

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

野中滉介^{†1} 中村聡史^{†1}

概要：音楽ストリーミングサービスの発達等によって流通する楽曲数が増加しているが、実際に聴かれる楽曲には偏りが生じることが多い。この問題を解消するために意外性や新規性を考慮した音楽推薦手法も多く提案されており、ユーザは自身の知り得る範囲を超えたより多彩な楽曲を聴くことが可能となっている。しかし推薦されたユーザにとって、馴染みのない楽曲において自身の好みを明言し、好きな楽曲を取捨選択することは容易ではない。そこで本研究では、既にマニアックなジャンルに精通しているユーザに着目し、彼ら自身が対話的に聴取可能な楽曲群を作成することで推薦を行っていき、そのジャンルに引き込んでいくような、分岐型人力音楽推薦手法を提案する。また実験により提案手法の有用性を検証し、ユーザの好みによって提示する楽曲を変化させながら音楽を聴取してもらった方が、馴染みやすさや興味の度合いが高く評価されることが明らかになった。

キーワード：音楽、推薦、好み、誘導、人力、プレイリスト、分岐型プレイリスト、引き込み、布教

1. はじめに

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増加し、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 6000 万曲、Spotify Technology が提供する Spotify[2]では 4000 万曲を超える楽曲が配信されている。一方で、膨大な楽曲の中からユーザ自身の好みに合う楽曲を探し出すことは容易ではなく、そうした問題を見据えて、様々な音楽の推薦や検索の手法がこれまで提案されてきた[3][4]。しかし、これらの手法は、ユーザに推薦される楽曲が推薦の起点となる楽曲や、ユーザがもっている知識量に依存するため、推薦結果のジャンルや雰囲気元から知る楽曲と似たものになることは少なくなく、結果として聴かれる楽曲には偏りが生じてしまう可能性が高い。

ここで、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、MIDI consulting が 2014 年に行った調査[5]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、過度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ず、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。ここで、アーティストが活動に支障をきたすことは、そうしたアーティストのファンが新曲を聴けなくなるなどの問題が生じる。こうした問題を解決するにはアーティストやジャンルのファンが積極的に他のユーザに楽曲をすすめ、そのアーティ

ストやジャンルの世界に引き込み、新たなファンとしていくことが重要であると考えられる。

ここで、あるジャンルに精通しているひとは、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適切な楽曲を提供できると考えられる。また、直接対話で推薦を行う際、相手の反応に応じて次に推薦する内容を柔軟に変更することは少なくない。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が可能であり、推薦の満足度を向上させる要因の一つであると考えられる。しかし、全てのユーザに対して人手で直接対話の推薦を行い、その世界に引き込んでいくことは現実的ではない。

そこで本研究では、実際に対面で推薦行為をする際に対話的に情報のやり取りが行われることに着目し、その中でも相手の好みに応じて提示内容を柔軟に変更するように、マニアックなジャンルに精通したユーザの知識を用いて作成した楽曲群の中からユーザの好みに応じた楽曲の推薦を行う分岐型人力音楽推薦手法を提案する。この手法を用いて推薦を行うことで、対象ユーザが十分な知識をもたずとも好みの楽曲に出会う機会を作り出すとともに、そのユーザを特定のジャンルに引き込んでいくことができると期待される。

2. 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[4]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

^{†1} 明治大学
Meiji University

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[6]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[7]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[8]の研究のように、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、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ために、ユーザを未知の楽曲群に誘導することを目的としており、類似した楽曲を提示する手法とは異なる。

2.2 精度以外に着目した音楽推薦に関する研究

音楽の推薦結果の偏りをなくすことやユーザに未知の楽曲を推薦するために、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[9]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える。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良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[10]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が偏る問題を改善する手法を提案している。そして実験の結果、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[11]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を考慮した手法を提案している。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。

このような推薦システムの登場により、人々は自身の持ちうる範囲を超えたより多彩な楽曲を聴くことが可能となっているが、ユーザにとって数多く存在する未知の楽曲の中で自身の好みを明言し、好みの音楽を取捨選択することは容易ではない。本研究ではシステムではなく既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、偏

りを解消することを目指す。既に詳しいユーザの手を介することで、より効果的にそのジャンルの楽曲を知ることができるかと期待される。

2.3 ユーザ間の推薦行為に関する研究

人間の特性に着目した情報の提示や伝達について調査を行った研究は数多く存在する。特にソーシャルメディアの発達に伴いインターネット上でのロコミが増加しており、それらに関する研究も数多くなされている。Trusov ら[12]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、ロコミがサイトへ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などの既存のマーケティング手法に比べて、ロコミが最大で 30 倍効果的であることを明らかにした。このようにロコミは個人の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。

また、Nielsen 社の調査結果[13]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[14]は Web 広告が好意的に捉えにくいということを明らかにしている。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のではないかと考えられる。

3. 提案手法

本研究では、あるユーザにとって未知または知識が十分でないアーティストやジャンルについて、そのアーティストやジャンルに精通しているユーザの知識を用いて、ユーザの好みに基づきつつその世界に引きずり込むような楽曲の提示を行うことを目指す。ここで、音楽推薦に関わらず直接対話で他者に推薦を行う場合、相手の反応に応じて次に推薦（提示）する内容を柔軟に変更することは少なくない。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が可能であり、推薦の満足度を向上させる要因の一つであると考えられる。しかし、全てのユーザに対して直接対話で推薦を行うことは現実的ではない。

そこで本研究では、あるジャンルに精通したユーザが、あらかじめ「この曲が好きならこの曲」「この曲がイマイチならこの曲」といったようにユーザの反応を試しながら、また予想しながら事前推薦する分岐構造を持ったプレイリストを実現する。ここでは推薦されるユーザは、提示される楽曲に対して「好みである」「好みでない」といった反応を返し、システムはそれに合わせて次の楽曲をどんどんす

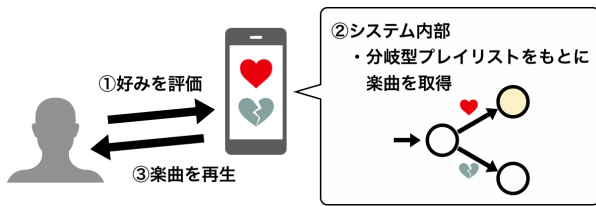


図1 提案手法のイメージ

すめていく。この提案手法により、マニアックなジャンルやアーティストに明るくないユーザであっても、好みの楽曲に出会う機会を多く得ることができ、自身が聴きうる楽曲の幅を広げることができるかと期待される。また、推薦するユーザは、対象とするユーザをその世界に引き込んでいくことができると期待される。図1はそのシステムのイメージ図である。

4. 分岐型プレイリスト構築

本研究では、ユーザを自身にとって未知の楽曲群に誘導し、その世界に引き込むことを目的として、マニアックなアーティストやジャンルに精通しているユーザの知識を利用し作成する分岐型プレイリストを用いた推薦を行う手法を提案している。

ここではまず、マニアックなユーザによる分岐型プレイリストがどのように作成されるかを明らかにするために、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、著者ととも各人が特に精通しており、他のユーザにとってそこまでなじみがないと考えられる4ジャンル分の楽曲群を作成した。また、あるジャンルに引き込むためには、いきなりマニアックな楽曲から始めるのではなく、最初は馴染みやすい楽曲から始め、最後の到達点としてマニアックな楽曲を配置することが効果的であると考えたため、最初に馴染みやすい楽曲を指定し、徐々に馴染みのあるユーザが少なそうな楽曲へと移っていく再生順序にするように指定した。実際に作成された分岐型プレイリストの全体図の一例（ここでは楽曲名は省略）を図2に示す。

なお、作成された4つの楽曲群のジャンルは、ゲーム音楽、ジャズ、シューゲイザー、ミュージカルであり、詳細については6章で述べるが、いずれのジャンルも実験協力者にとって馴染みの少ないジャンルで、未知の楽曲群であるといえるものであった。

なお、楽曲はシステムの都合上、YouTubeから探してもらい、そのURLと再生区間、次に再生される楽曲を最大2曲まで指定してもらったこととした。1曲の場合はユーザがどのような評価をしてもその曲が再生され、2曲の場合は、ユーザが前の楽曲を好みもしくはどちらでもないと評価するか好みでないと評価するかによって再生される曲が

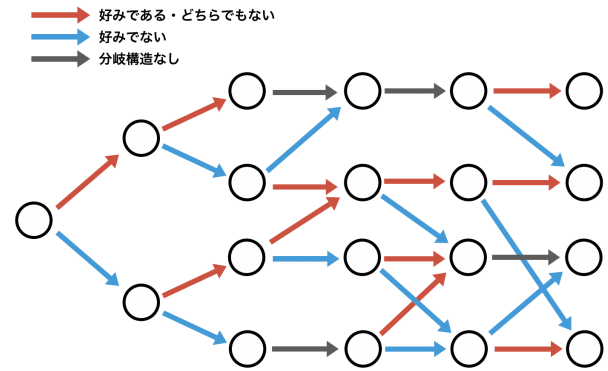


図2 分岐型プレイリストの全体図

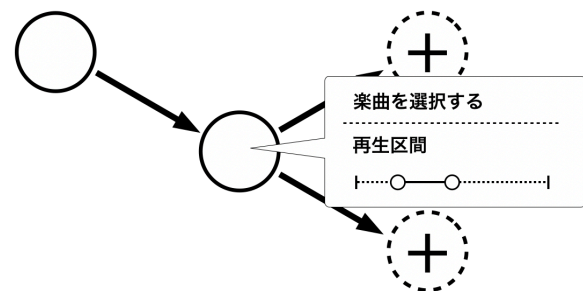


図3 作成UIのイメージ

異なる。分岐の基準として、その曲が好みであるもしくはどちらでもないと評価された場合はプレイリスト構築者が是非その次に聴いて欲しいと思う楽曲、好みでないと評価された場合は、その楽曲とは雰囲気の異なる楽曲が提示される設計にするよう指示を行った。なお、再生部分も1分程度となるように指示をした。これは、再生区間の指定により、楽曲を耳にしたユーザの意識が向く時間を統制するためである。設定の基準として、各プレイリスト構築者が聴いて欲しい部分を指定するようにと曖昧な指示を行った。今回このように、基準をそれぞれに委ねた理由は、マニアックなジャンルの推薦を目的とした場合、提示の仕方や順序はジャンルによって異なると考えられるため、条件を固定するよりもそのジャンルに精通しているユーザが考える方が効果的な推薦が可能になると考えたためである。なお、各ジャンルについて、分岐構造をもちユーザからのフィードバックに応じて提示楽曲を変更するデータセットと、分岐構造を持たずユーザの好みに関わらず一定の順序で楽曲を再生するデータセットを作成した。

なお、今回は次に何を再生するのか、どの部分を再生するのかといったことをテキスト情報で整理するなど、手作業でプレイリストを準備してもらったが、これは広く利用してもらうためには現実的ではない。そこで今後は、図3に示すようなプレイリスト構築UIを実現し、検索や推薦などの仕組みを利用することで、より手軽に分岐型プレイ

リストを生成可能とする予定である。

5. 実験

ユーザの好みに応じて提示内容を変化させることで引き込むことができるかといった有用性を検証するために、先述の分岐型プレイリストに加え、ベースラインとして分岐しないタイプのプレイリストを作成してもらい、それらを用いて実験を行った。

5.1 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楽曲群と、一定の順序で楽曲が提示される分岐構造を持たない楽曲群の2つを用いて実験協力者に楽曲を聴いてもらった。実験協力者にはどちらの手法で楽曲を聴いた際であっても、「好みである」「好みでない」「どちらでもない」のいずれかを各楽曲に対して選択してもらった。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Webアプリケーションとして実装し、Webブラウザ上で楽曲の再生を行うものとした。

実験用画面を図4に示す。実験協力者はこの画面にアクセスして楽曲を再生し、左下のボタンを使用して楽曲の好みを評価する。楽曲の再生が終了したのち、実験協力者が選択したボタンに応じて次の楽曲が自動で再生される。この実験では、実験協力者に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。また、全楽曲の再生が終了したのち、最後に以下のアンケートに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。

- 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
- Q7: 今回聴いたジャンルについて、好きだと感じた部分/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

また、実験協力者には、4ジャンルの中からランダムに選定した2ジャンルを分岐あり群、残りの2ジャンルを分岐なし群を用いて、実験を行ってもらった。なお、20代の大学生・大学院生24名が実験協力者として参加した。

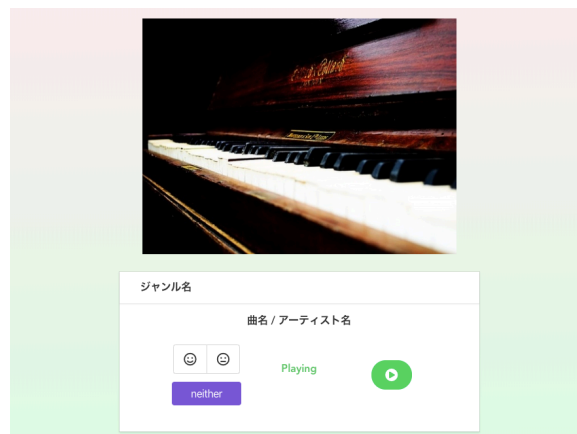


図4 実験用画面

5.2 実験結果

まず、実験後のアンケートにおいて、「今回聴いたジャンルの曲を普段聴くか」(Q3)と「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」(Q4)でそれぞれ「よく聴く」、「とてもある」と回答のあった8名の実験協力者は、既にそのジャンルに馴染みがあり、未知の楽曲群を提示された際の反応として相応しくないと考えたため、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「今回聴いた以外の部分を聴きたいと思ったか」(Q2)について、「そもそもどんな楽曲か覚えていない」と回答されたデータについても正確なデータではないと考えられるため8つの回答を分析対象から除外した。

分岐あり群、分岐なし群それぞれについて、アンケートの「総合的にこの楽曲群に満足したか」(Q5)の評価の平均値を算出したものを図5に示す。図5より、楽曲群全体の満足度の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($p < 0.05$)。

これらのデータを用いて、分岐あり群、分岐なし群それぞれについて、アンケートの「再生した楽曲は馴染みやすかったか」(Q1)と「今回聴いた以外の部分を聴きたいと思

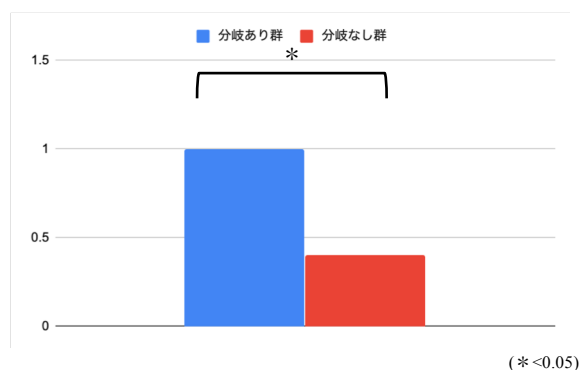


図5 楽曲群全体の満足度

(* < 0.05)

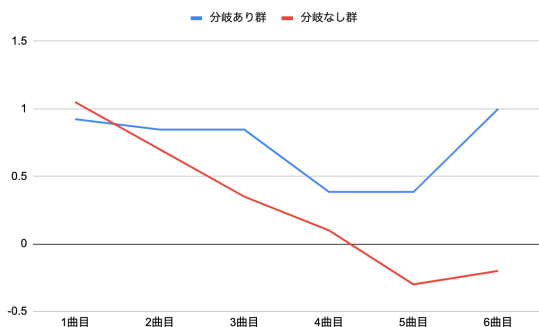


図 6 馴染みやすさの変化

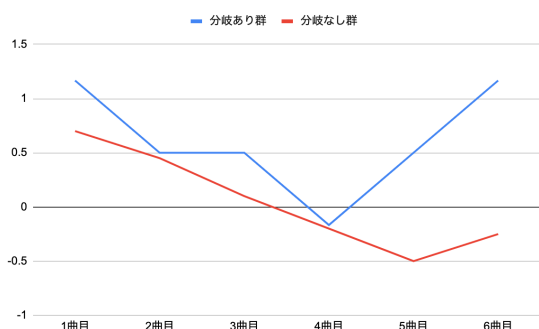


図 7 他の部分を聴きたいと思ったかの変化

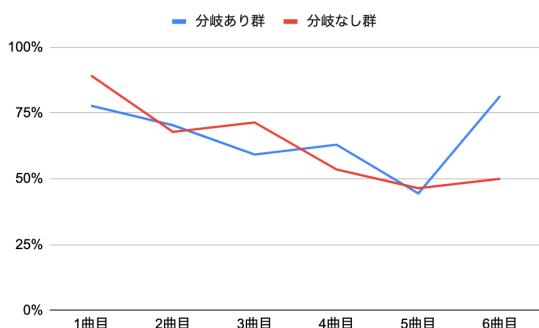


図 8 好みと回答された割合の変化

ったか」(Q2)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 6、図 7 に示す。図の横軸は楽曲群の中で何曲目かを、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。ここで図 6、図 7 より、分岐あり群、分岐なし群の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。

また、分岐あり群、分岐なし群のそれぞれにおいて、楽曲ごとに「好みである」と選択した実験協力者数の割合の変化を示したグラフが図 8 である。図 8 より、分岐あり群、分岐なし群のいずれも楽曲を聴き進めるごとに好みである

と評価された割合が低下するが、分岐あり群は 6 曲目の割合が高くなり、こちらも 1 曲目の割合を上回っていることがわかる。

6. 考察

6.1 楽曲ごとの数値の変化に関する分析

楽曲ごとの馴染みやすさ、他の部分が気になるかの数値、好みであると判断された割合の変化に着目し分析を行う。4 章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、一般的なプレイリスト同様に一樣な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 6~8 よりわかる。

また、図 6、7 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[15]。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。これらのことから、推薦されるユーザにとって未知の楽曲に誘導することを目的とした場合、単純に楽曲群を固定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、よりユーザに良い印象を与え好みと感ずる楽曲推薦が可能になるといえる。

6.2 音楽ジャンルごとの分析

本研究では、4 つのジャンルの楽曲群を用いて実験を行ったが、本手法が全てのジャンルの楽曲群に対して有効であるかは明らかではない。ここで、音楽の好みは個人によって異なるため、提案手法を用いた推薦が効果的に働くジャンルについても個人の好みが大きく関係すると予想される。そこで、実験協力者が実験で用いた 4 つのジャンルにもともとどれだけ馴染みがあったかについて、アンケートの「今回聴いたジャンルの曲を普段聴くか」(Q3)と、「普段聴いている曲の中に似ている楽曲はあるか」(Q4)の評価を 5 段階(-2~+2)で回答してもらった平均値をそれぞれ算出した結果を表 1 に示す。表 1 より、全てのジャンルのいずれの回答についても、評価の最大値が 0.3 程度と低い値であることから、どのジャンルも今回の実験協力者にとって馴染みの少ないジャンルとして適切であったと言える。

表1 ジャンルごとの馴染みややすさに関する評価

	Q3	Q4
ジャズ	0.125	0.292
ゲーム音楽	0.333	0.125
シューゲイザー	-0.250	-0.833
ミュージカル	0.130	-0.130

しかし、ミュージカルは「普段聴いている曲の中に似ている楽曲はあるか」(Q4)が、シューゲイザーは「今回聴いたジャンルの曲を普段聴くか」(Q3)と「普段聴いている曲の中に似ている楽曲はあるか」(Q4)の両方の数値が低く評価されている。このようにユーザにとって馴染みのないジャンルについては、プレイリスト構築者と実験協力者の間に馴染みややすさのずれがあり、これが分岐の基準に影響し、結果に影響を与えている可能性が考えられる。そこで次節では、各ジャンルにおいてプレイリスト構築者がどのように作成したか及び馴染みがある実験協力者と馴染みがない実験協力者の反応に着目して分析を行う。

6.3 各ジャンルにおける構築指針と反応の分析

ジャズのプレイリスト構築者は、ジャズは同じ楽曲であっても演奏者ごとに独自のアレンジがあり、異なる雰囲気をもつことがある点に着目し、分岐の際に好みであると判断された場合は、雰囲気の似た楽曲だけでなく異なる演奏者による同じ楽曲を再生するような工夫をしていた。ここで「聴いた楽曲についての意見・感想」(Q8)より、ジャズに馴染みがあると評価をした実験協力者からは肯定的な意見が得られた一方で、馴染みがなかった実験協力者からは「普段聴かないジャンルなので新鮮な反面、好き嫌いの判断が難しかった」という意見もあり、今回の推薦は成功していないと考えられる。つまり、その実験協力者が興味をもつような、例えばアニメの楽曲をジャズアレンジしたようなものを提示することが効果的だったのではと考えられる。

一方、ゲーム音楽のプレイリスト構築者は、あるゲームのシリーズに着目して推薦を行っていた。ここでは、先頭の曲に最近の作品の楽曲を配置し、その曲が好みであると判断された場合にはより新しいシリーズのマニアックな楽曲を、好みでないと判断された場合には実験協力者がこれまでプレイした可能性のある古いシリーズで使用されていた楽曲を提示していた。このように分岐を重ねていくことによって、実験協力者は自身の好みに合致した年代のマニアックな楽曲を聴取することができると期待していた。ここで Q8 への回答より、このジャンルに元から馴染みがあると評価をした実験協力者は思い入れなどもあり高く評価していたが、馴染みがなかった実験協力者及び満足度が

高くなかった実験協力者からは、「どれも同じような楽曲に感じられた」「元のゲームを全く知らないから評価が下がった」といった意見が得られていた。これは、選定した楽曲が電子音主体であったことも原因として考えられる。

シューゲイザーのプレイリスト構築者は、シューゲイザーが強く歪ませたギターや残響音が特徴的なジャンルであり、ロックミュージックの一つではあるが電子音が多用されることも多いことに着目をし、1 曲目の好みの評価によってギターの音を強調した群、電子音を強調した群に分けて楽曲を提示する工夫をしていた。ここで Q8 の結果より、このジャンルに元から馴染みがある及び満足度が高かった実験協力者からは「知らないジャンルのほうが今回聴いた以外の部分も聴きたいと思った」といった意見が得られた。一方で、馴染みがなかった及び満足度が高くなかった実験協力者からは、「知らないジャンルなので明確に好きと言える楽曲がなかった」といった意見が得られていた。このことより、知らないジャンルのプレイリストにおいてはわかりやすい楽曲を紛れ込ませることが重要であると考えられる。

ミュージカルのプレイリスト構築者は、ミュージカルの楽曲のストーリーへの知識の有無が評価を左右する事を考慮し、1 曲目が好みであると評価された場合は「マニアックな楽曲群」、好みでないと評価された場合は「馴染みややすい楽曲群」を提示するよう工夫していた。また、1 曲目が好みでないと評価されてしまった場合でも、2 曲目以降の「馴染みややすい楽曲群」の中で好みであると評価されれば、次にマニアックな楽曲を提示することで、よりマニアックな楽曲へと誘導することを目指していた。ここで、Q8 より、このジャンルに元から馴染みがある及び満足度が高かった実験協力者からは「元のミュージカルのストーリーを知っている曲があり楽しめた」といった意見が得られたが、馴染みがなかった及び満足度が高くなかった実験協力者からは「楽曲のサムネイルだけを見てもミュージカルのイメージが湧かなかった」といった意見が得られていた。これは、YouTube 上の楽曲動画というしぼりがあったため、適切な楽曲を選定できなかつたことが原因として考えられる。

以上より、提案手法を用いて楽曲の推薦を行う際、既に認知している楽曲や多少耳にしたことがあるジャンルに対しては提案手法を用いることで効果的にユーザを楽曲群に誘導できるが、馴染みが薄く事前知識を持たないようなジャンルについては、他ジャンルで馴染みがあるものを取り込む、またはわかりやすいものを入れていくなど、より工夫することが重要であることが示唆された。

今回の実験は、プレイリスト構築者にとっても、本人が介在せずに推薦を行う初めての経験だったため、十分に選定できていなかった可能性がある。そこで今後は、プレイリスト構築を再度実施することで、どのように変容するかを調査するとともに、分岐型プレイリスト選定 UI を実装

することによって、手軽に構築していけるよう工夫していく予定である。

7. まとめと今後の展望

本研究では、ユーザに多様なジャンルの楽曲を推薦し聴かれる楽曲の偏りを解消することを目的として、マニアックなジャンルに精通しているユーザに着目し、彼ら自身対話的に聴取可能な楽曲群を作成することで引き込むような推薦を行う手法を提案した。また、実際に分岐構造をもったプレイリストを作成し、提案手法の有用性を評価する実験を行った。その結果、分岐を用いて提示を行った方が、プレイリスト全体の満足度が向上し、そのジャンルに対する馴染みややすさや興味の度合いが向上することが明らかになった。また、既にそのジャンルを認知していたり似ている楽曲に馴染みがあった場合は高い効果を得ることができたが、全く馴染みがない楽曲に対しては効果が薄いことがわかったため、プレイリストの選定にはかなりの工夫が必要であることなどもわかった。

今回は楽曲群の長さを6曲分として実験を行い、4曲目以降から分岐あり群において評価値が上昇することが明らかとなったが、分岐を用いた際の評価値の上昇と楽曲群の曲数の関係については十分な検証ができておらず、6曲目以降も評価が向上するか否かなどについては明らかではない。一方で、アンケートの「聴いた楽曲についての意見・感想」(Q8)より、「馴染みのないジャンルの楽曲を6曲も覚えるのは大変だった」、「似たり寄ったりで後で振り返るとどの曲か分からなくなる」といった回答がみられ、楽曲数を増やしすぎることが実験協力者の回答に支障をきたす可能性も考えられるため、今後は実験設計を見直しユーザが評価しやすい方法を模索しつつ、本手法における適切な楽曲数について調査を行うことが必要だと考えられる。また6章でも述べた通り、実験協力者とプレイリスト構築者の間に知識や楽曲に対する認識の差があることが問題であり、このことが原因で想定した通りに分岐が選択されず、意図と違う楽曲が再生されてしまうということが起こり得る。今後は、聴取したユーザをプレイリスト構築者の意図に沿った分岐先に進ませる手法を検討し、推薦の精度を上げていく必要があると考えられる。さらに、プレイリスト構築者にとって楽曲群を作成しやすいUIを作成するなどして、より多くの人が簡単に楽曲群を作成でき、気軽に他者と共有できるような仕組みを検討していく。

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

参考文献

[1] Apple Music, <https://www.apple.com/jp/apple-music/>, (2020/2/20

- 参照)
- [2] Spotify, <https://www.spotify.com/jp/>, (2020/2/20 参照)
- [3] 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, p. 45-52.
- [4] 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.
- [5] Mulligan, M.. The Death of The Long Tail : The Super Star Music Economy. MIDiA Consulting, 2014.
- [6] 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.
- [7] 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, p. 383-395.
- [8] Koren, Y., Bell, R., Volinsky, C.. Matrix factorization techniques for recommender systems. IEEE Computer, 2009, vol. 42, no. 8, p. 30-37.
- [9] 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, p. 5-53.
- [10] 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, p. 44-55.
- [11] 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, 参照 p. 3-4.
- [12] 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, p. 90-102.
- [13] 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/>, (2020/1/28 参照)
- [14] Schlosser, A.E., Shavitt, S., Kanfer, A.. Survey of Internet users' attitudes toward Internet advertising. Journal of Interactive Marketing, 1999, vol. 13, no. 3, p. 34-54.
- [15] Zajonc, R. B.. Attitudinal effects of mere exposure, Journal of Personality and Social Psychology, 1968, vol. 9, no.2, p.1-27.