

釧路工業高等専門学校

情報工学科卒業論文

Riffusion による対話型音楽生成システムの開発

泉 航輝

指導教員 鈴木 未央

2024 年 2 月

目次

第1章	研究背景	1
第2章	Riffusion	2
2.1	生成 AI モデル Riffusion	2
2.2	メルスペクトログラム, 音楽生成方法	2
2.3	Riffusion の課題	3
第3章	本研究において提案するシステム	4
3.1	先行研究	4
3.2	システム概要	4
第4章	印象判定用 NN	6
4.1	DenseNet	6
4.2	データセット	6
4.2.1	データセットの特徴	6
4.2.2	データセットの作成方法	7
4.3	学習結果	8
第5章	NN 有効性検証実験	10
5.1	実験概要	10
5.2	実験結果	12
5.3	実験結果に対する考察	12
第6章	システム実証	14
6.1	実証概要	14
6.2	実証結果	15
6.3	実証結果に対する考察	15
第7章	結論	16
	謝辞	17
	付録	18
	印象判定用 NN ソースコード	18

目 次

2.1	要修正	3
3.1	要修正	4
4.1	要修正	9
5.1	要修正	11

第1章 研究背景

近年の生成 AI の発展は目覚ましい。例えば、音楽や美術の分野において、AI の生成した作品の完成度は非常に高く、アーティストの失業が危惧されているほどである。

しかし一方で、その精度はまだ完全とは言えず、生成された作品はユーザーの要求やイメージ通りでなく、期待された結果でないことも多い。もし、人間のアーティストが作品を作成し、それがイメージ通りでなかった場合、イメージの詳細をそのアーティストに伝えることによって、作品をよりイメージに近づけ、修正することが可能である。だが、現行そのように**対話**によって、作品を修正をする機能が備わった生成 AI はほとんど見受けられない。

そこで、本研究では音楽生成 AI モデルの一種である **Riffusion** [1] を用いて、対話型プロンプトによって音楽を生成するシステムの開発を目指し、取り組んだ。

第2章 Riffusion

本章では, Riffusion の概要, 音楽生成方法, 課題について述べる.

2.1 生成 AI モデル Riffusion

Riffusion とは画像生成 AI, Stable Diffusion [2] をファインチューニングしたオープンソースモデルである. 基となった Stable Diffusion は, そのメカニズムに Transformer [3] を用いており, テキストデータを入力とする. Riffusion も同様にテキストデータを入力することで**メルスペクトログラム**という画像を出力する. Riffusion の特徴として, メルスペクトログラムを生成する際にシード値を設定することによって, 生成画像に再現性を持たせることが可能である. そして逆に, 生成時に異なるシード値を設定することで, 意図的に異なる画像を生成することも可能であることにここで言及する.

2.2 メルスペクトログラム, 音楽生成方法

音声データ, すなわち波形データの任意の時刻から任意の時間だけ切り出したデータに対して短時間フーリエ変換を施したものを, **スペクトル**という. スペクトルによって, 対象とした時刻, 時間の音高つまり周波数の情報を抽出することが可能である. スペクトログラム (スペクトログラム画像) とはスペクトルを時刻の順で並べることで得られる画像のことである. よって, スペクトログラムを用いることで, 音源を視覚的に認知することが可能である.

そして, スペクトログラムを人間の聴覚に基づいた尺度であるメル尺度によって重みづけした画像をメルスペクトログラムという. 2.1 式はメル尺度の式である.

$$m[\text{mel}] = 2595 \times \log_{10} \left(\frac{f[\text{Hz}]}{700} + 1 \right) \quad (2.1)$$

メル尺度には, 人間の聴覚の性質を反映させるために対数関数が用いられている. これはメルスペクトログラムに低周波の情報が強く反映されることを意味している.

図 2.1 は Riffusion によって生成されたメルスペクトログラムである。メルスペクトログラムはモノクロ画像で表され、縦方向は周波数成分、横方向は時刻、画素値は各周波数成分の音圧を表している。本研究では $512 \times 512[\text{px}]$ のメルスペクトログラムを使用している。また、横方向 $1[\text{px}]$ は $10[\text{ms}]$ に対しての短時間フーリエ変換の結果を表すため、今回用いる画像は $5.12[\text{s}]$ の音源情報を表すことになる。

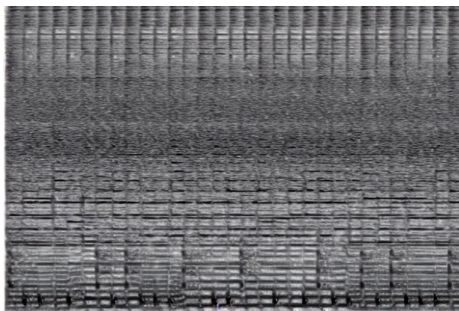


図 2.1: 要修正

そして、メルスペクトログラムに対して逆短時間フーリエ変換を施すことによって波形データが得られ、人が音源を聞くことができるようになる。

2.3 Riffusion の課題

Riffusion を用いて、ユーザーのイメージする音楽を生成するためには、

1. テキストデータを入力。
2. Riffusion がメルスペクトログラムを生成、それを音源に変換。
3. ユーザーが音源を試聴。
4. もし、音源がユーザーのイメージでない場合、シード値やテキストデータを変更し、1. から再度生成

という手順を踏む必要がある。

ここで 2 点の課題が指摘される。まず、Riffusion には対話機構や前後関係の情報を記録する仕組みがない、すなわち文脈がないため、2 回目以降の生成時に入力テキストが変更されたとしても、再度生成された音源がイメージに近づく保証はないという点がある。次に、ユーザーは生成された音源が自分の要求するものであったかを生成される度に確認する必要があり、この作業はユーザーにとって負担となりうる点である。

これらの課題は、特に音楽やイラストといった芸術に関する多くの生成 AI に共通するものであり、改善されることによって、社会において、より効率的な AI 利用を促進することに繋がることが期待される。

第3章 本研究において提案するシステム

本章では本研究において提案するシステムを発想するに至った先行研究とシステムの概要について述べる。

3.1 先行研究

Riffusion が以前に生成した音源と比較して、よりユーザーのイメージに近い音楽を呈示するための方法として音源呈示前に、Riffusion とは別の機構によってユーザーの要求を満たしていると期待される音源かどうかを予め判定すれば良いと考えた。

Riffusion が他の音楽生成 AI と異なる大きな特徴は、楽曲の生成過程に画像データを経由する点にある。この画像、メルスペクトログラムから楽曲印象を推論することができれば、音源に変換するための時間短縮や、リソースの削減が可能である。

これまでに、スペクトルやスペクトログラムと楽曲印象との相関を分析した研究が数多く報告されている [4–6]。

これら文献から、メルスペクトログラムから楽曲印象を推論し、ユーザーの要求を満足しているかを判定できる可能性は十分にあると考えた。また、判定機構には人間の感性を模倣するためにニューラルネットワーク (NN) を用いる。

3.2 システム概要

図 3.1 に本研究で開発した提案するシステムの概要を示す。

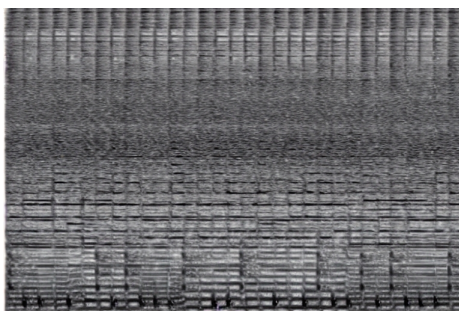


図 3.1: 要修正

システムの動作, すなわちシステムとユーザーの一連の対話は以下の手順になる.

1. ユーザーが UI にテキストデータを入力する.
2. 与えられたテキストから Riffusion がメルスペクトログラムを生成する.
3. 生成されたメルスペクトログラムを印象判定用 NN の入力とし, 判定する.
4. 印象判定用 NN の判定を満たすまで 2.,3. を繰り返す.
5. UI にて判定されたメルスペクトログラムが音源に変換され, 呈示される.
6. ユーザーは生成された音源を試聴し, 音源から受けた感情に対し, 9 つの項目 (??にて後述) について点数をつける.

また, 3 回目以降の対話ではこれまでに生成されたメルスペクトログラムとそれにユーザーがつけた点数を学習データとして, 印象判定用 NN に**転移学習**を行わせる.

転移学習とは, 事前に学習された NN に対して, 新たなデータを学習させる際に出力層の形式やパラメータのみを変更することで再学習させる手法である. この手法により, 転移学習を行った NN は初め学習していた知識を持ったまま, その後のタスクに特化した NN として振る舞うことが可能である.

本システムでは印象判定用 NN が徐々に使用ユーザーに近い感性を学習することを目的に導入した.

第4章 印象判定用NN

本章では印象判定用 NN に用いたモデルや、データセット、その学習結果について述べる。

4.1 DenseNet

前章にて、スペクトルやスペクトログラムから楽曲印象を推論できる可能性について述べたが、これらの研究 [4-6] では、限定された一部の印象に関する結果や、線形関数を用いる判別法が主として用いられており、人間の感性という複雑な事象への足がかり的なアプローチが多かった。

本研究では、楽曲から得られるそのような複雑な感性を模倣する必要があることから、NN を用いるに至った。また、先行事例のように画像の特徴量から印象を得るため、畳み込み NN(CNN) を用い、その複雑さに対応するために多層かつ勾配消失問題への対応がなされている DenseNet [7] をアーキテクチャに用いた。DenseNet の特筆すべき特徴として、Dense connectivity が挙げられる。これは、任意の層の入力をそれ以前の全ての層の出力として、学習する機構である。この機構によって、上で述べたような対応が可能となっている。DenseNet では、その他の工夫もなされているが、今回用いたハイパーパラメータなどの詳細についてはソースコード 7.1 を参照されたい。

4.2 データセット

印象判定用 NN は、初めに**一般的な感性**によって楽曲を判定し、その後転移学習によって、感性をパーソナライズ化したいと考えた。そこで、データセットには Dataset on Induced Musical Emotion from Game with a Purpose Emotify と呼ばれる A.Aljanaki らが文献 [8] にて用いた楽曲 400 曲と、同事例で収集された楽曲から感じ取られた印象に関するアンケート結果を用いた。

4.2.1 データセットの特徴

使用したデータセットの特徴を以下にまとめる。

- ・オンライン上で公開されたゲーム内で、被験者の対象を性別や年齢、母国語などによって制限せずに行われた楽曲の印象などについてのアンケート結果である。

- 楽曲は rock, classical, pop, electronic の 4 ジャンル, それぞれ 100 曲が使用された. また, ほとんどの楽曲において 1 曲あたりの再生時間は 1[min] で統一されている. ただし, 一部再生時間 1[min] に満たない曲も使用された.
- 被験者はゲーム開始前に, ランダムに選択された楽曲を初めから試聴し, 9 つの感情項目 に関して, 特に強く感じられた項目を 3 項目まで選択した. ただし, 楽曲の試聴に関しては途中でやめてもよいものとしている.

このデータセットの特徴として, 被験者の対象を広く設定していることから, 印象判定用 NN が一般的な感性を学習することが期待された.

また, 本データセットにおいて, 用いられた 9 つの感情項目は GEMS を基にした項目となっている. GEMS(Geneva Emotional Music Scale) [9] とは延べ 1000 人以上の被験者から得られたアンケート結果に対して, 因子分析などを行い 9 つに大別した, 人が音楽から感じる, 誘発される感情のことである. その 9 つとはそれぞれ, Wonder, Transcendence, Tenderness, Nostalgia, Peacefulness, Power, Joyful activation, Tension, Sadness となっている. しかし, そのうち Transcendence, Wonder, Peacefulness は被験者がその単語の使われ方を正しく理解をすることが困難であった. そのため, 使用したデータセットではそれぞれについて, Solemnity, Amazement, Calmness に変更され, 調査が行われた.

4.2.2 データセットの作成方法

前小節で述べた全ての楽曲からメルスペクトログラムを作成した. 作成の際, 以下の 2 点について考慮した.

一つは, 仮に作成されたメルスペクトログラム中や, 各メルスペクトログラム間に時刻的な重なりがあった場合, 曲序盤部分および曲終盤部分に対しての学習が曲中盤部分に比べて薄くなることが危惧された点である. そのような学習データの偏りを軽減させる方法として, 重ならない終盤部分を先頭にし, その後同様に重ならない序盤部分を結合し, メルスペクトログラムを作成することで曲が繰り返しているようにみなすことも可能であったが, その場合, 印象判定用 NN が曲の不連続点を特徴量として学習する恐れや, そもそも, 得られたアンケート結果はそのようにして作成された曲を評価したものではなかったため, その方法は不適であると考えた.

また, アンケートの対象者は楽曲を先頭から試聴しており, さらに, 曲の途中で試聴を中断してから回答してもよいことになっていた点である. このことから, 曲序盤部分の方が, 曲終盤部分に比べてアンケート結果に与えた影響は大きいと考えられた.

これらのことから, 楽曲からメルスペクトログラムへの変換の際には, 曲の先頭から, メルスペクトログラム中や, 各メルスペクトログラム間に一切の時刻的重なりが生じないように注意を払った. なお, 本研究におけるメルスペクトログラムは 1 枚あたり 5.12[s] の情報を表し, ほとんどの楽曲は 1 曲 1[min] であったため, 1 曲あたり 11 枚のメルスペクトログラムが作成することが可能である. ただし, 1[min] に満たない楽曲もあったため, 結果としては合計 4,380 枚

のメルスペクトログラムが得られた。ジャンルごとの枚数の内訳は, rock, pop, electronic は各 1,100 枚, classical は 1,080 枚であった。

次に, 作成されたメルスペクトログラムの正解ラベルに関して, 以下の点を考慮する必要があった。

- アンケートにて, 各楽曲に回答した被験者の数や, 項目の選択された数が異なる点。
- アンケート結果の上位数項目を正解と限定して, マルチラベル問題とした場合, 人間の感性における微妙なニュアンスが推論できないことが危惧される点。
- 印象判定用 NN が感性を模倣する対象者は個人を想定しているが, 個人が楽曲から得た感情の大小は本データセットからは得られない点。

これらの問題を解決するために, 正解ラベルとして**単位印象ベクトル**を用いることを提案した。これは, 各楽曲で得られた項目が選択された数に対し, 大きさが 1 の単位ベクトルとして正規化を行ったものである。単位印象ベクトルを用いることによって, 印象の推論を **9 次元単位超球表面上の回帰問題**として扱った。

正解ラベルに単位ベクトルを用いることは,

- これまで曖昧な事象に対して, マルチラベル分類による二値出力をするような推論を行った結果, 精度が低くなった事例が報告されていた。これに対して, 単位ベクトルを出力とすると曖昧な事象に対する“**方向**”を出力とするため, 従来手法の代替となることが期待される点。
- 類似した複数項目の回帰問題に対して 1 項目ずつ行っていた学習を **1 度**に実施することが可能な点。

といった点に対して, NN の推論並びに利用に関して可能性を広げることにつながると考える。

ところで, 補足として本研究では 1 曲から得られたすべてのメルスペクトログラムに対して同一の正解ラベルが付与されている点に注意されたい。

4.3 学習結果

前小節のようにして作成されたデータセットを, DenseNet に学習させた。分割の際に, 各ジャンルの中から無作為に 1000 枚のメルスペクトログラムを選択し計 4,000 枚を訓練用データ (train), 残りの 380 枚を検証用データ (valid) とした。また, メルスペクトログラムはその方向にも時刻的意味があることから, 学習時にデータ拡張は行っていない。

そして、損失関数には2つの単位ベクトル間の距離である二乗平均平方根誤差 (RMSE) を、その他の評価関数には単位ベクトル間の角度 (Degree) と、回帰モデルの指標として用いられる R2 スコア (R^2) を用いた。距離, 角度, R2 スコアはそれぞれ 4.1, 4.2, 4.3 式で表される。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4.1)$$

$$\text{Degree} = \cos^{-1} \sum_{i=0}^{n-1} y_i \cdot \hat{y}_i \quad (4.2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \bar{y})^2} \quad (4.3)$$

図 4.1 に、300 エポック学習した際の損失関数のグラフを示す。

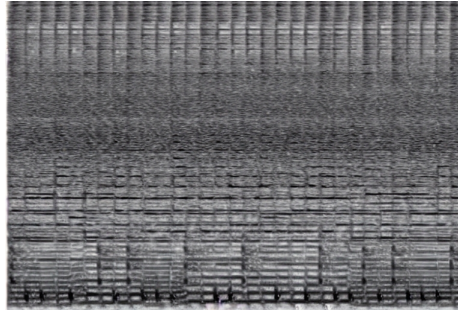


図 4.1: 要修正

図 4.1 からエポック数が増えるにつれて徐々に学習が進んでいることが読み取れる。

train における最良値は 293 エポック目で、RMSE=0.0449, Degree=2.5727, R^2 =0.9926 であった。この結果から、距離, 角度に関しては正解ラベルと推論結果がほとんど一致しているといえ、また R2 スコアに関しては最高値が 1 であるため、train に対する学習はほとんど完了していることがいえるだろう。

そして、valid における最良値は 292 エポック目で、RMSE=0.2482, Degree=14.3594, R^2 =0.7247 であった。この結果から、距離, 角度に関しては概ね方向が一致しているといえるだろう。また、R2 スコアに関しては良いモデルであるといえることができる。また、これらから train に対して過学習は起きていないと考えられる。

これまでの研究では線形関数的なアプローチが多くなされてきた中で、本研究の結果として主観的ではあるものの、CNN によって人が音楽から感じられる印象について推論ができる可能性が示唆されたといえるだろう。

第5章 NN有効性検証実験

本研究では, 前章にて述べた印象判定用 NN の本システムに対する有効性に関して検証実験を行った. 本章では, その概要, 結果, 考察について述べていく.

5.1 実験概要

本実験は, Riffusion によって生成された楽曲が印象判定用 NN によって判定されることで, 印象判定用 NN が使われない場合と比べて, よりユーザーのイメージに近い楽曲が多く呈示されることを確かめるために被験者を募集し行われ, 彼らの主観評価による結果を用いた.

実験を行う際, 以下のようなバイアスによって正確な実験結果が得られないことが考えられた.

- 被験者と実験者の間に繋がりがある場合, 被験者が忖度をし, 実際より良い評価をしてしまう可能性がある点.
- 本実験は実験者が実験の補助として実際に立ち会う必要があった. しかし, 被験者が評価する際, そのシステムを制作した実験者が近くにいることを知った場合, 実験者に配慮し, 実際より良い評価をしてしまう可能性がある点
- 実験内容が“生成された音楽の評価”であると被験者が事前に知っていた場合, 被験者が実験者に配慮し, 実際より良い評価をしてしまう可能性がある点

これらのことから, 被験者は実験者との接点がないことを確認し, 実験内容の詳細は直前まで伏せられ, 実験中も実験同伴者が実験者であることは伏せながら実験を行った.

次に, 行われた実験の手順を以下に示す.

1. 初めに, 被験者はユーザーネームを入力する.
2. そして, 被験者は生成したいイメージを英語テキストで UI に入力する. そのテキストデータから, 無作為なシード値が設定された Riffusion は音源を 1 つ生成する. 音源は UI にて呈示され, 被験者はその音源を試聴し, そこから受けた印象についてデータセットで用いられた 9 項目, すなわち一部改変された GEMS に沿って採点を行う. この際, 図 5.1 のように, 1 項目につき 0-100 点をスライダー形式を用いて採点を行った. なお, その項目の感情を強く感じた場合に 100 点をつけるよう, 被験者には伝えた.

3. 次に被験者は, 2. において生成された音源に対してより被験者のイメージに近づくような英単語を, 2. のテキスト中の英文法上適切な位置に 1 語のみ追加し UI に入力する. システムはこのテキストから, 2. で用いたシード値に 1,2,3 だけ加算したシード値を設定し, 音源をそれぞれ生成する. この 3 つの音源は NN による判定を通していないダミー音源として, 対照実験に用いる. そして, 印象判定用 NN によって判定された音源が 3 つになるまで, ダミー音源を生成する際に使ったシード値に 1 ずつ加算し, 同テキストから音源を生成, 印象判定用 NN による判定を繰り返す. こうして生成された 6 つの音源はランダムな順で UI にて被験者に呈示される. 被験者は各音源に対してまず, 2. で生成された音源と比べて自分のイメージに近かったかを回答し, 次に, 2. と同様に GEMS に沿った採点を行った.
4. 次に被験者は 3. で用いたテキストを UI に入力する. システムは 3. と同様に 3. 終了時点のシード値に 1,2,3 を加算したシード値を設定し, ダミー音源を 3 つ生成する. ところで, この時点までにシステムには, 2.,3. において生成された 7 つのメルスペクトログラムとそれぞれに対して正規化された採点結果が記録されている. ダミー音源生成終了後, それらを学習データとして用い, 印象判定用 NN に対して転移学習を行わせる. そうしてできた転移学習済印象判定用 NN による判定によって, ダミー音源生成時のシード値に 1 だけ加算したシード値を初めの値として, 3. と同様に音源を 3 つ生成する. その後, UI にてランダムな順で 6 つの音源が呈示され, 3. と同じ項目について, 被験者は回答, 採点を行った.
5. 最後に, 被験者は任意で感想を入力する.

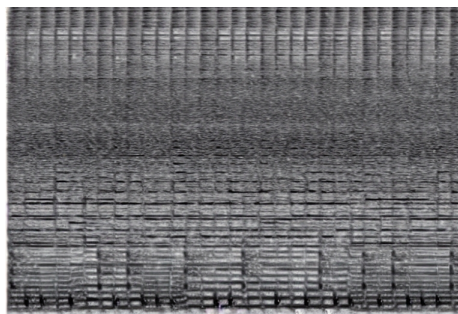


図 5.1: 要修正

図 5.1 の UI には Python ライブラリである Streamlit [10] を用いた. これは Web アプリの作成が可能なフレームワークである. キャッシュ機能や状態保存機能を備えていることから機械学習を用いた簡易アプリケーションを作成する際に重宝される.

本実験における印象判定用 NN には, 4.3 の検証用データにて最良値であった 292 エポック目のパラメータを用いた. また, 手順 3. は“一般的な感性”が期待される NN による有効性を, 手順 4. は“ユーザーの感性”にパーソナライズ化されたことが期待される NN の有効性を検証

する目的で行われた。手順 4. における転移学習は 40 エポックで行っており、その 50%である 20 エポック目、75%である 30 エポック目ではそれぞれ学習率を 0.1 ずつ減衰させた。

当実験ではその手法上、被験者によってはダミー音源が偶然、イメージに近い音源ばかりを生成する可能性があった。そのような外れ値を軽減するため、できる限り被験者の母数を多くする必要があった。本実験は、そのような背景の中、釧路工業高等専門学校 of 学生 11 名の協力の元、実施された。被験者の構成としては、本科 1 年生 5 名、2 年生 1 名、3 年生 1 名、4 年生 3 名、専攻科 1 年生 1 名、全員男性となっている。

また、今回の実験における“判定”は、以下のように行われている。

1. 追加された 1 語について、Word2Vec 事前学習モデルを用い、データセットの 9 項目それぞれの単語との類似度を測定する。
2. 類似度の値が最も高かった項目について、実験手順 2. で生成された音源の値と実験手順 3. , 4. で生成された音源の値で比較を行い、後者の値が大きかった場合、判定された音源とした。

なお、Word2Vec 事前学習モデルには英語版 wikipedia から学習された 100 次元モデル [11] を使用した。

5.2 実験結果

表 5.1 に、前節実験手順 3. , 4. で生成されたダミー、判定音源の、実験手順 2. で生成された音源よりイメージに近かった全被験者における総和を示す。

表 5.1: 実験手順 3. , 4. における被験者のイメージに近かったダミー、判定音源の総和

実験手順 3.		実験手順 4.	
ダミー音源	判定音源	ダミー音源	判定音源
23	23	22	21

なお、表 5.1 の各音源の総和は生成された各項目の音源の総和 33 曲の中から回答された数であることに注意されたい。表 5.1 より、各手順におけるダミー音源の数と比較して、判定された音源の数は横ばい、または僅かに減少していることが見られる。

5.3 実験結果に対する考察

前節の結果から、本研究で作成した印象判定用 NN には、転移学習の有無を問わず Riffusion から生成された音源に対し、ユーザーのイメージに近い音源を呈示する有効性が見られなかった。この結果となった原因として、以下の点が考えられる。

- 印象判定用 NN の学習データが rock, classical, pop, electronic の 4 ジャンルしかなく, Riffusion が生成しやすい楽曲のジャンルと一致しなかった可能性がある点.
- “判定”における自然言語処理が単純な処理であり, 正しい判定がなされなかった可能性がある点.

まず一つ目の点について, 4 ジャンルでは Riffusion が生成する楽曲の幅に対して, 学習が不足している可能性が指摘される. また, 主観的な見解として Riffusion は高い頻度で, 楽曲とは言い難いノイズのような音源を生成する. 今回の実験では, ノイズを求めるようなイメージのテキストは存在しなかった. しかし, 実際には何度もノイズのような音源が呈示されていた. 印象判定用 NN の学習データにはノイズのような音源はなかったため, 結果としてノイズも音源として認識してしまい, 判定されたことも原因として考えられる.

次に二つ目の点については, 今回の“判定”の対象にした単語が追加された 1 語のみであったことが一つの理由として挙げられる. さらに, 単語の類似度で最も高い項目のみについて比較を行ったことが, ベクトル空間による推論の優位性を損ねてしまったことも実験結果に大きく寄与してしまった要因として想定される.

第6章 システム実証

本章では、前章と並行して行ったシステム実証についてその概要、結果、考察を述べる。

6.1 実証概要

本実証は提案した対話型楽曲生成システムの開発意義の有無を検証することを目的に行われた。また、本実証は釧路工業高等専門学校（以下、釧路工大）の学生7名に協力を仰ぎ、実施された。学生の内訳は、本科5年生7名、男性6名、女性1名である。これら被験者は実験者が協力を募り、参加していることに注意されたい。

本実証は以下の手順で行われた。

1. 初めに、被験者はユーザーネームを入力する。この際、システムによって無作為にシード値が決定される。
2. 次に、被験者は生成したい楽曲のイメージをテキストとして入力する。この入力時点でのシード値から1ずつシード値を加算し、音源を5つ生成する。それらの印象判定用 NN による推論の平均値を正規化した値を印象判定の基準として、以降判定された音源が生成されるまでシード値を1ずつ加算し、音源を生成する。その後、UI にて判定された音源を呈示され、その音源に対し被験者はデータセットで用いた9項目（一部改変された GEMS）について前章の実験と同様に採点を行う。この手順2. を以後対話と呼ぶ。
3. 各対話ごとに被験者は任意のテキストを入力し、対話を計7回繰り返した後、「システムは徐々にあなたのイメージした楽曲を呈示するようになったか」とUI 上にて質問される。これに対し、被験者は Yes/No で回答をした。
4. 最後に、被験者は任意で感想を入力した。

本実証の UI には、前章同様 Streamlit が用いられた。

また、本実証での印象判定用 NN には、前章と同じく 4.3 の検証用データにて最良値であった 292 エポック目のパラメータを用いた。

1,2 回目の対話では印象判定用 NN をそのまま、それ以降の対話ではそれ以前に得られた全てのメルスペクトログラム、正規化された点数を用いて転移学習された印象判定用 NN を用いて判定が行われている。

今回の実証における“判定”は、以下のように行われている。

1. 入力されたテキスト中の単語で, 使用した Word2Vec 事前学習モデル内に存在する単語に関して, データセットの 9 項目それぞれの単語との類似度を測定する.
2. 各単語について類似度の値が最も高かった項目を集計し, 最もその単語数が多かった項目に関して, 基準となる値と新たな生成された音源の値で比較を行い, 後者の値が大きかった場合, 判定された音源とした. なお, 最多単語数が複数項目において同数だった場合には, 生成された音源の値が過半数の項目で基準を上回った際に判定された音源とした.

ここで, Word2Vec 事前学習モデルには前章と同様のものを使用した.

6.2 実証結果

本実証での 7 回の対話後の質問に対して, 7 名中 5 名が Yes, 2 名が No と回答した. これは 71%の被験者が徐々に感性にあった楽曲を呈示するように感じたことを表している.

6.3 実証結果に対する考察

前節の結果に対する見解として, 対話型楽曲生成システムの開発意義に関して否定することはできないとするのが妥当であると考え. 一方で, 前章の結果から印象判定用 NN や転移学習には本システムに対する有効性が見られなかったにも関わらず, このような結果が得られたことについて, 以下のような可能性が考えられる.

- システムが期待通りの振る舞いをするはずであるという思い込みによって実情よりも良い評価がされた可能性.
- 被験者が実験者と接点がある学生であったことから, 実験者に配慮されてしまい, 実情よりも良い評価がされた可能性.
- “判定” に用いる単語をテキスト中の全単語に範囲を広げたことによって, より正確な判定を行えるようになった可能性.

これらのことから, 本システムの開発意義や性能改善に関して今後, より慎重に精査をする必要があると考える.

第7章 結論

本研究では Riffusion を用いて対話型プロンプトによる音楽生成システムの開発を目指し、取り組んだ。そのシステムにおいて、ユーザーが自分のイメージに近い楽曲を生成するために CNN を用いることで、性能向上を図った。その結果として、まず、CNN による**人が音楽から受ける感情の推論可能性**が示唆された。そして、対話型楽曲生成システムの**開発意義**に関しては否定できないことが判明した。

本研究の今後の課題としては、以下の3点が考えられる。

1. 印象判定用 NN の学習データの拡充
2. 判定における自然言語処理方法の変更
3. 被験者数の小規模さ、被験者の年代

1つ目の点について、今回の実験では印象判定用 NN が本システムの性能向上に有効性が見られなかった。そのため、対応策として、学習データのジャンルやデータ数を拡充することで、より汎用的な推論を可能にしたいと考えている。また、その具体的な手法としては本システムをオンライン上で公開することで、データを収集することを現状考案している。

2つ目の点について、今回の実験の処理方法では単位ベクトルを用いた利点として期待された無視されがちな微小な感性の表現に関して有効活用することができなかった。その改善方法として、各項目の類似度による重みづけを用いた判定について模索、検討を行っている。

3つ目の点について、今回の実験、実証の被験者は延べ18名の学生であり、比較的小規模かつ年代に偏りが生じてしまった。そのため、正確な実験、実証結果であったかは疑念が拭えないものとなっている。今後の展望として、1つ目に挙げたようにオンラインによる調査を行うことによって、より正確で幅広い結果が得られることを期待している。

今後は以上の点を考慮しつつ、対話型楽曲生成システムの性能向上を目指す。

謝辞

本研究を遂行するにあたり, ご指導並びにご助力いただいた鈴木未央教員に感謝申し上げます. また, 実験に協力いただいた学生の皆さま, そして, 日常の議論を通じ多くの知識, 発見, 示唆をいただいた鈴木研究室の皆さまに深くお礼申し上げます.

付録

印象判定用 NN ソースコード

ソースコード 7.1: 印象判定用 NN, DenseNet に関するソースコード

参考文献

- [1] Riffusion, github.com/riffusion
- [2] Stability AI, ja.stability.ai/stable-diffusion
- [3] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, I. Polosukhin. Attention Is All You Need. [arxiv.org](https://arxiv.org/abs/1706.03762v7), arXiv:1706.03762v7, 2023.
- [4] 伊藤 雄哉, 山西 良典, 加藤 昇平, 伊藤 英則. 楽曲に対する感性評価と音響ゆらぎ特徴の対応付け. 日本感性工学会論文誌 Vol.10 No.3, pp.341-348, 2011.
- [5] 宮谷 大輝, 中山 英樹. スペクトログラム画像を用いた楽曲印象分類による時間及び周波数情報と印象の関係分析手法の提案. 情報処理学会研究報告, 2015-MUS-106, pp.1-5, 2015.
- [6] 佐々木 翔一, 加藤 聡. スペクトログラムと自己組織化マップを用いた楽曲分類に関する研究. 第36回ファジィシステムシンポジウム 講演論文集 (FSS2020 オンライン), pp.301-302, 2020.
- [7] G. Huang, Z. Liu, L. v. d. Maaten, K. Q. Weinberger. Densely Connected Convolutional Networks. [arxiv.org](https://arxiv.org/abs/1608.06993v5), arXiv:1608.06993v5, 2018.
- [8] A. Aljanaki, F. Wiering, R. C. Veltkamp. Studying emotion induced by music through a crowdsourcing game. Information Processing & Management, 2015.
- [9] M. Zentner, D. Grandjean, K. R. Scherer. Emotions evoked by the sound of music. Characterization, classification, and measurement. Emotion, 8(4), 494-521, 2018.
- [10] Streamlit, streamlit.io
- [11] Wikipedia2Vec, wikipedia2vec.github.io/wikipedia2vec/pretrained/