

# 感情誘導に向けた音楽生成及び脳波からの感情推定の検討

宮本 佳奈<sup>†</sup> 田中 宏季<sup>†</sup> 中村 哲<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 〒630-0192 奈良県生駒市高山町 8916-5

E-mail: †{miyamoto.kana.mk4,hiroki-tan,s-nakamura}@is.naist.jp

あらまし 音楽を用いた感情誘導に関する研究は行われているが、感情の誘発程度には個人差がある。そこで我々は、脳波から推定したユーザの感情と目標感情を比較した音楽生成フィードバックシステムを提案する。はじめに、感情誘導時に用いる音楽生成器の導入を行った。音楽生成器は5つの音楽パラメータによって作られ、誘導したい感情の valence と arousal を入力することで音楽を出力する。生成された音楽を聴き、感じた感情の valence と arousal を 108 名のクラウドワーカが評価した。音楽生成器への入力と評価の相関をクラウドワーカごとに調査した結果、108 名の相関係数の平均と標準偏差は valence  $r=0.4642\pm 0.3420$ , arousal  $r=0.6973\pm 0.2806$  であった。この結果に基づき、サポートベクター回帰を用いて音楽生成器を再作成した。次に音楽聴取時の感情を脳波から推定するため、再作成した音楽生成器により生成された音楽を聴取しているときの脳波と感じた感情の評価の収録実験を行なった。線形回帰とアンサンブル回帰を用いて脳波の波形分散から valence と arousal を予測するモデルを学習した。その結果、アンサンブル回帰を用いたモデルの予測値と実測値の RMSE の平均が valence において 0.2281, arousal において 0.2189 となり、線形回帰を用いたモデルの精度を上回った。

キーワード 脳波, 感情誘導, 音楽生成, Brain Computer Interface, Human Computer Interaction

## Music generation and emotion estimation from EEG for inducing affective states

Kana MIYAMOTO<sup>†</sup>, Hiroki TANAKA<sup>†</sup>, and Satoshi NAKAMURA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Division of Information Science, Nara Institute of Science and Technology Takayama-cho 8916-5,  
Ikoma-shi, Nara, 630-0192 Japan

E-mail: †{miyamoto.kana.mk4,hiroki-tan,s-nakamura}@is.naist.jp

**Abstract** We propose a music generation feedback system that compares the user's emotion estimated by EEG with the desired emotion. First, we introduced and evaluated a music generator used for emotion induction. The 108 cloud workers evaluated emotion felt by listening to the music generated by the music generator. We recorded EEG and emotion while listening to music and estimated emotion using linear regression models and ensemble regression models.

**Key words** Electroencephalogram, Emotion induction, Music generation, Brain Computer Interface, Human Computer Interaction

### 1. ま え が き

感情を誘導させる技術は、うつ病といった気分障害の症状の緩和や認知活動に感情が及ぼす影響を調査する研究において重要である。感情の誘導方法の1つに音楽を用いた方法がある。音楽は感情を誘発させる効果があることが知られており [1], 音楽を用いた感情誘導の研究が行われている。さらに音楽の生成や既存の音楽の選択に生体信号である脳波を用いた研究も行われている。脳波を用いることで感情を評価する回数の削減や感情

評価の曖昧性を考慮できると期待されており、Brain Computer Interface や Human Computer Interaction といった分野の研究として注目されている。

脳波と音楽を用いた感情誘導に関する先行研究は大きく2つに分けられる。1つ目はユーザが音楽を聴き感情を誘導する能動的な感情誘導の研究である [2]。Ehrlich らはユーザ自身が感情を変化させるために、脳波から推定した感情を用いた音楽生成を行なった [3]。まず、彼らはユーザに自分の感情を認識させるような音楽を生成する音楽生成器を作成した。次に、音楽

生成器により生成された sad, neutral, happy の3つの感情の音楽を用いた脳波収録実験を行なった。sad と happy の曲を聴取したときの脳波の波形分散から LDA (Linear Discriminant Analysis) を用いた2分類の感情分類を行なった。さらに LDA で得られた結果から快-不快の指標である valence と睡眠-覚醒の指標である arousal を0から1の間で予測した [4]。以上の音楽生成器と感情を予測するモデルからフィードバックシステムを構築し、音楽によりユーザが自分の感情を知り、ユーザ自身で目標感情へ近づける実験を行なった。2つ目はユーザが音楽を聴くのみを受動的な感情誘導の研究である。Sourina らは脳波によって推定されたユーザの感情が目標感情へ一致するように音楽選択を行うことを提案した [5]。彼らが選んだ音楽 [6] と IADS (International Affective Digital Sounds) を用い、sad や happy といった6つの感情を予測しようとしている。また予測した感情が目標感情と一致した場合には同じ音楽を再生し続け、一致しなかった場合には異なる音楽を再生するシステムを提案している。本研究では2つ目の受動的な感情誘導に着目する。Sourina らの研究では感情誘導に用いる音楽は既存の音楽の中から選択されている。しかしユーザにより感情誘発の程度に個人差が生じるため、ユーザそれぞれに適応した音楽が必要であると考えられる。そこで我々は、脳波から valence と arousal を予測し、Ehrlich らが提案した音楽生成器を用いて感情誘導を行うフィードバックシステムを提案する。

## 2. ユーザの感情を考慮した音楽生成フィードバックシステム

我々はユーザの感情を反映して受動的に感情誘導を行う音楽生成フィードバックシステムを提案する。音楽生成フィードバックシステムの概要を図1に示した。あらかじめ、誘導したい目標感情の valence と arousal を0から1の間で設定しているものとする。まず、目標感情を音楽生成器へ入力する。次に生成された音楽を聴取しているときの脳波からユーザの感情を推定する。その後、目標感情と推定した感情を比較する。現在、比較方法として目標感情と推定した感情の差に音楽生成器への入力を加えることを検討している。これによってユーザの感情誘発の程度に適応した入力を音楽生成器に与えることができると考えている。最後に、音楽生成器から新たな音楽を生成する。このようなフィードバックを繰り返すことで目標感情へ誘導することが期待される。本稿では音楽生成器の作成と感情推定の方法について述べる。

## 3. 音楽生成器

本研究の音楽生成器はユーザの感情を誘発させるような音楽を生成をするものである。我々は Ehrlich らの方法を基に音楽生成器を作成した [3]。Ehrlich らの音楽生成器は音楽が意図している感情をユーザに認識させるために作られている。我々は音楽が意図している感情をユーザに認識させるのではなく、音楽によってユーザが感じる感情を変化させたい。感じる感情とは音楽を聴いて実際に自分の感情が反応し、影響を及ぼすものである。先行研究によると、音楽を聴いて、音楽が意図してい

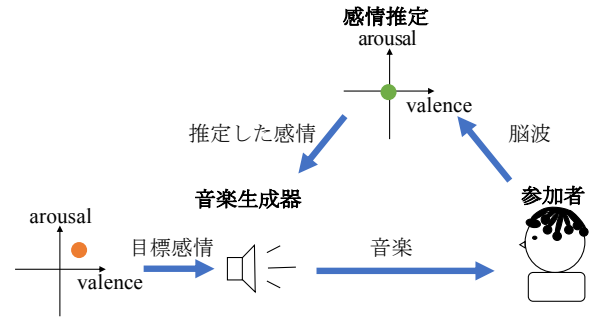


図1 提案手法

ると認識した感情と実際に感じた感情は異なる感情であると考えられている [7] [8]。しかし、音楽が意図していると認識した感情と実際に感じた感情は、一致するまたは感じた感情の方が感情が弱く現れることが多いとされている。このことから、Ehrlich らの音楽生成器はユーザが感じる感情を誘発することにも有効であると考え、音楽生成器を作成した。

### 3.1 音楽生成器の作成

先行研究では tempo, rhythm, loudness, pitch, mode の5つの音楽パラメータによって音楽が生成されている。我々は先行研究を基に以下の式を用いて音楽を生成した。音楽生成器への arousal の入力の影響を受けるパラメータは tempo, rhythm, loudness である。tempo は音符の長さを秒の単位で表している。arousal が高くなると音符の長さは短くなる。rhythm は音符が出現する確率を表している。arousal が高くなると音符が出現する確率が高くなる。ただし、この式では arousal が0のとき音楽が生成されない。そこで arousal が0.03以下の入力であったとき、arousal を0.03とし rhythm を計算した。loudness は音符の音の大きさを表している。arousal が高くなると音は大きくなる。音楽生成器への valence の入力の影響を受けるパラメータは pitch と mode である。pitch はどの音階を利用するかを表している。valence が高くなると高い音階が使われる可能性が高くなる。mode はどのような旋法を用いるか決めるもので 1. Lydian (4th mode), 2. Ionian (1st mode), 3. Mixolydian (5th mode), 4. Dorian (2nd mode), 5. Aeolian (6th mode), 6. Phrygian (3rd mode), and 7. Locrian (7th mode) の中から選ばれる [9]。また和音はハ長調である。和音記号は小節ごとに I-IV-V-I と変わる。本稿では音楽生成器への入力である valence や arousal の更新を4小節ごとに行うものとしている。

$$\text{tempo} : \text{note}_{\text{dur}} = 0.3 - \text{aro} * 0.15 \in \mathbb{R} \quad (1)$$

$$\text{rhythm} : p(\text{note} = 1) = \text{aro} \quad (2)$$

$$\text{loudness} : \text{note}_{\text{vel}} = \text{unif}\{50, 30 * \text{aro} + 60\} \in \mathbb{N} \quad (3)$$

pitch :

$$\text{note}_{\text{reg}} = \begin{cases} p(C3) = 2 * (0.5 - \text{val}) & \text{if } \text{val} < 0.5 \\ p(C5) = 2 * (\text{val} - 0.5) & \text{if } \text{val} \geq 0.5 \\ C4 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{mode} : 7 - (6 * \text{val}) \in 1, \dots, 7 \subset \mathbb{N} \quad (5)$$

これらのパラメータを用い、図2の仕組みで音楽を生成した。

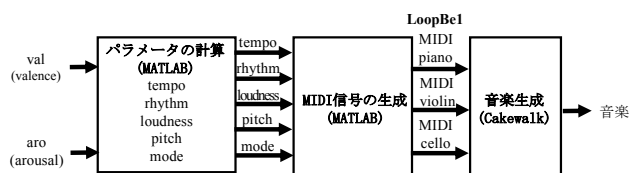


図2 音楽生成器

まず、0 から 1 の間の valence と arousal の入力から音楽パラメータを MATLAB によって計算した。次に音楽パラメータから MATLAB で MIDI 信号を生成した。MIDI 信号を仮想 MIDI ケーブルソフトの LoopBe1 を用いて DAW ソフトウェアの Cakewalk へ送り、ピアノ、ヴァイオリン、チェロの3つの楽器により音楽を生成した。

### 3.2 音楽生成器の評価

音楽生成器によって生成された音楽の評価を行なった。Ehrlich らは音楽が意図している感情をユーザに認識させるために音楽生成器を利用しているが[3]、本研究ではユーザの真の感情を誘導するために音楽生成器を利用したい。このためクラウドワーカにより、音楽生成器によって生成された音楽を聴いて、音楽が意図していると感じた感情の2種類の評価を行なった。

#### 3.2.1 評価方法

クラウドワーカは音楽の評価前にサンプル音楽として  $\{\text{val}, \text{aro}\} = \{0,0\}; \{0,1\}; \{0.500, 0.500\}; \{1,0\}; \{1,1\}$  の5曲を15秒間聴取した。その後、評価用の音楽として val = 0, 0.125, 0.250, 0.375, 0.500, 0.625, 0.750, 0.875, 1 と aro = 0, 0.125, 0.250, 0.375, 0.500, 0.625, 0.750, 0.875, 1 の総当たりである81曲を30秒間聴取した。クラウドワーカは評価用の音楽を1曲聴くごとに Self Assessment Mannequin (SAM) [10] を用い、音楽が意図していると感じた感情または感じた感情の valence と arousal を9段階で評価した。

#### 3.2.2 音楽が意図している感情の評価

101名のクラウドワーカは音楽を聴いて、音楽が意図していると感じた感情を評価した。クラウドワーカが認識した感情は必ずしも9段階の1や9が含まれているとは限らない。そこでクラウドワーカごとに valence と arousal を0から1の間で正規化した。音楽生成器に入力した valence と arousal に対するクラウドワーカの評価の平均を図示すると、図3のようになった。横軸が音楽生成器へ入力した valence、縦軸が arousal である。また正規化された101名の評価の平均をカラーで表している。音楽が意図していると感じた valence の評価では、音楽生成器に入力した arousal が低い場合に高い valence を感じにくい傾向が見られる。音楽が意図していると感じた arousal の評価では、入力した valence の影響を受けていないように見える。この結果は Ehrlich らによる音楽生成器の評価で得られた結果と同様である[3]。またクラウドワーカごとの音楽生成器への入力と評価の相関係数を調査した。相関係数の平均と

標準偏差は valence  $r=0.6003 \pm 0.3101$ , arousal  $r=0.7794 \pm 0.2299$  であった。  $p < 0.05$  となったクラウドワーカは valence 87名, arousal 97名であった。Ehrlich らによる音楽生成器の評価では11名, 13曲に対して調査が行われた。その結果、相関係数の中央値は valence  $r=0.52$ , arousal  $r=0.74$  であった。  $p < 0.05$  となった参加者は valence 5名, arousal 8名であった。以上の結果から、先行研究に従い、音楽が意図している感情を認識させる音楽生成器を作成することができたと考えられる。

#### 3.2.3 音楽により感じた感情の評価

108名のクラウドワーカは音楽を聴いて、感じた感情を評価した。音楽が意図している感情の評価と同様の方法で、音楽生成器に入力した valence と arousal に対するクラウドワーカの評価の平均を図示すると図3のようになった。感じた valence の評価では、音楽生成器へ入力した arousal が高い場合と低い場合に高い valence を感じにくい傾向が見られる。感じた arousal の評価では、入力した valence の影響を受けていないように見える。また、音楽により感じた valence と arousal の感情の評価は音楽が意図していると感じた感情の評価よりカラーマップの色の変化が緩やかであった。この結果は、音楽を聴いて、音楽が意図していると感じた感情と実際に感じた感情は、一致するまたは感じた感情の方が感情が弱く現れることが多いと述べられた先行研究の内容と一致する[7][8]。またクラウドワーカごとの音楽生成器への入力と評価の相関係数を調査した。相関係数の平均と標準偏差は valence  $r=0.4642 \pm 0.3420$ , arousal  $r=0.6973 \pm 0.2806$  であった。  $p < 0.05$  となったクラウドワーカは valence 84名, arousal 95名であった。

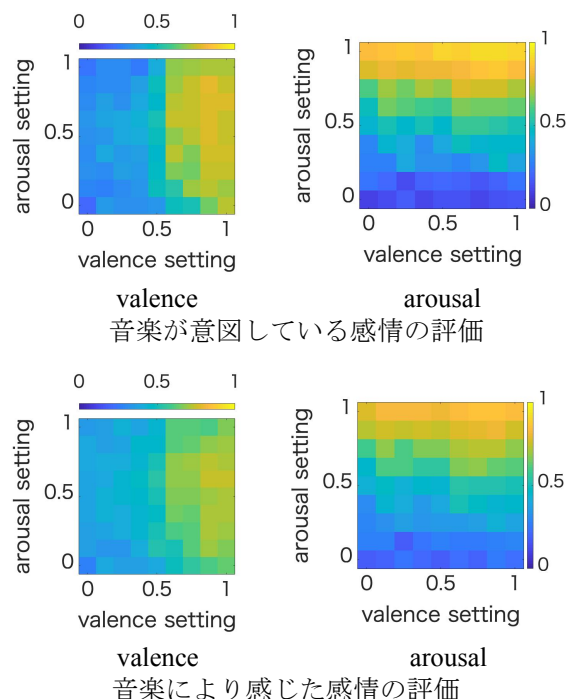


図3 音楽が意図している感情と音楽により感じた感情のカラーマップ

### 3.3 音楽生成器の再作成

ユーザの感情を考慮した音楽生成フィードバックシステムの

提案手法において、目標感情と推定した感情の差に音楽生成器への入力を加えることで音楽生成器への新たな入力を決定すると述べた。しかし、音楽によりクラウドワーカーが感じた valence の評価では、音楽生成器へ入力した arousal の影響を受けていることが示された。したがって、作成した音楽生成器は入力した valence とユーザが感じる valence に差が生じる可能性が高い。そこで、作成した音楽生成器の直前に、サポートベクター回帰で学習した音楽生成器へ適切な値を入力するモデルを繋げる。本稿ではサポートベクター回帰で学習したモデルと作成した音楽生成器を繋げたものを再作成した音楽生成器と呼ぶ。このサポートベクター回帰は valence と arousal のそれぞれにおいて学習する。valence の場合、入力を 108 名のクラウドワーカーが感じた 81 曲分の valence と arousal の評価、出力を音楽生成器へ入力した 81 曲分の valence としている。arousal の場合、入力を 108 名のクラウドワーカーが感じた 81 曲分の valence と arousal の評価、出力を音楽生成器へ入力した 81 曲分の arousal としている。以上のサポートベクター回帰を用いることで、作成した音楽生成器へ適切な valence と arousal が入力されることを期待する。

サポートベクター回帰の検証は MATLAB の 3 つのパラメータ (アルファ係数のボックス制約、カーネルスケールパラメータ、イプシロン不感応区間の幅の半分) の既定値とガウシアンカーネルを用いて 3 分割交差検証により行なった。その結果、valence RMSE=0.0231, arousal RMSE=0.0240 となった。

全てのデータを用いたサポートベクター回帰による学習を行い、音楽生成器を再作成した。以下の実験では再作成した音楽生成器を利用している。

## 4. 脳波からの感情推定

提案したユーザの感情を考慮した音楽生成フィードバックシステムでは目標感情と推定した感情の比較を行うため、valence と arousal を 0 から 1 の間で予測する必要がある。本稿では脳波を用いて valence と arousal のそれぞれで回帰による感情の予測を行なった。Ehrlich らの研究では、脳波の波形分散の対数の特微量とし、LDA とシグモイド関数に基づいた感情の推定が行われた [3]。本稿では、Ehrlich らと同様に特微量を脳波の波形分散の対数とした。またモデルを、Ehrlich らのモデルと類似している線形回帰と我々が提案するアンサンブル回帰の 2 種類とした。これらの学習から valence と arousal の予測値と実測値の RMSE を求め、モデルを比較した。

### 4.1 実験協力者

本研究の実験は、奈良先端科学技術大学院大学の研究倫理委員会の承認を受けて行われた。20 名 (男性 10 名, 女性 10 名) が実験に参加した。

### 4.2 実験手順

参加者はモニタが置かれた机の前の椅子に座り、イヤホンを着装した。脳波計を着装する前に、サンプル音楽として  $\{val,aro\}=\{0,0\};\{0,1\};\{0.500,0.500\};\{1,0\};\{1,1\}$  の 5 曲を 15 秒間再生した。

次に実験の練習を行った。まず実験参加者は無音状態でモ

ニタの中心に表示された十字マークを 5 秒間注視した。次に、十字マークを注視した状態で 20 秒間音楽を聴取した。音楽の聴取後に画面が切り替わり、ユーザは音楽を聴いて感じた感情の valence と arousal を評価した。評価には SAM を使い、キーボードによりそれぞれ 9 段階で回答した。これを  $\{val,aro\}=\{0.125,0.250\};\{0.875,0.750\}$  の 2 曲に対して行った。

脳波計である CGX 社製 Quick-30 を装着して、実験の練習と同様の手順で図 4 に示した 41 曲の音楽における脳波と感じた感情の収録を行った。ただし、41 曲には脳波計装着前に再生された音楽は含まれていない。音楽生成器に同一のパラメータを入れたとしても同じ音楽が生成されるわけではない。

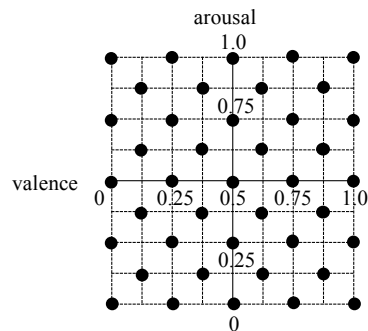


図 4 脳波収録実験で用いた音楽

### 4.3 脳波データの前処理

前処理は以下の手順で参加者ごとに行なった。

- (1) 音楽が再生されなかったなどの問題が生じた音楽のデータを取り除いた。
- (2) AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, P7, P8, O1, O2 の 14 チャンネルのデータを取り出した。
- (3) 取り出した全ての音楽における無音状態の 3 秒から 5 秒までを 1 秒間の 2 個のデータに切り分けた。また音楽聴取時の 0 秒から 20 秒までを 1 秒間の 20 個のデータに切り分けた。
- (4) 脳波収録時のサンプリング周波数である 1000Hz から 200Hz にダウンサンプリングした。
- (5) theta (4-7Hz), alpha (8-13Hz), low beta (14-21Hz), high beta (22-29Hz), gamma (30-47Hz) を通す 2 次の IIR バンドパスフィルタを設計した。
- (6) フィルタを用いて 5 つの周波数帯域に分け、データごとに波形分散の対数である  $f = \log(\text{var}(EEG\text{data}))$  を計算した。
- (7) 各音楽において無音状態の波形分散の対数の平均を音楽聴取時の波形分散の対数から差し引いた。

前処理で得られた、曲数  $\times$  20 データ分のサンプル数と 14 チャンネル  $\times$  5 周波数帯の 70 次元の特微量から感情推定を行なった。

### 4.4 線形回帰による感情推定

Ehrlich らは LDA とシグモイド関数に基づいた感情の推定を行なった [3]。そのため、本稿では LDA と同様の線形モデルとして線形回帰を選択した。参加者が評価した valence と arousal を実測値として、参加者ごとに線形回帰による学習を行なった。各音楽の 20 個のデータの中から 6 個のデータをランダムに取り出し、全体のデータの 30% をテストデータ、残りの 70% を学習データとして分け、予測値と実測値の RMSE を計算した。

#### 4.5 アンサンブル回帰による感情推定

脳波収録実験は長時間行うことができないため収録できるデータ数に限りがあり、過学習の問題が生じる。過学習の問題を解決するため、学習方法としてアンサンブル回帰を選択した。参加者が評価した valence と arousal を実測値として、参加者ごとにアンサンブル回帰による学習を行なった。各音楽の20個のデータの中から6個のデータをランダムに取り出し、全体のデータの30%をテストデータ、残りの70%を学習データとした。また学習データを用いて3分割の交差検証によりパラメータチューニングを行なった。MATLABの3つのパラメータ(アンサンブル学習サイクルの数、縮小学習率、葉ノードの観測値の最小数)の既定値の範囲で、ベイズ最適化によりパラメータを選択し、テストにより予測値と実測値のRMSEを計算した。

#### 4.6 モデルの比較

線形回帰による感情推定とアンサンブル回帰による感情推定の結果を表1に示した。valence と arousal の両方でアンサンブル回帰を用いた感情推定の方が予測値と実測値のRMSEの平均が小さくなった。線形回帰とアンサンブル回帰におけるRMSEをWilcoxonの符号付順位和検定により検定した結果、valence と arousal の両方で有意差があった( $p < 0.05$ )。

表1 モデルごとの valence と arousal の予測値と実測値のRMSE

| 参加者 | 線形回帰    |         | アンサンブル回帰 |         |
|-----|---------|---------|----------|---------|
|     | valence | arousal | valence  | arousal |
| 1   | 0.2264  | 0.2446  | 0.2040   | 0.2154  |
| 2   | 0.2523  | 0.2347  | 0.2423   | 0.2154  |
| 3   | 0.2479  | 0.2048  | 0.2460   | 0.1932  |
| 4   | 0.2534  | 0.2147  | 0.2636   | 0.2327  |
| 5   | 0.2483  | 0.2202  | 0.2327   | 0.1976  |
| 6   | 0.1848  | 0.2374  | 0.1748   | 0.2148  |
| 7   | 0.3181  | 0.2775  | 0.3122   | 0.2884  |
| 8   | 0.2317  | 0.2152  | 0.2193   | 0.2115  |
| 9   | 0.2249  | 0.2177  | 0.2141   | 0.2108  |
| 10  | 0.2311  | 0.2550  | 0.2035   | 0.2312  |
| 11  | 0.2229  | 0.2390  | 0.2092   | 0.2257  |
| 12  | 0.2443  | 0.2704  | 0.2372   | 0.2553  |
| 13  | 0.1834  | 0.2380  | 0.1733   | 0.2214  |
| 14  | 0.2715  | 0.2193  | 0.2781   | 0.2124  |
| 15  | 0.2849  | 0.1997  | 0.2488   | 0.1976  |
| 16  | 0.1616  | 0.1609  | 0.1423   | 0.1607  |
| 17  | 0.3434  | 0.2764  | 0.3470   | 0.2647  |
| 18  | 0.2106  | 0.1996  | 0.1819   | 0.1727  |
| 19  | 0.1719  | 0.2345  | 0.1557   | 0.2117  |
| 20  | 0.2982  | 0.2636  | 0.2759   | 0.2440  |
| 平均  | 0.2406  | 0.2312  | 0.2281   | 0.2189  |

## 5. あとがき

本稿では、ユーザの感情を反映した音楽生成フィードバックシステムを提案した。このフィードバックシステムを実現するため、ユーザに感情を誘発させる音楽生成器を作成した。また、

脳波から感情を予測するため、線形回帰とアンサンブル回帰による感情推定を行なった。この結果、アンサンブル回帰により感情を予測したときの予測値と実測値のRMSEの平均が低くなった。また2つのモデルにおけるRMSEをWilcoxonの符号付順位和検定により検定した結果、線形回帰とアンサンブル回帰に有意差があった。

今後は、今回の実験で得られた脳波のデータ数は不十分であることが考えられるため、DEAP dataset [11]などのより多くのデータを用いた転移学習を行い感情を予測する予定である。また、フィードバック実験に向けて遅延の少ないフィードバックを行うため、用いる脳波計のチャンネル数や切り出すデータの時間幅の削減方法と特徴量の計算方法を調査することも必要である。その後、作成した音楽生成器と感情推定モデルを組み合わせた感情誘導のためのフィードバック実験を行う予定である。

謝辞 本研究はCREST, JST, JPMJCR19A5の支援を受けたものである。

## 文 献

- [1] I. Wallis, T. Ingalls, and E. Campana, "Computer-generating emotional music: The design of an affective music algorithm," DAFx-08, Espoo, Finland, vol.712, pp.7-12, 2008.
- [2] R. Ramirez, M. Palencia-Lefler, S. Giraldo, and Z. Vamvakousis, "Musical neurofeedback for treating depression in elderly people," Frontiers in neuroscience, vol.9, p.354, 2015.
- [3] S.K. Ehrlich, K.R. Agres, C. Guan, and G. Cheng, "A closed-loop, music-based brain-computer interface for emotion mediation," PloS one, vol.14, no.3, pp.1-24, 2019.
- [4] J.A. Russell, "A circumplex model of affect.," Journal of personality and social psychology, vol.39, no.6, p.1161, 1980.
- [5] O. Sourina, Y. Liu, and M.K. Nguyen, "Real-time eeg-based emotion recognition for music therapy," Journal on Multimodal User Interfaces, vol.5, no.1-2, pp.27-35, 2012.
- [6] Y. Liu, O. Sourina, and M.K. Nguyen, "Real-time eeg-based emotion recognition and its applications," Transactions on computational science XII, pp.256-277, Springer, 2011.
- [7] E. Schubert, "Emotion felt by the listener and expressed by the music: literature review and theoretical perspectives," Frontiers in psychology, vol.4, p.837, 2013.
- [8] A. Gabriellson, "Emotion perceived and emotion felt: Same or different?," Musicae scientiae, vol.5, no.1\_suppl, pp.123-147, 2001.
- [9] M.A. Schmuckler, "Expectation in music: Investigation of melodic and harmonic processes," Music Perception: An Interdisciplinary Journal, vol.7, no.2, pp.109-149, 1989.
- [10] M.M. Bradley and P.J. Lang, "Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential," Journal of behavior therapy and experimental psychiatry, vol.25, no.1, pp.49-59, 1994.
- [11] S. Koelstra, C. Muhl, M. Soleymani, J.-S. Lee, A. Yazdani, T. Ebrahimi, T. Pun, A. Nijholt, and I. Patras, "Deap: A database for emotion analysis; using physiological signals," IEEE transactions on affective computing, vol.3, no.1, pp.18-31, 2011.