。さらに、システムを用いて共同で分岐型プレイリストの作成を行う実験を実施した結果、共同作成者の人数や知識の差に依らずに疲労感を感じず楽しみながら推薦できることがわかった。また、共同作成時における知識の差が、作成の方法に影響を与えることが明らかとなり、本システムを用いた分岐型プレイリストの共同作成自体が、推薦として効果的に機能する可能性が示された。

本研究で提案した手法は、ユーザの好みを分岐構造として表現しそれを他者が辿れる仕組みを提供するという単純なものである。そのため、本手法は音楽以外にも映像や漫画といったさまざまなコンテンツに応用可能であると考えられる。いずれのコンテンツにおいても、非常に魅力的であるにも関わらず知名度が十分でないがために創作者の活動継続が困難になってしまうものが存在する。これはコンテンツを生み出す才能を持つ人にとっても、好きなコンテンツに出会うことができなかった人にとっても損な話であり、全ての人にとって不幸なことである。将来的には、本システムが一般に普及し、全てのコンテンツが日の目を見ることを強く望む。

## 参考文献

- [1] Apple Music, https://www.apple.com/jp/apple-music/, (2022/1/27 参照).
- [2] Spotify, https://www.spotify.com/jp/, (2022/1/27 参照).
- [3] 一般社団法人日本レコード協会:音楽配信売り上げ実績過去 10 年間 全体, https://www.riaj.or.jp/f/data/annual/dg\_all.html, (2022/1/27 参照).
- [4] Mulligan, M.. The Death of The Long Tail: The Super Star Music Economy. MIDiA Consulting, 2014.
- [5] Herlocker, J.H., Konstan, J.A., Terveen, L.G., Riedl, J.T.. Evaluating collaborative filtering recommender systems. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2004, vol. 22, no. 1, pp. 5-53.
- [6] Li, P., Que, M., Jiang, Z., HU, Y., Tuzhilin, A.. PURS: Personalized Unexpected Recommender System for Improving User Satisfaction. Fourteenth ACM Conference on Recommender Systems, 2020, no. 10, pp. 279-288.
- [7] Ge, M., Delgado, C., Jannach, D.. Beyond Accuracy: Evaluating Recommender Systems by Coverage and Serendipity. RecSys'10 Proceedings of the 4th ACM Conference on Recommender Systems, 2010, pp. 257-260.
- [8] Goto, M., Goto, T.. Musicream: Integrated Music-Listening Interface for Active, Flexible, and Unexpected Encounters with Musical Pieces. Journal of Information Processing, 2009, vol. 17, pp. 292-305.
- [9] 三菱 UFJ リサーチ&コンサルティング:消費者庁 第 30 回 インターネット消費者取引連絡 会 資料 1「口コミサイト・インフルエンサーマーケティングに関するアンケート結果」, https://www.caa.go.jp/policies/policy/consumer\_policy/policy\_coordination/internet\_committee/, (2022/1/27 参照).
- [10] 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, pp. 275-276.
- [11] Bogdanov, D., Haro, M., Fuhrmann, F., Gomez, E.. Content-based music recommendation based on user preference examples. The 4th ACM Conference on Recommender Systems. Workshop on Music Recommendation and Discovery, 2010.
- [12] Levy, M., Sandler, M.. Music information retrieval using social tags and audio. Music information retrieval using social tags and audio. IEEE Transactions on Multimedia, 2009, vol. 11, no. 3, pp. 383-395.
- [13] Koren, Y., Bell, R., Volinsky, C., Matrix factorization techniques for recommender systems. IEEE Computer, 2009, vol. 42, no. 8, pp. 30-37.
- [14] 吉井和佳,後藤真孝,駒谷和範,尾形哲也,奥乃博.ユーザの評価と音響特徴との確率的統

- 合に基づくハイブリッド型楽曲推薦システム. 情報処理学会研究報告. 2006, vol. 66, pp. 45-52.
- [15] 岩濱数宏, 土方嘉徳, 西田正吾. 決定木を用いた音楽情報フィルタリングシステムとその有効性の検証. 情報処理学会研究報告. 2005, vol. 88, no. 3, pp. 642-656.
- [16] 竹川和毅, 土方嘉徳, 西田正吾. 内容に基づく音楽探索・推薦方式の実装. 人工知能学会論 文誌. 2008, vol. 23, no. 5, pp. 330-343.
- [17] Rosa, R, L., Rodriguez, D, Z., Bressan, G., Music Recommendation System Based on User's Sentiments Extracted from Social Networks, IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2015, vol. 61, no. 3, pp. 359-367.
- [18] Chen, C., Tsai, M., Liu, J., Yang, Y.. Using Emotional Context from Article for Contextual Music Recommendation. Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia, 2013, no. 4, pp. 649-652.
- [19] Kim, H., Kim, G., Kim, J.. Music Recommendation System Using Human Activity Recognition From Accelerometer Data. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2019, vol. 65, no. 3, pp. 349-358.
- [20] Adomavicius, G., Tuzhilin, A.. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state of the art and possible extensions. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005, vol. 17, no. 6, pp. 734-749.
- [21] Tada, K., Yamanishi, R., Kato, S.. Interactive Music Recommendation System for Adapting Personal Affection: IMRAPA. Entertainment Computing ICEC 2012, 2012, vol. 7522, pp. 417-420.
- [22] 佐藤智行, 小川祐樹, 諏訪博彦, 太田敏澄. アーティストネットワークを用いたインディーズアーティスト推薦システムの構築. 情報処理学会論文誌ジャーナル. 2011, vol. 52, no. 1, pp. 44-55.
- [23] 鬼頭尚揮, 奥健太, 川越恭二. ユーザプロファイ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, pp. 3-4.
- [24] 平良木智悠, 山内正人, 砂原秀樹. 音楽に馴染みのない人を対象としたジャケットを活かした音楽発見サポートシステムの提案. マルチメディア分散協調とモバイルシンポジウム2017 論文集, 2017, pp. 1477-1483.
- [25] Ikeda, S., Oku, K., Kawagoe, K.. Music Playlist Recommendation Using Acoustic-Feature Transitions. Proceedings of the Ninth International C\* Conference on Computer Science & Software Engineering, 2016, no. 4, pp. 115-118.
- [26] Sakurai, K., Togo, R., Ogawa, T., Haseyama, M., Music Playlist Generation Based on Graph Exploration Using Reinforcement Learning. 2021 IEEE 3rd Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech), 2021, pp. 53-54.
- [27] 渡辺光祐, 小林亜樹. 精神テンポと楽曲のつながり方を考慮したプレイリスト生成システム. 第76回全国大会講演論文集, 2014, vol. 2014, no. 1, pp. 379-380.

- [28] Vall, A., Dorfer, M., Eghbal-zadeh, H., Schedl, M., Burjorjee, K., Widmer, G.. Feature-combination hybrid recommender systems for automated music playlist continuation. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2019, vol. 29, pp. 527-572.
- [29] Lin, D., Jayarathna, S.. Automated Playlist Generation from Personal Music Libraries. 2018 IEEE International Conference on Information Reuse and Integration (IRI), 2018, pp. 217-224.
- [30] Bonnin, G., Jannach, D.. Evaluating The Quality of Generated Playlists Based on Hand-Crafted Samples, Proc. ISMIR, 2013, pp. 263-268.
- [31] Jannach, D., Kamehkhosh, I., Bonnin, G., Biases in Automated Music Playlist Generation: A Comparison of Next-Track Recommending Techniques. Proceedings of the 2016 Conference on User Modeling Adaptation and Personalization, 2016, no. 5, pp. 281-285.
- [32] Jannach, D., Kamehkhosh, I., Lerche, L.. Leveraging Multi-Dimensional User Models for Personalized next-Track Music Recommendation. Proceedings of the Symposium on Applied Computing, 2017, no. 8, pp. 1635-1642.
- [33] Luo, X., Siliang, T., Zheng, F., Zhe, Q., Frontiers: Machines vs. Humans: The Impact of Artificial Intelligence Chatbot Disclosure on Customer Purchases. Marketing Science, 2019, vol. 38, no. 6, pp. 937-947
- [34] Ullal, M. S., Hawaldar, I. T., Mendon, S., Joseph, N. R.. The effect of artificial intelligence on the sales graph in Indian market. Entrepreneurship and Sustainability Issues, 2020, vol. 7, no. 4, pp. 2940-2954.
- [35] Leung, E., Paolacci, G., Puntoni, S.. Man Versus Machine: Resisting Automation in Identity-Based Consumer Behavior. Journal of Marketing Research, 2018, vol. 55, no. 6, pp. 818-831.
- [36] Nielsen Holdings plc: GLOBAL ADVERTISING CONSUMERS TRUST REAL FRIENDS AND VIRTUAL STRANGERS THE MOST, https://www.nielsen.com/us/en/insights/article/2009/global-advertising-consumers-trust-real-friends-and-virtual-strangers-the-most/, (2022/1/27 参照).
- [37] Schlosser, A.E., Shavitt, S., Kanfer, A.. Survey of Internet users' attitudes toward Internet advertising. Journal of Interactive Marketing, 1999, vol. 13, no. 3, pp. 34-54.
- [38] Tsang, MM., Ho, S,. Liang, T.. Consumer Attitudes Toward Mobile Advertising: An Empirical Study. Int. J. Electron. Commerce, 2004, no. 14, pp. 65-78.
- [39] Trusov, M., Bucklin, R.E., Pauwels, K.. Effects of Word-of-Mouth versus Traditional Marketing: Findings from an Internet Social Networking Site. Journal of Marketing, 2008, vol. 73, no. 5, pp. 90-102.
- [40] Chevalier, J.A., Mayzlin, D.. The effect of word of mouth on sales: Online book reviews. Journal of Marketing Research, 2003, vol. 43, no. 3, pp. 345-354
- [41] Duan, W., Gu, B., Whinston, A.B.. Do Online Reviews Matter? An Empirical Investigation of Panel Data. Decision Support Systems, 2008, vol. 45, no. 4, pp. 1007-1016.

- [42] Bakshy, E., Hofman, J. M., Mason, W. A., Watts, D. J.. Everyone's an Influencer: Quantifying Influence on Twitter. Proceedings of the Fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, 2011, no. 10, pp. 65-74.
- [43] Kim, D., Kim, H.. An Influencer Like Me: Does Influencer Social Status Matter?. International Textile and Apparel Association Annual Conference Proceedings, 2019, vol. 76, no. 1.
- [44] Cha, M., Haddadi, H., Benevenuto, F., Gummadi, K.. Measuring User Influence in Twitter: The Million Follower Fallacy. Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media, 2010, vol. 4, no. 1, pp. 10-17.
- [45] Kamehkhosh, I., Jannach, D.. User Perception of Next-Track Music Recommendations. Proceedings of the 25th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, 2017, pp. 113-121.
- [46] YouTube, https://www.youtube.com, (2022/1/27 参照).
- [47] Zajonc, R. B.. Attitudinal effects of mere exposure, Journal of Personality and Social Psychology, 1968, vol. 9, no. 2, pp. 1-27.
- [48] Goto, M., Yoshii, K., Fujihara, H., Mauch, M., Nakano, T.. Songle: A Web Service for Active Music Listening Improved by User Contributions, Proc. of ISMIR 2011, 2011, pp. 311-316.
- [49] ニコニコ動画, https://www.nicovideo.jp, (2022/1/27 参照).
- [50] Yan, H., Ushiama, T.. A Method for Estimating User's Preference about Shopping Items Based on User's Behaviors on Smartphone. International Journal of Asia Digital Art and Design Association, 2015, vol. 19, no. 3, pp. 83-88.
- [51] Shao, B., Wang, D., Li, T., Ogihara, M.. Music Recommendation Based on Acoustic Features and User Access Patterns, IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2009, vol. 17, no. 8, pp. 1602-1611.
- [52] Basu, C., Hirsh, H., Cohen, W., Recommendation as Classification: Using Social and Content-Based Information in Recommendation. Proceedings of the Fifteenth National/Tenth Conference on Artificial Intelligence/Innovative Applications of Artificial Intelligence, 1998, no. 7, pp. 714-720.
- [53] Wu, Y., Chen, Y., Chen, A., L., P.. Enabling Personalized Recommendation on the Web Based on User Interests and Behaviors. Proceedings of the 11th International Workshop on Research Issues in Data Engineering, 2001, p. 17.

### 研究業績

- [1] 野中滉介, 斉藤絢基, 中村聡史. 音楽印象と同期した歌詞フォント融合による印象強調手法. 情報処理学会 研究報告エンタテインメントコンピューティング(EC), vol. 2018-EC-50, no. 35, pp. 1-8.
- [2] 伊藤理紗, 濱野花莉, 野中滉介, 菅野一平, 中村聡史, 掛晃幸, 石丸築. 手書きとフォントの文字形状の違いによる記憶効果の比較. 電子情報通信学会 ヒューマンコミュニケーション基礎研究会 (HCS), HCS-24, vol. 119, no. 38, pp. 119-124.
- [3] Kosuke Nonaka, Junki Saito, Satoshi Nakamura. Music Video Clip Impression Emphasis Method by Font Fusion Synchronized with Music. International Conference on Entertainment Computing & Joint Conference on Serious Games (ICEC-JCSG 2019), vol. LNCS 11863, pp. 146-157.
- [4] 野中滉介, 中村聡史. 未知の音楽に誘導することを目的とした分岐型人力音楽推薦手法の提案. 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), vol. 2020-HCI-187, no. 15, pp. 1-7.
- [5] Risa Ito, Karin Hamano, Kosuke Nonaka, Ippei Sugano, Satoshi Nakamura, Akiyuki Kake, Kizuku Ishimaru. Comparison of the Remembering Ability by the Difference Between Handwriting and Typeface. International Conference on Human-Computer Interaction (HCII 2020), vol. CCIS, volume 1224, pp. 526-534.
- [6] 植木里帆, 横山幸大, 野中滉介, 中村聡史. 三択の選択肢における要因の違いが選択行動に及ぼす影響の調査. 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), vol. 2020-HCI-190, no. 23, pp. 1-8.
- [7] 野中滉介, 中村聡史. reco.mu: 分岐構造による音楽推薦促進システムの実装とその分析. 情報処理学会 研究報告エンタテインメントコンピューティング (EC), vol. 2021-EC-59, no. 29, pp. 1-8.
- [8] 小松原達哉,松山直人,野中滉介,二宮洸太,斉藤絢基,中村聡史.集合知を利用した音楽キュレーションサービスの実装とその分析.情報処理学会 研究報告エンタテインメントコンピューティング (EC), vol. 2021-EC-59, no. 28, pp. 1-8.
- [9] Kosuke Nonaka, Satoshi Nakamura. reco.mu: A Music Recommendation System Depending on Listener's Preference by Creating a Branching Playlist. 20th IFIP TC14 International Conference on Entertainment Computing (IFIP ICEC 2021), vol. LNCS 13056, pp. 252-263.
- [10] 野中滉介, 関口祐豊, 小松原達哉, 桑原樹蘭, 中村聡史. コミクエ: 新刊読書時に前巻までの流れを想起可能とするクイズ共有手法の提案. 第6回 コミック工学研究会, pp. 63-68.
- [11] 畑中健壱,青木由樹乃,古市冴佳,野中滉介,中村聡史,掛晃幸,石丸築.周辺の手書き

- 文字の綺麗さが手書きに与える影響の調査. 情報処理学会 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), vol. 2022-GN-115, no. 55, pp. 1-7.
- [12] 野中滉介, 中村聡史. 分岐型プレイリストでの音楽動画共同推薦とその分析. 情報処理 学会 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), vol. 2022-GN-115, no. 6, pp. 1-8.
- [13] 清水亜美, 野中滉介, 中村聡史. プレゼントと相手の持ち物との被りを軽減する手法の提案. 情報処理学会 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), vol. 2022-GN-115, no. 4, pp. 1-8.