ユーザの生理状態が楽曲の聴取選好に及ぼす影響と プレイリスト自動構成への応用

†九州大学芸術工学府 〒815-0032 福岡県福岡市南区塩原 4-9-1 ‡九州大学芸術工学研究院 〒815-0032 福岡県福岡市南区塩原 4-9-1

E-mail: †2ds19002k@s.kyushu-u.ac.jp, ‡ushiama@design.kyushu-u.ac.jp

あらまし 近年、楽曲推薦に関する研究が活発化している。従来の推薦手法の多くはユーザの嗜好が静的で不変であることを仮定している。しかし、ユーザが聞きたい音楽は、ユーザが置かれたコンテキストや内的な状態によって動的に変化する。つまり、たとえ同じ楽曲に対しても、ユーザが聴きたいときと、聴きたくないときが存在する。本論文では、ユーザは異なる生理状態で異なる聴取選好を持っているという仮説のもとに、ユーザの生理状態と聴取選好の関係を調査した。そして、メガネ型センサを利用して取得可能な生理データを利用して、ユーザがお気に入りに入れた楽曲の中から、ユーザのその時の生理状態に合致したプレイリストを構成する手法を提案する。

キーワード 楽曲、推薦、生理状態、機械学習

1. はじめに

現在、社会の急速な発展に伴い、人々の生活のペースが速くなり、娯楽の重要性が増している。娯楽にはさまざまな種類が存在するが、その中でも音楽は、スマートフォン等の携帯型のデバイスを利用していつでもどこでも聴くことができるため、代表的な娯楽の一つになっている。そうした背景の下、音楽の利用環境に関する多くの研究が行われている[4]。

音楽に関する研究は様々な方向性に基づいて行われているが、音楽に関する研究として代表的な研究の一つに楽曲推薦に関する研究がある。これまでに、様々な楽曲推薦に関する手法が提案されている。例えば、ユーザベクトルの類似度に基づいて楽曲の推薦を行う手法[1][2]、楽曲レビュー或いはユーザの評価に基づいて類似度が高い楽曲を推薦する手法[3][15]、ユーザのプレイ履歴に基づいてユーザの嗜好を推定する手法[5]、歌詞の分析に基づいた楽曲の印象に基づく推薦[12]などがある。これらのほかにも多くの楽曲推薦システムが提案されている。

しかし、従来の研究では、ユーザの静的な状態だけを考慮している研究がほとんどであり、ユーザの嗜好状態の動的な変化を考えられていなかった。一般に、たとえ、どれほど好きな楽曲に対しても、ユーザは聴きたくないときがある。つまり、ユーザの気分によって聞きたいと思う楽曲は変わるものであるにもかかわらず、従来の研究では、このような問題を十分に考慮してこなかった。

この問題に対して、我々は「ユーザは異なる生理状態で異なる聴取選好を持っている」という仮説立てた。本論文では、調査と予備実験によってこの仮説の妥当性を検証し、ユーザの生理状態の変化を考慮した楽曲推薦手法を提案する。

提案する手法では、ユーザが楽曲を聴きたいという 気持ちを推定するために、ユーザの生理状態を取得し、 機械学習によって推定する。

本研究では、ユーザの生理状態の取得のためにはメガネ型センサを利用して、ユーザの生理状態が楽曲の 聴取選好に及ぼす影響を検証し、リアルタイムの生理 状態に基づいてプレイリストの自動構成と推薦を目標 とする。

2. 既存研究

2.1 プレイリストの推薦手法

梶ら[1]は、音楽を聴くユーザの視聴状況、歌詞と楽曲の情景という3つの特徴量を考慮し、特徴量空間モデルを構築し、楽曲間の類似度とユーザ間の類似度を算出し、新たなプレイリストを作成して推薦する手法を提案している。

2.2 再生履歴に基づいた推薦手法

新美ら[5]は、再生履歴によりユーザの状況を推測し、 楽曲を推薦する手法を提案している。この手法では、 ユーザの過去の再生履歴と現在の再生履歴を比較する ことで、ユーザの気分の変化と各楽曲への評価を算出 し、楽曲を推薦する。

2.3 音楽と生理に関する研究

大木ら[12]は、歌詞解析と心拍変動分析を用いた楽曲による感情への影響の予備的な調査を行った。楽曲の歌詞を自然言語処理によって、感情分類を行い、それらの感情的な単語が視聴者の感情を喚起する結果を心拍数の変化に通じて示した。その原因はユーザの生理信号より、生理的な反応が出現していることを示した。

3. アプローチ

本研究で提案するシステムは、2つの部分から構成される。一つは、ユーザの生理状態とユーザが聞きたい曲の関係を機械学習モデルとして学習する部分であり、もう一つは、学習済みの機械学習モデルを利用して、ユーザの生理状態に基づいて楽曲の推薦リストの構成する部分である。システムの概要図を図1に示す。

本研究では、機械学習のために、学習データとしてユーザの生理状態とユーザの楽曲に対する聴取選好の対応関係を利用する。

ユーザの生理データはセンサーで収集し、ユーザの 各時点で曲の聴取選好データは、オーディオプレイヤ ーのログから取得する。

そして、機械学習を使用して、ユーザの生理データと聴取選好データの対応関係を学習し、機械学習モデルを訓練する。学習が行われた後は、訓練された機械学習モデルにリアルタイムの生理データを入力すると、その時点のユーザの曲に対する聴取選好を推定し、推薦リストを再構成する。

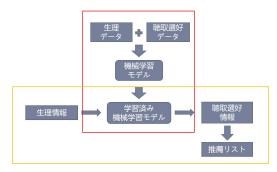


図1 システムの概要

4. 予備実験

4.1 目的

本研究は、ユーザの生理状態が、ユーザが聞きたいと思う楽曲に影響を与えることを仮定としている。そこで、研究をすすめるにあたり、ユーザの生理状態がユーザの楽曲聴取の嗜好に与える影響に関する予備実

験を行った。以下に,予備実験の内容を説明する。

4.2 予備実験の方法

予備実験では、センサデバイスによるユーザの生理 状態の推定の誤差の影響を除去するために、被験者に 対するアンケート調査により、ユーザの生理状態と思 考する楽曲の影響の関連性の調査を行った。

まず、被験者に対して、被験者が普段から聴く頻度が高い上位 20 曲を選んでもらった。本研究の目的は、未知の楽曲からの推薦ではなく、ユーザが好きな曲を定説な状況で再生することにあるため、対象となるのは、全てユーザが好きな楽曲である。表 1 に、被験者が選択した楽曲の例を示す。

be the light 完全感覚Dreamer アンサイズニア Re:mark The beginning Listen wherever you are C. h. a. o. s. m. y. t. h No scared 欠落オ**ー**トメーション q 10 We are 11 ADAMAS 13 This game 「名探偵コナン」主題歌 15 16 The Days 17 Rising Hope 不可逆リプレイス REVIVER 19 20 MISSING YOU

表 1 プレイリスト

次に、被験者に、毎日同じ時刻に、ユーザの生理状態と選んだそれぞれの楽曲に対する聴取選好を評価して記録してもらった。今回の予備実験では、生理状態を表す指標として「疲労度」と「テンション」という2つの指標を使用した。実験期間は1週間である。ユーザの評価の例を表3と表4に、評価指標は表2に示す。

評価指標の「テンション」は、-3 から 3 までの値を取り、疲労度と聴取選好(楽曲に対する聴きたい程度)は 0 から 4 までの値を取る。テンションがマイナスの時は元気がない状態で、疲労が高い程、疲れているとする。聴取選好が 0 の曲は、ユーザが全く聴きたくないときで、4 であるのはとても聴きたいときである。

取得したデータより、相関分析を行った。分析した結果を表 5 に示す。図中の S1~S20 は楽曲を表し、それぞれ疲労度とテンションの度合いとの相関係数を示している。

表 2 評価指標

レベ	V	低い				高い	
テンション	-3	-2	-1	0	1	2	3
疲労	0	1	2	3	4		
能度	n	1	2	3	4		

表 3 記録データ (前半)

日時	時間	疲労	ンショ	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10
11. 1	10	1	-2	2	2	3	3	2	3	2	2	2	3
	13	3	-1	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
	17	3	0	2	3	4	3	2	2	2	2	3	3
	20	1	1	2	4	3	3	3	2	2	2	2	3
11.2	10	1	1	2	3	3	4	3	2	2	2	4	3
	13	4	1	2	2	3	3	3	3	1	2	2	2
	17	2	2	3	2	2	3	3	3	3	2	2	3
	20	1	3	2	4	4	4	3	3	3	3	4	3
11.3	10	1	0	1	4	4	4	3	3	2	2	4	2
	13	4	-1	3	2	2	2	3	3	2	2	2	2
	17	2	-1	3	2	3	3	3	3	1	1	1	2
	20	1	0	2	3	4	3	3	3	2	2	3	3
11.4	10	0	2	3	3	4	4	3	4	2	2	3	3
	13	0	2	3	3	3	3	3	3	2	2	3	3
	17	1	2	3	2	3	3	2	3	3	3	2	2
	20	1	3	1	4	4	4	3	3	1	1	4	2
11.5	10	0	0	4	2	2	3	3	4	3	2	2	2
	13	1	0	2	2	2	2	2	3	3	3	2	2
	17	1	0	2	2	3	2	2	3	2	2	1	1
	20	2	2	1	2	3	3	3	3	1	1	2	2
11.6	10	2	0	0	2	3	3	3	3	0	0	0	1
	13	2	-2	1	0	0	0	0	2	2	1	0	0
	17	2	0	2	2	2	2	1	3	2	1	2	1
	20	1	1	3	3	3	3	2	3	2	2	3	2
11.7	10	0	-2	2	2	2	2	2	3	1	1	1	1
	13	0	2	3	3	4	4	4	4	3	3	4	4

表 4 記録データ (後半)

日時	時間	疲労	ンショ	S11	S12	S13	S14	S15	S16	S17	S18	S19	S20
11. 1	10	1	-2	3	3	1	3	3	3	3	3	2	2
	13	3	-1	3	4	3	3	3	2	3	2	3	3
	17	3	0	2	3	3	4	3	3	3	4	4	4
	20	1	1	3	3	3	4	4	4	3	4	2	3
11.2	10	1	1	3	4	2	4	4	4	4	4	3	3
	13	4	1	2	3	3	3	3	2	3	2	2	3
	17	2	2	3	3	2	3	2	3	3	4	4	3
	20	1	3	3	4	3	4	3	4	4	4	4	3
11.3	10	1	0	2	3	2	4	4	4	4	4	4	4
	13	4	-1	3	3	2	2	2	1	3	2	1	3
	17	2	-1	2	3	3	2	1	0	2	1	1	2
	20	1	0	3	4	2	4	3	2	3	3	3	3
11.4	10	0	2	2	4	1	4	3	3	3	3	2	3
	13	0	2	2	3	2	4	4	3	3	3	3	3
	17	1	2	2	3	3	3	3	1	3	3	2	3
	20	1	3	2	4	1	4	3	4	4	4	4	3
11.5	10	0	0	1	3	2	4	4	4	4	4	3	3
	13	1	0	2	3	3	3	3	1	2	2	2	3
	17	1	0	2	3	3	4	3	2	3	3	2	3
	20	2	2	2	3	1	4	3	4	3	4	4	4
11.6	10	2	0	2	4	2	4	3	2	2	4	3	3
	13	2	-2	0	2	3	2	2	0	2	1	1	2
	17	2	0	1	3	3	3	2	1	2	3	3	3
	20	1	1	2	3	2	3	3	3	3	3	3	4
11.7	10	0	-2	1	2	2	2	2	2	2	2	2	3
	13	0	2	3	4	3	4	3	3	3	4	4	4

表 5 相関係数

			15 124 17		
	tiring 相関	tension 相関		tiring 相関	tension 相関
S1	-0.162	0.076	S11	0.103	0.311
S2	-0.269	0.539	S12	-0.092	0.508
S3	-0.194	0.522	S13	0.268	-0.147
S4	-0.282	0.639	S14	-0.385	0.612
S5	-0.102	0.486	S15	-0.385	0.364
S6	-0.372	0.231	S16	-0.373	0.543
S7	-0.220	0.169	S17	-0.190	0.511
S8	-0.125	0.265	S18	-0.319	0.610
S9	-0.236	0.570	S19	-0.177	0.581
S10	-0.176	0.448	S20	-0.053	0.435

4.3 予備実験の評価

相関係数の結果より、曲によって、プラスまたはマイナスの相関が強い楽曲が存在した。

疲労度との相関が一番高いのは S13 であり、ユーザ が疲れたときには、聞きたい曲であることを表している。一方、S15 は疲労度と負の相関があり、疲労度が

高いときには聞きたくない曲である。

テンションとの相関を考えると、S4 はユーザのテンションとの相関が高く、ユーザのテンションが高いときに聞きたくなる曲である。一方、S13 は、逆にテンションが低いときに聞きたくなる曲である。

実験結果を分布図にまとめたものを図2と図3で示す。

予備実験の結果より、ユーザの生理状態によって、 ユーザの曲に対する嗜好に影響が与えられる可能性が あることがわかった。

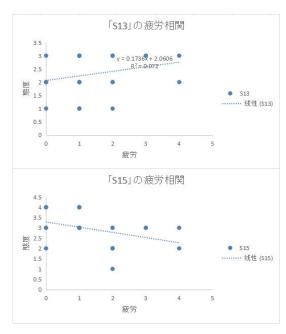


図2疲労相関散点図

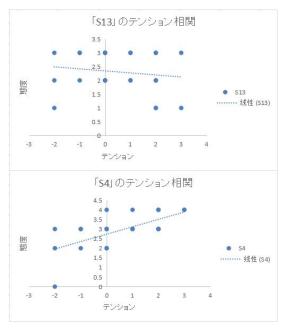


図3 テンション相関散点図

5. 提案手法

本章では、ユーザの生理状態に基づいた楽曲のプレイリストの構成を行うための手法の概要を説明する。

5.1 ユーザの生理情報の取得

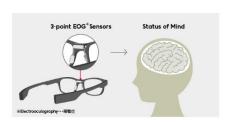
ユーザの生理状態を測るために、本研究では JINS MEME というメガネ型ウェアラブルデバイスを使用する。本研究で使用するのは JINS 社の MEME ES (図 4) と呼ばれる製品であり、目電位センサーとモーションセンサーを搭載し、ユーザの頭と体の生理状態をリアルタイムで測定可能である。

5.2 生理特徴量データ

JINS MEME から得られたデータを解析して、ユーザの生理状態を取得する。JINS MEME APP を利用すれば、リアルタイムで測られたユーザの生理状態を表示できる。

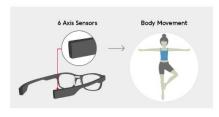
図 5 に実行例を示す。このアプリでは、ユーザの集中、活力、冷静、活動量、姿勢、安定性などな生理状態を測定可能であり、測定した生理状態より、利用者のリアルタイムの頭と体の状態を仮想年齢として示す。 JINS MEME から提供されたSDK (Software Development Kit)を利用すれば、それらの生理状態データを取得可能である。

3点式眼電位センサー



独自の3点式眼電位センサーで、眼電位を検出。 眼の動きやまばたきを捕捉します。

加速度 / ジャイロセンサー



テンプルエンド内の加速度センサーとジャイロセンサーで、 体軸や姿勢角を捕捉します。

図 4 JINS MEME ES¹





図 5 JINS MEME APP

5.3 特徴量データの抽出

本研究では、Web API に基づき、JINS MEME OFFICE という APP で収集したユーザの生理データを収集する。収集した生理データの例は図 6 に示す。収集したデータの各パラメータの説明を表 6 に示す。

```
"zone": 41.
"focus": 22.
               "calm": 61,
               "nosture": 10.
               "bki_sum": 2.7769808769226074
              "bki_n": 5
              "date": "2020-02-10T20:50:45+09:00"
               "zone": 79,
"focus": 68,
              "calm": 89.
"posture": 9.
               "bki_sum": 6.580081939697266
               "bki n": 11
              {
"date": "2020-02-10T20:50:30+09:00"
               "focus": 93,
               "calm": 87,
               "posture": 8
               "bki_sum": 14.250741004943848,
               "bki_n": 8
              "date": "2020-02-10T20:50:15+09:00"
               "zone": 84,
               "focus": 89.
               "calm": 79.
               "posture": 3
               "bki_sum": 15.226325988769531,
               "bki_n": 7
              {
"date": "2020-02-10T20:50:00+09:00"
              "zone": 57.
"focus": 40.
"calm": 73.
               "posture": 54
               "bki sum": 13.048994064331055.
               "bki_n": 15
          },
```

図 6 Web API で収集した生理データ

¹ 出典: https://jins-meme.com/ja/products/es/

表 6 パラメータの説明

date	計測日時
zone	深い集中
focus	集中
clam	冷静
posture	姿勢
bki_sum	まばたきの間隔合計
bki_n	まばたきの数

5.4 ユーザの聴取選好の取得

今回の実験では、予備実験とほぼ同じ、被験者にアンケートを渡して、20曲のプレイリストの作成を行い、実験用のメガネを掛けたまま普通に活動してもらう。 そして、活動しながら1時間ごとに各楽曲に対する視聴選好をアンケートにより評価してもらう。

6. おわりに

本論文では、ユーザの生理状態が楽曲に対する聴取 選好に与える影響を討論し、予備実験の設置を通じて 仮説を検証した。そして、ユーザの生理状態に基づい て、機械学習を利用し、プレイリストの再構成する手 法を提案した。

本論文では、センサデータを利用した楽曲の選好の 推定方法を提案した。今後、提案した手法に基づいて 被験者によりデータを取得して、有効性を検証する実 験を行う予定である。

今回の実験ではユーザ主観的な聴取選好をアンケートにより取得するため、ユーザの負担にもなり、データの誤差も大きいと考えられる。より正確に聴取選好のデータを抽出するために、今後はユーザの再生履歴から楽曲への聴取選好を推定する手法を検討したい。

ユーザの聴取選好は人より異なるものである。提案したシステムではデータを収集したユーザしか適用できないという欠点がある。それにユーザの楽曲に対する聴取選好というのはとても抽象的な表現で、実際は異なる生理状態で楽曲の各物理的な情報の受け入れの程度が変わると考えている。今後は楽曲の物理的な情報とユーザの生理情報を一緒に考慮し、対象ユーザを一般的にする推薦手法の提案及び推薦システムの開発を考えている。

参考文献

- [1] 梶克彦, 平田圭二, 長尾確, "状況と嗜好に 関するアノテーションに基づくオンライン楽曲推 薦システム", National Convention,pp.21-22,2005.
- [2] 永田裕二,帆足啓一郎,菅谷史昭,甲藤二郎,"複数ユーザの音楽嗜好特徴空間を用いた楽曲推薦システム",National Convention,pp.173-174,2006.
- [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的特徴との確率的統 合に基づくハイブリッド型楽曲推薦システム", MUS,pp.45-52,2006.
- [4] 吉井和佳,後藤真孝,"音楽情報処理技術の 最前線:7.音楽推薦システム",情報処理,Vol.50,No.8,pp.751-755,2009.
- [5] 新美怜志,濱川礼,"再生履歴によるユーザの状況推測に基づく音楽推薦システム",*MUS*,pp.1-4,2009.
- [6] 奥健太, "セレンディピティ指向情報推薦の研究動向",知能と情報 Vol.25,No.1,pp.2-10,2013.
- [7] N. Boulanger-Lewandowski, Y. Bengio, and P. Vincent, "Audio Chord Recognition with Recurren t Neural Networks", ISMIR, pp. 335-340, 2013.
- [8] 古屋瑞生, 黄宏軒, 川越 恭二, "歌詞情報に基づく聴取目的に応じた楽曲推薦システムの提案",National Convention,pp.625-626,2014.
- [9] 吉井和佳,"音楽を軸に拡がる情報科学:5.音楽と機械学習",*情報処理*,Vol.57,No.6,pp.519-522,2016.
- [10] 亀岡弘和,"音楽を軸に拡がる情報科学:1.音楽 と 信 号 処 理 ", *情 報 処理*,Vol.57,No.6,pp.506-509,2016.
- [11] D.Mekara, and V.Gupta, "SCDV, Sparse composite Document Vectors using soft clustering over distributional representations", Proc. of EMNLP, 2017.
- [12] 大木麻里衣, 丸野由希, 久保孝富, "歌詞解析と心拍変動分析を用いた楽曲による感情への影響の予備的調査", 情報処理学会関西支部 支部大会講演論文集, 2018.
- [13] 宮原桃子, "眼の動きだけで、音楽と映像を奏でる!? ALS 患者の未来を変える世界初のミュージッ ク フ ィ ル ム に 託 す 夢 ", https://soar-world.com/2018/05/08/jinsmeme/,2018.
- [14] @komde, "JINS MEME API で生体データ可視化 に チ ャ レ ンジ!",https://qiita.com/komde/items/79c4ff4b29685cbc6c21,2018.
- [15] 水野智公, 亀谷由隆, "単語のベクトル表現に基づき楽曲要素の足し引きを行う音楽推薦", National Convention,pp.345-346,2019.
- [16] JINS MEME, "アプリの開発を始める", https://jins-meme.github.io/sdkdoc/.