

楽曲制作初心者向けアプリケーションの開発と評価: ダブルダイヤモンドモデルに沿ったインタフェースデザイン

小林 篤矢^{1,a)} 佐藤 哲朗^{1,b)} 館野 啓^{1,c)}

概要: 機械学習による音楽生成等の音楽情報処理技術は、楽曲制作の支援に広く応用されているが、制御に音楽的知識が必要であることや制作意欲を下げうるなどの課題があり、初心者を対象とした楽曲制作環境においては、ユーザの課題やニーズに基づいて設計する必要があると考えられる。本研究では、ダブルダイヤモンドモデルに沿った設計を実施し、機械学習による音源素材の推薦により簡単に楽曲制作ができるアプリケーション MARLEY を開発した。ユーザテストによる評価では、体験の楽しさに関する項目が高く評価され、その有用性が示唆された。

1. 背景

ソフトウェアによる楽曲制作は、ユーザの習熟度や楽器演奏スキルなどによって多様なアプローチがある。たとえば、録音した演奏をミックスする手法、2-8小節程度のループ音源素材や既存の楽曲から切り出した素材を構築していく手法、MIDIの音符列を収録・編集しソフトウェア音源やシンセサイザーを鳴らす手法、それらを組み合わせて制作する手法が挙げられる。近年は、それら楽曲制作の過程で利用可能なプラグインやサービスに、シンボリック(MIDI)音楽生成[1]や音源分離[2]、自動ミキシング[3]などの機械学習を活用した音楽情報処理技術が適用されており、創造的な楽曲制作を支援・拡張することが期待される。しかし、プラグインの多くは一定の楽曲制作経験のあるユーザを対象にしていると考えられ、そうしたユーザの操作の効率化や楽曲制作支援を目的としていると想定される。また、楽曲生成サービスの多くは映像制作者などの楽曲制作を行わないユーザに著作権フリーの音源を提供することを目的としているため、楽曲制作を自分で行いたい初心者は想定ユーザと考えられていないと思われる。

楽曲制作初心者支援の研究としては、簡単に演奏・制作できる新しい楽器が多く提案されている[4]他方で、ソフトウェアの領域ではドローイングのような動きによるメロディ制作[5]や、コード進行の選択支援[6]、ユーザの利用履歴とサービスのログデータを根拠にループ音源ライ

ブラリから一部を推薦するインタフェース[7]が提案されている。

音楽生成モデルの応用事例としては、Cococo[8]がMIDI生成の条件付けのための細かいコントロールを解釈可能な形で提供し、初心者の楽曲制作支援を実現しているが、MIDIの入出力に慣れていると思われる楽器演奏者を対象に評価を行っており、音楽的知識に乏しい初心者向けではない。また、動画制作者を対象とした研究[9]では、楽曲生成ツールにおいて、ユーザのイメージに合った参考楽曲に基づいて生成する機能を提供しているが、このツールは動画制作が主目的のユーザがBGMを作成するために設計されており、楽曲制作を行いたい初心者を対象としているわけではない。

これらの先行事例から、AI・機械学習を楽曲制作初心者の創造支援に応用するにあたり、二つの課題があると考えられる。第一点として、生成モデル等はユーザの楽曲制作活動の質を低下させるリスクがある。たとえば音楽生成ツール[9]は初心者でも簡単に音楽を生成することができるが、それは制作の支援ではなく代替であり、むしろ創作意欲の減退につながりかねない。第二点は、AIによる支援のコントロールや結果の解釈に音楽的知識が必要な点である。たとえば新たな楽曲制作の着想のためにメロディを多数生成し提示するツール[8]では、メロディ単体を聴取して楽曲のイメージを膨らませられる程度の楽曲制作経験や音楽的知識があることを前提としていると考えられる。そのため、機械学習技術を用いた初心者の楽曲制作支援ソフトウェアの開発においては、初心者の知識やスキルに適した制作の仕方、楽曲制作過程における困難の所在を検討し、その上で導出した課題を機械学習技術で解決可能かど

¹ ソニーグループ株式会社

^{a)} Atsuya.Kobayashi@sony.com

^{b)} Tetsuro.Sato@sony.com

^{c)} Kei.Tateno@sony.com

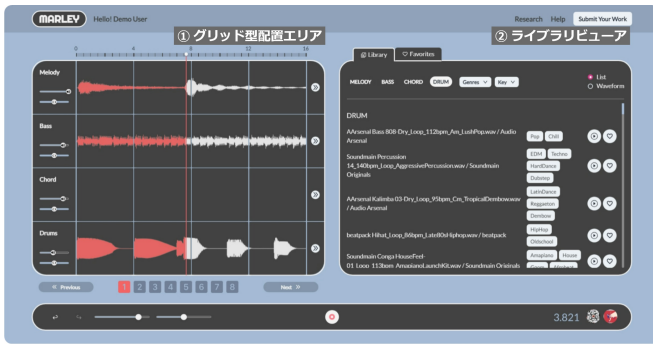


図 1: 開発した MARLEY のインターフェース. (1) 4x4 のグリッドに自由に音源素材を配置する. グリッド内の音源は左から右に再生され全 8 ページを利用でき, 既に挿入したループを次ページへとコピーする機能を持つ. (2) ループ音源素材のライブラリビューアでは, 音源の試聴とファイルのメタデータの確認が可能. 2 種類の推薦モードがあり, 各マスに対してループ音源リストがポップアップする (3) Active Recommend 機能と, 合いそうな音源を自動的にライブラリビューア上位に表示する (4) Implicit Recommend 機能が利用できる.

うかを検討するべきである. そして, 検討した解決策が初心者のニーズに適合し, 楽曲制作活動の質を高められるかを, 開発過程で都度検証していく必要がある.

2. 研究の目的

本研究では, 楽曲制作初心者にとってより効果的な支援となる機械学習の応用手法を検討するため, ソフトウェア環境で楽曲を完成させた経験が無いユーザ (初心者) を対象ユーザと想定し, ダブルダイヤモンドモデルの四つのプロセスである探索・定義・展開・提供 [10] に沿って, 楽曲制作支援アプリケーション MARLEY を開発した (図 1). 初心者を対象にテストを実施し, アプリケーションの有用性について検証した.

3. 探索: ユーザの課題の把握

探索フェーズでは, 楽曲制作経験者, 及び楽曲制作に挫折した人を対象に半構造化インタビューを行うことで, 初心者が直面すると予想される課題として, 経験した具体的な困難と機能やインターフェースへの要望を可能な限り列挙することを試みた.

協力者を募るにあたり, 質問紙によるオンライン調査を通じスクリーニングを行った. 質問紙は, 既存の楽曲制作アプリケーションを利用した際に経験した困難について尋ねるものであった. 質問項目である「楽曲制作向けアプリケーションを入手・操作したことがある」「使い始めてやめてしまった」と回答した 7 名を挫折経験者と定義し, インタビューの対象者とした.

挫折経験者のうち 4 名に対して, どのように制作を試み, どの部分に困難があったか, そこに対してのインターフェースへの要望があるかを尋ねた. また, 制作を続ける過程で困難を経験していると思われる経験者 (10 曲以上の楽曲制作経験) 5 名に対しても同様に, どんなフローの制作を行

うか一緒に図示し, どの部分に困難/要望があったかを尋ねた. インタビューは全てホワイトボードツール*¹ 上で共同編集を行いながら, 付箋を用いて (図 2) 実際の作業フローの図示と説明を求めた. 挫折経験者に対しては, 実際に利用していたソフトウェアのスクリーンショットの提供を求め, 具体的な機能や UI と紐づけながらどのような作業を試みたかの説明を求めた.



図 2: インタビューにて初心者から得た作業と課題 (図左). 説明にはそれぞれ, 黄色: 行動 / 黒: 困難 / 緑: 機能の要望を表す付箋 (図右) を用いた.

インタビューを通じて, 困難 (黒付箋) が 30 件, 要望 (緑付箋) が 26 件得られた.

4. 定義: インタビュー分析

定義フェーズでは, インタビューから得られた情報を分析し, 初心者ユーザの要求の分析を行った.

挫折経験者から得られた 30 件の困難について, 内容の類似したものをまとめたところ「操作方法が難しい」といったユーザビリティに関するものと, 「具体的に何をつくったらいいかわからない」のような抽象的なイメージと具体的なサウンドが紐づけられていないことに起因する目的の不明瞭性に関するもの多く見られた. ユーザの持つ課題として, 「ユーザインターフェースの操作や搭載している機

*¹ Miro <https://miro.com>

能が難しい」と「作りたいものがあるがどうやって作っていったら良いかわからない」を定義した。

また、要望 26 件に対して上位下位関係分析 [11] を行い「自分で作る体験をしたいが、サポートは欲しい」、「チュートリアルや練習曲等ではなく、自分で良いと思う、好きだと思う曲を作りたい」というニーズを抽出した。

5. 展開: アイディエーション

展開フェーズでは、インタビュー分析で抽出した課題に基づき、具体的な解決策のアイディエーションを行った。

インタビューから抽出された困難とニーズを、楽曲制作経験者である機械学習エンジニア 2 名に共有し、「機械学習の応用による課題の解決手法」について 60 分間のブレインストーミングを実施した。その後、導出された計 52 件のアイデアを「機械学習に関するアイデア」・「UI/UX に関するアイデア」・「その他」の 3 種のカテゴリに分類し、各カテゴリ毎に具体的な UI も含めた 32 件のアイデアスケッチを作成した (図 3)。

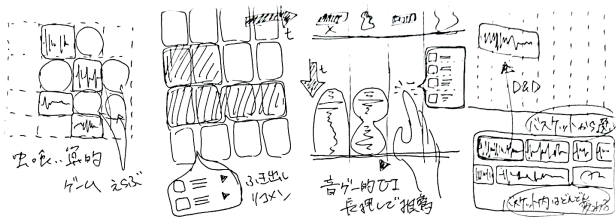


図 3: 音源の推薦に関するアイデアスケッチの例

6. 提供: 解決方法の具体化

提供フェーズでは、抽出した課題の解決方法の具体化を行うために、解決手法の方針を決定し、その方針を実現する機械学習の機能を策定した。その後、詳細なインタラクション案の絞り込みを行い、アプリケーションを実装した。

6.1 解決手法の方針

機械学習に関する先行研究とインタフェースのプロトタイプリングを通し、各アイデアスケッチが技術的に実現可能かどうかの絞り込みを行った。絞り込んだ各アイデアスケッチから共通した要素をまとめ、具体化に向けた方針を 2 点定義した。

方針 1 ループ素材での楽曲制作の支援

方針 2 制作方針の決定の支援

6.2 方針の実現方法

最初に、方針 1,2 に沿った基本インタフェースの検討を行った。ユーザの困難である「機能が多すぎて判らない」と「楽器を繋げるのが面倒臭い」から、楽器の演奏が要らずシンプルで直感的な操作感を持ちつつも、単なる音遊び

にはならない機能を目指した。また、楽曲の全体構成を決める難易度が高いことから、短い合奏のフレーズのループをまず制作するところから始められるようにすることを目指した。それらの要件を満たすインタフェースとして、一般的な DAW*2の素材配置部をデフォルトグリッド型にし、ループ音源*3をドラッグアンドドロップで配置可能なものを考案した (図 1)。

方針 1 を実現する方法 (実現方法 1) として、音源間でそれらが調和するかを評価する機械学習モデルを応用したループ音源の推薦を行うこととした。また、方針 2 の実現方法 (実現方法 2) としては、制作開始時に参考となる音源データを指定し、それに音楽的・音響的に近いループ音源を機械学習モデルで推定することで、創作の大まかな方向性を持った状態でユーザが制作を行える機能を設定した。

6.3 各実現方法のインタラクションの検討

定義した実現方法に対するインタラクションを複数パターン作成し、ユーザにとって扱いやすいものを絞り込んだ。実現方法 1 のループ音源の推薦のインタラクションについては、以下の 5 種類のパターンを作成した。

- ユーザが使っている素材の自動配置を参考として提示する
- 自動的に右側の候補音源が作成中の楽曲との類似度でソートされる
- 参考にした既存楽曲からループを抽出し音源分離したものを制作用素材として扱う
- マスをクリックするとそこに何を入れるといいかポップアップで推薦する
- ハミングの音声入力から似たメロディをもつループ音源を探す

また、実現方法 2 の参考音源に基づく推薦のパターンは、参考楽曲を実際の楽曲から検索する手法と音声のハミングから検索する手法の 2 種類を作成した。

これらの実現方法 1, 2 両案の各インタラクションパターンについて、ユーザに受け入れられるかどうか検証を行った。具体的には、挫折経験者 3 名を対象に基本機能のみ実装したアプリケーションプロトタイプと、各インタラクションパターンのデザインプロトタイプの両者を実際に操作してもらいながら、各パターンに対して以下の評価項目ごとに順位付けを行い、その後になぜその順位付けなのかを説明してもらった。(図 4)

- 使ってみたいと思うか
- 使いやすいと思うか
- 「自分で作っている」という感覚は得られそうか
- 使っていて楽しそうと思うか

*2 Digital Audio Workstation

*3 自然な繰り返し再生が可能な単一楽器の音源素材

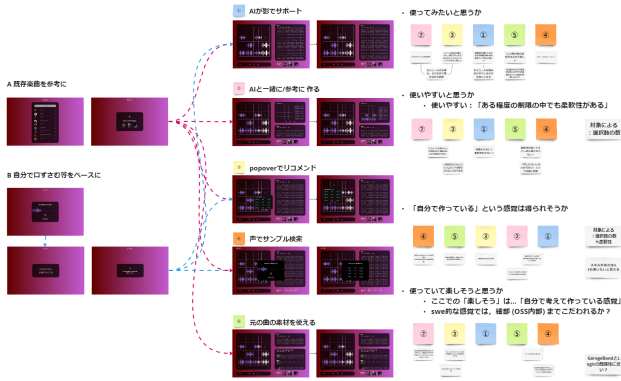


図 4: インタラクションの検討に用いたボード. Miro を用いて UI の導線を辿り, 順位付けを行う.

以上の検証を通じ, 方針 2 の支援機能としては**実際の楽曲を選択し, その楽曲をヒントにしながらか制作する**というパターンを採用し, 方針 1 のループ音源推薦のインタラクションについては, (b) と (d) のパターンを採用し以下のように定義した.

(A) Implicit Recommend

あらかじめライブラリ部をソートし現在作っているプロジェクトに合うであろうループ音源に絞り込んでおく

(B) Active Recommend

ポップオーバーする UI を用いてどのスロットにどのループ音源を挿入するかを推薦する

6.4 楽曲制作アプリケーション MARLEY の実装

絞り込んだ実現方法とインタラクションを, 楽曲制作アプリケーション MARLEY^{*4}として実装した.

Web ブラウザで動作するよう Web Audio API^{*5}を用い, 基本的な音源再生・編集機能 (ドラッグアンドドロップでの素材配置, 移動と削除, 音量の変更,トラック毎のパン, 再生・停止, テンポ変更, undo/redo) を実装した.

ループ音源のデータは Soundmain Studio^{*6}で提供されているループ音源約 20000 件を利用し, **実現方法 2** で必要な参考楽曲のデータは Spotify Search API^{*7}から毎回音源データの取得を行う.

ループ音源の推薦には, ジャンル等の Metadata-based な推薦手法に比べ, メタデータの制約を超えてサンプルを推薦できる Content-based な手法を採用した. また, 推薦インタラクション (A), (B) 両方のユースケースに合う手法として, 深層学習を用いた表現学習による音源同士の類似

^{*4} 機能を表す ML-powered Application with Recommendation for Loop-based Easy Composition から命名した

^{*5} https://developer.mozilla.org/ja/docs/Web/API/Web_Audio_API

^{*6} <https://soundmain.net/>

^{*7} <https://developer.spotify.com/documentation/web-api/reference/search>

度に基づく手法を採用した.

音響・音楽データに対する表現学習手法として提案されている CLMR[12] や COLA[13] では, 対照学習による表現の獲得を介して教師有り学習による分類器より高い精度でジャンルやアーティスト分類などのタスクを扱えることが報告されており, これらを応用した MSCOL[14] では, 音源分離 [2] によって 4トラックに分離したデータとミックスされたデータの両方を扱うことができる. また, 制作に用いるループ音源について獲得された表現の応用として, SampleMatch[15] はドラムのワンショット^{*8}が楽曲に適合するかどうかを判断可能なモデルを提案している.

MARLEY では, 制作途中である複数トラックのミックスと, 単一楽器のサンプルを同時に扱う必要があるため, MSCOL の実装^{*9}を応用した. ユーザが制作途中であるミックス音源 \hat{x} に対して, N 件のループライブラリ中にある各音源データ $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ が馴染むかを, 各楽器毎に学習済のモデル *encoder* と類似度 (bilinear-similarity) 計算のための重み行列 W で計算する. 算出した類似度 *sim* によってライブラリをソートし上位 k 件を推薦結果とした.

$$y_i = \text{encoder}_{\text{track}}(x_i), \hat{y} = \text{encoder}_{\text{mix}}(\hat{x})$$

$$\text{sim}(y_i, \hat{y}) = y_i^T (W \hat{y})$$

実現方法 2 においては, Spotify から取得した参考楽曲のサンプルデータを入力に, ライブラリの表示を類似度の高い順にソートをすることで, なるべくユーザのイメージに近いループ音源を使いやすくしている. (A) Implicit Recommend は, ユーザが操作中のページにおいて最も多くのトラック (列) が挿入されている 4 小節のミックスを入力とし, (B) Active Recommend は, ユーザがクリックしたセルと同じ列 (同時間帯) に鳴っている他のループ音源のミックスを入力とした (推薦表示方法は図 1 右図を参照のこと).

また, 利用状況の分析のため, 全体の作業時間・全体再生開始・全体再生停止・サンプルの試聴・サンプル推薦実施回数・Active Recommend での推薦結果の挿入回数の各イベントのログを収集する機能を実装した.

7. 評価

開発したアプリケーションが, 想定ユーザである初心者を受け入れられるものかどうかの評価を行った. まず, 操作上の問題点や機能の不具合等の把握のため, 5名の協力者を対象にテスト (評価 1) を実施し, テストを通じ得られた問題点について修正を行った. その後, 修正したアプリケーションに対して質問紙による印象評定と半構造化インタビューを行い, ログ情報の取得と分析を行った (評価 2).

^{*8} ループではなく単音のみの音源. ドラムのキックやスネア等.

^{*9} https://github.com/cgaroufis/mscol_smc23

7.1 評価 1

ユーザビリティにおける課題を把握する目的で、20-30分の間自由にアプリケーション操作してもらったデモセッションを実施した。5名の参加者のうち4名は初心者ユーザであり、1名は一般的な楽曲制作環境と比較した問題点の把握のため上級者が参加した。操作中の質問や機能に関するフィードバックから、3件の不具合の報告、6件のループ音源を表示するUIに関するコメント等を収集し、不具合修正と、ループ音源表示のUIの修正として再生ボタンの追加やジャンルによる絞り込み機能の追加を行った。

7.2 評価 2

(A), (B) 両手法について別で評価を行い、それぞれ5名(男性8名, 平均年齢 35.5 ± 13.4) が参加した。参加者は「音楽制作に興味があるが未経験の方」「音楽制作ソフトウェア (GarageBand, Cubase 等) を利用してみたが諦めてしまった方」を条件に募集し、2名を除き全員楽器演奏の経験があった(平均経験年数 7.8 ± 4.7)。テスト全体は60分間で、最初に操作方法の説明を15分間行った後、25分間、楽曲制作を実施してもらった。その後、質問紙への回答を求め、体験の感想や既存のツールとのユーザビリティ差異、質問紙回答結果に関する半構造化インタビューを15分間行った。

インタビューでは、「率直な感想をお聞かせください」と尋ね、その後、参加者が募集時に回答していた既存のツールにおける課題が解決できていたかについて尋ねた。また、各参加者の回答に基づいて、評価が最も高かったもの、最も低かったものに対して「なぜその評価になったのですか」と、回答の理由を求めた。

質問紙評価の項目は、Creativity Support Index[16]を参照し、初心者向け楽曲制作支援インタフェース[8]の評価項目を改変したものを、7段階(1低い—7高い)のリッカート尺度で作成した。また、抽出したニーズ「自分で作る体験をしたいが、サポートは欲しい」の実現評価として、「主体的創作感」を追加した。

- (1) **Expressiveness:** 音楽的表現力/推薦の表現の幅
- (2) **Enjoyment:** 楽しさ
- (3) **Exploration:** 表現の探索しやすさ
- (4) **Immersion:** 操作の没入感
- (5) **Support–Collaboration:** 推薦インタラクションにおける自力/サポートのバランス
- (6) **Results Worth:** 制作結果に対する満足感
- (7) **Response:** 振る舞い・反応のスピード感
- (8) **Ownership:** 主体的創作感

7.2.1 印象評定

(A) Implicit Recommend, (B) Active Recommend それぞれに対して、全ての項目において4点(どちらともいえ

ない)以上の平均値が得られた(表1)が、Wilcoxonの符号付順位検定において有意に4点より高かったのは、どちらも **Enjoyment: 楽しさ** (A: 6.2 ± 0.45 , $p = 0.03$, B: 6.2 ± 0.84 , $p = 0.03$)のみであった。また、どちらのインタラクションがより効果的かを示す結果は得られなかった。

表 1: 定量評価結果 ($n_A = 5$, $n_B = 5$)

評価項目	(A) Implicit	(B) Active
(1) Expressiveness	4.40 ± 0.89	4.00 ± 0.71
(2) Enjoyment	6.20 ± 0.45	6.20 ± 0.84
(3) Exploration	4.80 ± 1.10	5.60 ± 1.34
(4) Immersion	4.20 ± 0.45	4.80 ± 1.30
(5) Support–Collaboration	4.60 ± 1.52	4.60 ± 1.52
(6) Results Worth	4.20 ± 0.84	4.00 ± 1.22
(7) Response	5.20 ± 1.30	4.40 ± 1.95
(8) Ownership	4.60 ± 1.41	4.60 ± 1.14

7.2.2 インタラクションログの分析

インタラクションログからはどちらの推薦手法がより効率よく制作をサポートできるか等を示すデータは得られなかった。しかし、固定された作業時間の中でどのようにスロットが埋められていくかを比較することで、参加者によって制作のスタイルが大きく異なることが読み取れた。

たとえば、ユーザによって音源挿入数の推移に大きな差異が見られ、早急に多くのサンプルを挿入して試していくユーザ参加者と、時間をかけてライブラリから選定して作り上げていく参加者ユーザに二分された。前者は多様な音の組合せを試すことを優先していると思われ、挿入される音源の種類が多く、かつページ毎に大幅に曲調が変わることを厭わない傾向が見取れた。後者は、楽曲の構成を重視していると思われ、挿入されたサンプルの種類は少ないものの数ページにまたがるループを作成することが多かった。

7.2.3 インタビュー

多くの参加者が、使い方が解りやすい(使い方でおぼろげなことが少ない)という旨のコメントを残し「楽しい」「楽しかった」と発言した。たとえば「音を形作る、合奏する楽しさ(がある)」や「もともと描いているものを打ち込むというより発見的に探っていくって偶然出来上がったものが楽しい」といった発言が見られた。操作方法がわかりやすく、手軽に素早く音源の組合せを試すことができる環境であったことが、これらの発言につながり、操作が難しいという課題に対して効果的なインタフェースであったと考えられる。

(8) 主体的創作感に関しては、機械学習による推薦であっても、自分で(聴いて)選択するという体験に対して強く感じるという回答を得ており、サポートを受けながら自分で作る体験をしたいというニーズに適合していると

思われる。一方で、一部の楽器演奏歴の長い参加者からは「ループ音源そのものを自身の手で生み出さないと自分で作ったとは言えないのではないか」という意見も得られ、音源自体の細かい調整等の機能不足の指摘も見られた。

方針2 制作方針の決定の支援については、一部の参加者から「方針として選んだ楽曲の雰囲気に近いサンプルをすぐに使えた」という回答が得られた。一方で、参考楽曲をなるべく再現しようとしてループ音源を探した結果、用意されているライブラリの制約からうまく進めることができないケースや、最初に挿入するループ音源を探しているうちに方針に設定した楽曲とは大きくかけ離れたものを作り始めるケースも見られた。

インタビューを通して、参加者毎に制作アプローチやそこでの関連要因において異なる側面が見られた。特に、音楽的構造に対する態度が参加者間で分かれており、コード進行等の音楽理論に関する知識を持ちそれに基づいた楽曲制作を行いたい参加者と、多少の不協和音等を気にせず色々な可能性を試す参加者に分かれた。前者は音楽理論に基づいた違和やツールの課題を指摘することが多く、音楽的知識の差によって、機能への要求に差異が生じることが確認された。また、一部の参加者が機械学習による推薦の根拠についてのコメントや質問を口にし、推薦の意図をくみ取れていると感じるか、根拠が判らないと感じるかは参加者ごとに異なっていた。現状の推薦モデルの定量的な推薦精度評価は不十分で、機械学習側の改善が必要であり、かつその説明性も求められていると考えられる。

8. おわりに

本研究では、初心者を対象とした楽曲制作環境において、ダブルダイヤモンドモデルに沿った開発と評価を実施した。開発したMARLEYは、評価により初心者でも楽しく利用できることが示され、課題の解決法として効果的であることが示唆された。今後は、楽器演奏の有無等のより細かいユーザ属性毎に課題とニーズを再度整理し、改善のための設計を継続的に行うことで、より効果的な創作支援機能を実現したい。

参考文献

- [1] Sony Computer Science Laboratories, Inc.: Flow Machines, <https://www.flow-machines.com/>. Accessed: 2023-12-14.
- [2] Stöter, F.-R., Uhlich, S., Liutkus, A. and Mitsufuji, Y.: Open-unnmix - A reference implementation for music source separation, *Journal of open source software*, Vol. 4, No. 41, p. 1667 (online), DOI: 10.21105/joss.01667 (2019).
- [3] iZotope, Inc.: Neutron 4, <https://www.izotope.jp/jp/products/neutron-4/> (2022). Accessed: 2023-12-14.
- [4] McPherson, A., Morreale, F. and Harrison, J.: Musical Instruments for Novices: Comparing NIME, HCI and

- Crowdfunding Approaches, *New Directions in Music and Human-Computer Interaction* (Holland, S., Mudd, T., Wilkie-McKenna, K., McPherson, A. and Wanderley, M. M., eds.), Springer International Publishing, Cham, pp. 179–212 (online), DOI: 10.1007/978-3-319-92069-6_12 (2019).
- [5] Farbood, M. M., Pasztor, E. and Jennings, K.: Hyper-score: a graphical sketchpad for novice composers, *IEEE computer graphics and applications*, Vol. 24, No. 1, pp. 50–54 (online), DOI: 10.1109/mcg.2004.1255809 (2004).
 - [6] Huang, C.-Z. A., Duvenaud, D. and Gajos, K. Z.: ChordRipple: Recommending Chords to Help Novice Composers Go Beyond the Ordinary, *Proceedings of the 21st International Conference on Intelligent User Interfaces, IUI '16*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, pp. 241–250 (online), DOI: 10.1145/2856767.2856792 (2016).
 - [7] Smith, J., Weeks, D., Jacob, M., Freeman, J. and Magerko, B.: Towards a Hybrid Recommendation System for a Sound Library, *IUI workshops*, Vol. 19, (online), available from (<https://ceur-ws.org/Vol-2327/IUI19WS-MILC-5.pdf>) (2019).
 - [8] Louie, R., Coenen, A., Huang, C. Z., Terry, M. and Cai, C. J.: Novice-AI Music Co-Creation via AI-Steering Tools for Deep Generative Models, *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '20*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, pp. 1–13 (online), DOI: 10.1145/3313831.3376739 (2020).
 - [9] Frid, E., Gomes, C. and Jin, Z.: Music Creation by Example, *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '20*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, pp. 1–13 (online), DOI: 10.1145/3313831.3376514 (2020).
 - [10] Norman, D. A.: 増補改訂版 誰のためのデザイン? 認知心理学者のデザイン原論, 新曜社 (2015).
 - [11] 山崎和彦, 上田義弘, 高橋克実, 早川誠二, 郷健太郎, 柳田宏治: エクスペリエンス・ビジョン, 丸善出版 (2012).
 - [12] Spijkervet, J. and Burgoyne, J. A.: Contrastive Learning of Musical Representations, *Proceedings of the 22nd International Society for Music Information Retrieval Conference, ISMIR*, pp. 673–681 (online), DOI: 10.5281/zenodo.5624572 (2021).
 - [13] Saeed, A., Grangier, D. and Zeghidour, N.: Contrastive Learning of General-Purpose Audio Representations, *ICASSP 2021 - 2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, pp. 3875–3879 (online), DOI: 10.1109/ICASSP39728.2021.9413528 (2021).
 - [14] Garoufis, C., Zlatintsi, A. and Maragos, P.: Multi-Source Contrastive Learning from Musical Audio, *Proceedings of the Sound and Music Computing Conference 2023*, (online), DOI: 10.5281/zenodo.8341278 (2023).
 - [15] Lattner, S.: SampleMatch: Drum Sample Retrieval by Musical Context, *Proceedings of the 23rd International Society for Music Information Retrieval Conference, ISMIR*, pp. 781–788 (online), DOI: 10.5281/zenodo.7316780.
 - [16] Cherry, E. and Latulipe, C.: Quantifying the Creativity Support of Digital Tools through the Creativity Support Index, *ACM transactions on computer-human interaction: a publication of the Association for Computing Machinery*, Vol. 21, No. 4, pp. 1–25 (online), DOI: 10.1145/2617588 (2014).