

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

野中滉介^{†1} 中村聡史^{†1}

概要: 音楽をはじめとした様々なコンテンツについて、自身の推しを他者に推薦するのは容易ではない。そこで我々は、人が他者に対話的に推薦を行うように相手の反応によって提示内容を切り替えることができる分岐型プレイリスト手法を提案し、実験により、分岐型プレイリストは推薦をされたユーザの満足度・馴染みやすさ・興味度合いを高める可能性を示してきた。本研究では、提案手法をウェブシステム reco.mu として実装し、運用を行った。また実際に運用することによって、分岐型プレイリストがどのように作成されるかについて分析を行った。運用の結果、分岐型プレイリストを用いることでプレイリスト作成の際に推薦相手のことを意識するようになり、推薦されたユーザにとっても興味深いプレイリストが作成できる可能性が示唆された。

キーワード: 推薦, 布教, 沼, 音楽, オタク, ファン, ロコミ, プレイリスト

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、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 を始めたインターネット上には消費者によるロ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、既に人気・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、これは既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うると考えられる。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で知られている。

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、MIDIa consulting が 2014 年に行った調査[3]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、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。また、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を聴け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人の目に付くようにし、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。

ここで我々は、そのようなアーティストのファンに着目し、ファンが積極的に他のユーザに楽曲を薦め、そのアーティストやジャンルの世界に引き込み、新たなファンを増やしていくことでこの課題を解決できると考えてきた。あるコンテンツに精通しているひとは、既に自分自身で探索を行った結果としてそのコンテンツ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に楽曲を推薦できると考えられる。ここで、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によって、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ことができると考えられる。

こうした考えを踏まえ、我々はこれまでの研究[4]で、アーティストのファンであるユーザが他者に対話的に推薦を行うやりとりを分岐構造のあるグラフとして表現し、好みに応じて推薦する手法を提案した（以下分岐型プレイリストと呼ぶ）。また実際に、分岐型プレイリストと通常のプレイリスト同様に分岐構造をもたないプレイリストを、あるジャンルに精通したユーザに作成してもらった。そして、それらのジャンルに馴染みのないユーザに各プレイリストを評価してもらい実験を行うことで、推薦における提案手法の有用性を検証した。実験の結果、提案手法を用いて推薦をされたグループは、分岐構造をもたない手法を用いたグループと比較して、楽曲に対する馴染みやすさ、興味度合い、満足度が向上することが明らかとなった。しかし、

^{†1} 明治大学
Meiji University

実システムとして実現していなかったため、推薦を行うユーザにとって分岐型プレイリスト作成の負担が大きく、実際の推薦行為としては敷居が高いものであった。また実験で使用したプレイリストも限定的なジャンルであったため、より多様なアーティストやジャンルのプレイリストを用いたうえで分析を行う必要があった。

そこで本研究では、提案手法をウェブシステム reco.mu として実装し、実際に運用を行うことでより詳細な分析を行う。具体的には、分岐構造をもったプレイリストが再生される様子について分析を行うとともに、推薦を行う側のユーザがどのように分岐型プレイリストを作成するのかについて、プレイリストの作成とアンケートの回答をしてもらい、その結果について分析を行う。システムとして利用できるようにすることで、多様なデータの収集ができるようになり、ユーザはより推薦行為がしやすくなると期待される。

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楽曲を推薦するための様々な研究が行われてきた。荒川ら[5]は、ユーザが好む楽曲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楽曲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楽曲を特定し、推薦に応用できる可能性が示唆された。また、Koren ら[6]の研究のように、楽曲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楽曲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増えてしまい、ユーザに聴かれる楽曲に偏りが生じる原因となる可能性がある。

一方で、推薦の精度以外の手法に着目した研究も行われており、Herlocker ら[7]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、好きな楽曲と全く同じアーティストの楽曲が推薦されるなど、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、鬼頭ら[8]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楽曲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。

このような推薦システムの登場により、人々は自身のも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、好みの楽曲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、聴かれる楽曲の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推薦できると期待される。

2.2 人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。Xueming ら[9]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[10]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。また、Nielsen 社の調査結果[11]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[12]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と考えられる。

2.3 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[13]は、ソーシャルネットワークサイトのデータを用いて、口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、口コミが最大で 30 倍効果的であることを明らかにした。Bakshy ら[14]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が、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。この研究に関連して、Cha ら[15]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、著名人などではない一般のユーザは、単に他のユーザと会話などを行うのではなく、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

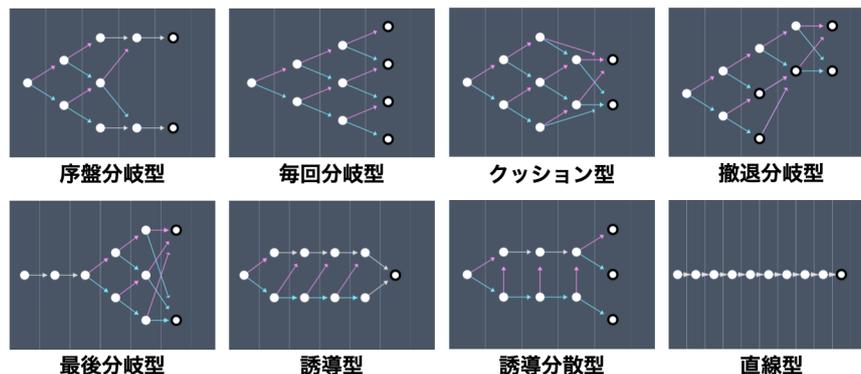


図1 プレイリスト形状と名称の一覧

ることができる指摘している。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口コミや投稿が、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でも、効果的な結果を得られるのではないかと考えられる。

3. reco.mu

3.1 分岐型プレイリスト

我々はこれまでの研究[4]で、ファンであるユーザが対話的に推薦を行うことに着目し、その様子をフローチャートのような分岐構造をもったグラフとして表現することでプレイリストを作成する手法を提案した。また実験により、分岐型プレイリストを用いて推薦をした方が分岐構造をもたないプレイリストと比較して興味度合い、馴染みや好きさ、満足度が高く評価されることを明らかにした。本研究では、提案手法をウェブシステム reco.mu¹として実装し、実際に運用を行うことでプレイリストの作成や再生のされ方についてより詳細な分析を行う。

ここで、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大別される。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く、それらの形状に沿って分岐型プレイリストを作成することとした。分岐構造を自由に作成させずに制約を設けた理由は、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。

このシステムを運用し、多くのユーザに利用してもらうことで、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行う。また、推薦を行う側のユーザがどの

ようにプレイリストを作成するのかについて、プレイリストの作成とアンケートの回答をしてもらうことで分析を行う。推薦を行うユーザの行動の分析及びその支援を行うことがより良い推薦の仕方を確立することに繋がり、効果的に推薦行為を行えるようになると考えられる。

3.2 分岐プレイリストの曲数と形状の設計

今回用意した分岐形状の一覧とその名称を図1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。

- **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2曲に絞ることで、推薦したい楽曲が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より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

¹ <https://reco.mu>

- **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するようにしている
- **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に再生される楽曲が固定のものとなるようにした。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、最終的に再生される可能性のある楽曲を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

3.3 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 Vue.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 PHP と 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、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、分岐構造をも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[16]を用いた。

3.4 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もつ。

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画面に遷移する(図2)。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ことができ、YouTube またはニコニコ動画の URL を入力することによって楽曲の登録を行っていく。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に推薦が可能になるのではないかと考えたため、また馴染みのない楽曲の全体を聴くことは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2において各ノードから伸びるピンクの矢印の先には

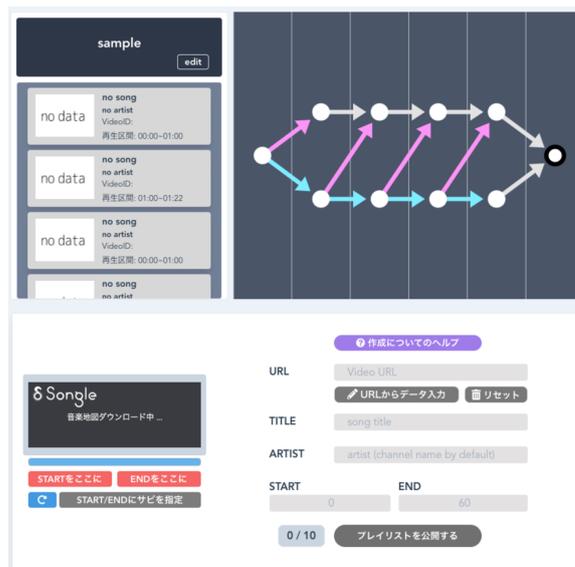


図2 プレイリスト編集画面

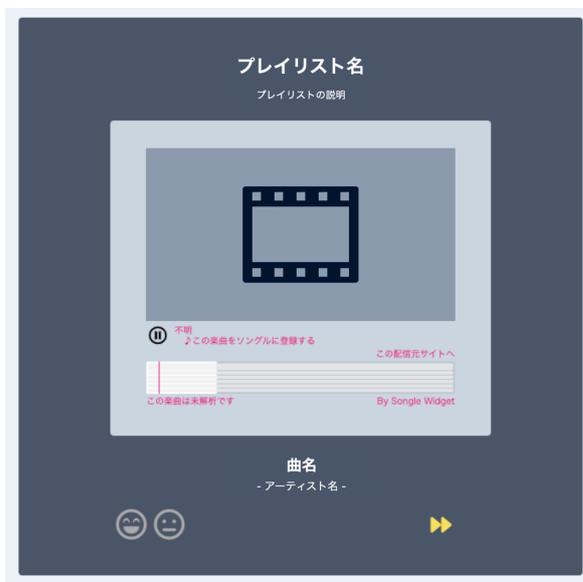


図3 プレイリスト再生画面

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もたないため、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3)。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。

なお、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。

4. システムの運用結果とその分析

reco.mu を 2020 年 7 月 19 日より公開し、運用を行なった。本研究では、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分析を行う。

4.1 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無いと被推薦者としても利用ができないため、公開直後に明治大学総合数理学部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」という指示を行なった。

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、誘導型が 8 件、序盤分岐型が 8 件、最後分岐型が 10 件、毎回分岐型が 11 件、誘導分散型が 3 件、撤退分岐型が 7 件、クッション型が 5 件であった。

4.2 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。

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なったユーザの割合の平均値を表したグラフを図 4 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 4 の

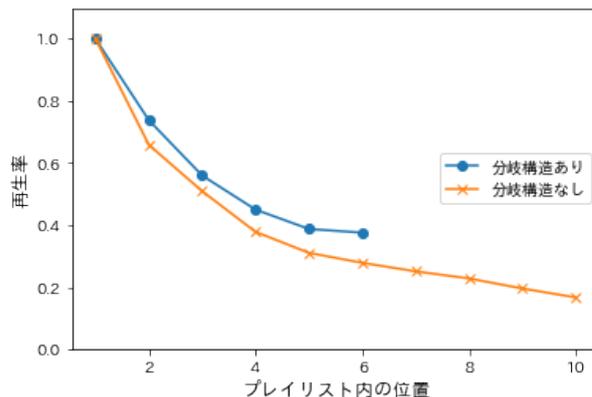


図 4 分岐構造あり/なしそれぞれの再生率

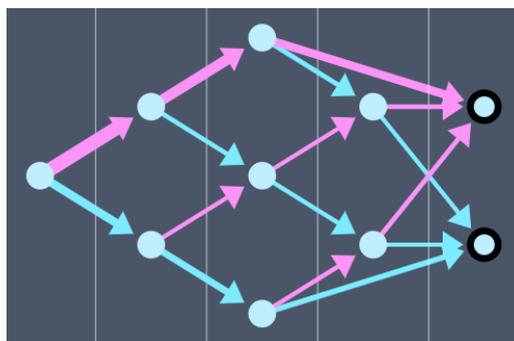


図 5 クッション型プレイリストにおける再生のされ方の例

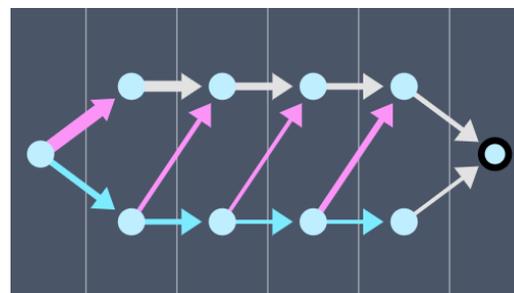


図 6 誘導型プレイリストにおける再生のされ方の例

結果より、分岐型プレイリストでは約 40%の人が、分岐構造をも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、分岐構造をもつプレイリストの方が分岐なしに比べて再生率が高いことがわかる。

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 5、図 6 に示す。ここで、矢印の太さは再生回数表現しており、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 5 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が意図したように再生が辿られていることがわかる。一方図6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ーの興味を十分に引くことができなかつ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ーの戦略や意図によって、再生を行ったユーザーの行動が変化していることがわかる。なお、このユーザーの再生行動は、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、分岐の改善などへの利用が可能になっている。

4.3 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、以下の設問に回答をしてもらった。ただし、Q1は1～5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～Q6は自由記述で回答をしてもらった。

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

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7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くことがわかる。

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、分岐構造の有無ごとに結果をみていく。分岐型プレイリストについて、ほとんどのユーザーが「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曲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良いと思ったので、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



図7 プレイリスト作成の負担

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。

5. 考察

5.1 プレイリスト作成およ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があるか」「自身のこだわりなどを強調している記述があるか」に着目して分析を行う。

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 件であった。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ものがみられた。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、既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、このように作成を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。

5.2 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 8 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、さらにそれを聴いた人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

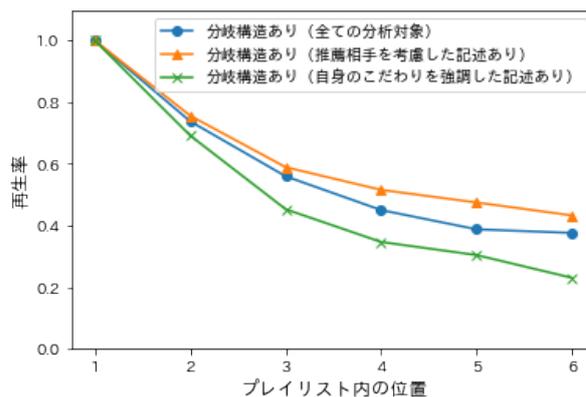


図 8 アンケート結果ごとの再生率
(分岐型プレイリスト)

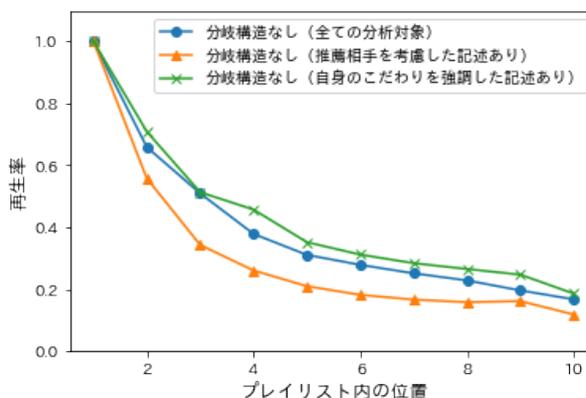


図 9 アンケート結果ごとの再生率
(分岐構造をもたないプレイリスト)

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 9 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ふことが考えられる。このように推薦者と再生を行うユーザとの間に好み

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を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」というものであるため、既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。

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聞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。

6. おわりに

音楽をはじめとした様々なコンテンツにおいて、膨大な数のコンテンツの中で人目に付くものは一部であり、人気や知名度に格差が生じてしまう。我々は、それらのファンであるユーザに着目し、彼らが他者に対話的に推薦を行うように相手の反応によって提示内容を切り替えることができる分岐型プレイリスト手法を提案し、自身が推したいコンテンツを効果的に他者に推薦することを可能としてきた[4]。本研究では、提案手法をウェブシステム reco.mu として実装し運用することで、分岐型プレイリストがどのように作成されるのか、作成されたプレイリストがどのように再生されるのかについて分析を行った。分析の結果、分岐型プレイリストは分岐構造をもたないプレイリストと比較して作成の負担が大きくなってしまいが、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示唆された。また、推薦相手を意識するように作成をされた分岐型プレイリストは、作成者自身の好みやこだわりが強く反映されたものに比べて、聴いた人の興味を引きやすくなる可能性が示された。

今後は、ファンであるユーザ複数人が共同でプレイリストを作成できる機能を実装する予定である。複数人で話し合いながら分岐型プレイリストの作成を行うことで、作成のモチベーションを保つことができ、作成における心理的な負担を軽減できるのでは無いかと期待される。また、他者の意見を取り入れることで多面的に分岐構造を考えることができ、より多くの人にとって気軽に馴染みやすい推薦が可能になるのではないかと考えられる。

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/>, (2021/2/14 参照)
- [2] Spotify, <https://www.spotify.com/jp/>, (2021/2/14 参照)
- [3] Mulligan, M.. The Death of The Long Tail : The Super Star Music Economy. MIDiA Consulting, 2014.
- [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), 2020, vol.2020-HCI-187, no.15, p.1-7.
- [5] 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.
- [6] Koren, Y., Bell, R., Volinsky, C.. Matrix factorization techniques for recommender systems. IEEE Computer, 2009, vol. 42, no. 8, p. 30-37.
- [7] 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.
- [8] 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ビティな楽曲の分析. 第 8 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム論文集 (DEIM 2016), 2016, p. 3-4.
- [9] Xueming, L., 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, p. 937-947.
- [10] 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, p. 2940-2954.
- [11] 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/>, (2021/2/14 参照)
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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, p. 65-74.
- [15] 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, p. 10-17.
- [16] 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, p. 311-316.