

# 脳波を利用したオンライン講演の感情フィードバック

常田 友貴<sup>1</sup> 中沢 実<sup>1</sup>

概要：昨今、新型コロナウイルス感染症の影響により、オンライン上でコミュニケーションを行う機会が多くなった。しかし、オンライン上でのコミュニケーション機能の不足が問題になっている。特に、プレゼンテーションのような相互の親密なコミュニケーションが必要になる場合には、満足度低下の要因となっている。このような問題を解決するために脳波を用いたオンライン講演の感情フィードバック手法を考案する。しかし、現状オンライン上の相互コミュニケーションを対象としたデータセットが存在せず、脳波を利用した感情分類データセットにおいても分類する感情の種類が少なく、作成したモデルから脳波特性の分析まで行っている研究は少ない。そこで本研究では、TED 視聴時の脳波を「通常 (Neutral)」、「困惑 (Confused)」、「面白い (Interested)」、「退屈 (Bored)」という4つの感情で評価したデータセットを作成し、XGBoost を利用して感情分類を行った。また、AI モデルを説明することができる SHAP を利用して今回の研究で作成した XGBoost モデルから脳波特徴を分析した。その結果、感情分類分類では 72.47 % の精度を得ることができた。さらに、SHAP を利用した分析では全てのクラスにおいて前頭葉周辺から取得した脳波の貢献度が高く、最も貢献度が高い額右側面の脳波 (F4) に関しては「困惑 (Confused)」クラスで脳波の周波数帯と貢献度が正の相関があり、「退屈 (Bored)」クラスで負の相関があるということがわかった。

## 1. はじめに

昨今、オンライン上でコミュニケーションを行う機会が多くなった。しかし、現状のオンラインコミュニケーションでは、相互の意思伝達を必要とするコミュニケーションが困難である [1]。特に、プレゼンテーションや教育のような相互の親密なコミュニケーションを必要とする意思の伝達では、この問題が顕著になる。また、オンライン・オフラインのプレゼンテーションについて行われた意識調査では、意思決定を伴うようなプレゼンテーションではオフラインの開催を発表者・参加者共に好むことが指摘され、熱量や雰囲気等がその理由として挙げられた [2]。

このような問題を解決する手法として脳波を用いたリアルタイムフィードバックについての研究 [3][4] が行われており、オンライン上のコミュニケーション機能の向上が期待できることから脳波を用いたオンライン講演の感情フィードバック手法を考案する。この手法では、脳波を利用することにより、ユーザは入力を行うことなく自身の感情を即座にオンライン上で共有することができるため、実際の会場にいるようなその場の雰囲気を遠隔地にいながら体験することができる。したがって、脳波を用いたオンライン講

演のリアルタイムフィードバックは、実際の講演のような雰囲気を再現する手法として有効だと考える。

現在、脳波を利用した感情認識の研究は多数報告されており、公開されているデータセットの中で、オンライン上の相互コミュニケーションに利用できるデータセットはいくつかある [4][5][6][7][8]。各データセットと今回作成したデータセットの特徴を表 1 に示す。「評価方法 (Evaluation)」は、1本のビデオに対して、シーンごとに感情を評価するリアルタイム処理的な評価とシーン全てをまとめて1つの感情で評価するバッチ処理的な評価があるため、前者を real time、後者を batch とした。オンライン講演を対象としたデータセットでは、複数人の利用を想定するため被験者数が 3人以上、感情分類とその分析を行うため分類する感情が明確かつ 3つ以上、講演中の感情の変化を検出するため

表 1 各データセットと今回作成したデータセットの特徴

Name	Subject	Emotions* <sup>1</sup>	Evaluation
Feeling Emotions[5][6]	2	3(3)	real time
Confused student[4]	10	2(2)	real time
GAMMEMO[7]	28	4(4)	batch
Mental Attention[8]	5	2(3)	real time
Created Dataset	10	4	real time

\*<sup>1</sup> 使用できると考える感情ラベルの個数 (データセットの感情ラベルの個数)

<sup>1</sup> 金沢工業大学大学院工学研究科情報工学専攻  
Department of Information Engineering Kanazawa Institute of Technology

リアルタイム形式の評価が望ましい。したがって、現在のデータセットの中にはオンライン講演の相互コミュニケーションに適したデータセットが存在しない。また、作成した分類モデルの分析を行っている研究が少ないため、精度向上が困難である。

そこで、本研究では、オンライン講演の感情認識用の脳波データセットを作成するとともに XGBoost を用いて感情認識モデルを作成し、SHapley Additive exPlanations (SHAP) を利用して作成したモデルによる脳波特性の評価を行った。データセット作成では、10人の被験者に対して5本のビデオ視聴時の4つの感情を測定し、ラベルの割合を整えたデータセットを作成した。そして、作成したデータセットから XGBoost を用いて感情認識モデルを作成し、SHAP を利用して作成したデータセットと感情認識モデルから各感情における脳波の実測値とモデルへの貢献度 (SHAP 値) から脳波特性の分析を行った。

## 2. 関連研究

### 2.1 XGBoost と脳波

XGBoost[9] は、決定木を用いた分類モデルの1つで、他の決定木モデルには LightGBM や RandomForest 等がある。XGBoost は LightGBM と同様に「ブースティング\*2」と呼ばれるアンサンブル学習\*3を採用している。そして、LightGBM がブースティングの学習過程に「Leaf-wise」と呼ばれる分岐する葉に優先順位をつけ優先度が高い葉を分岐する手法を採用しているのに対し、XGBoost では、「Level-wise」と呼ばれる分岐する葉に優先順位をつけずに葉と根からの深さを同時に分岐する手法を採用しているため過学習を起しにくい。

Anghel ら [10] は、XGBoost, LightGBM, Catboost の3つの「勾配ブースティング」手法を採用しているモデルに対し4つのデータセットを利用したベンチマークを行った。その結果、XGBoost は3つデータセット中2つでより良い性能を示した。しかし、4つのデータセットの1つでメモリ不足のため計測が行われなかったことや実行時間が長いことが指摘され、3つの「勾配ブースティング」中でどの手法が最良かは不明のままである。

この XGBoost は、近年人気な分類手法であり、脳波分野においても利用されており、いくつかの課題で良い精度を出している機械学習手法である [11][12]。また、XGBoost は脳波を用いた感情認識にも利用されており、Parui ら [11] は、ミュージックビデオクリップ 40 本を使用し、被験者 32 人の感情データを RandomForest や KNN といった複数の分類器を用いて実験を行い、それぞれの精度を比較した。データセットは、32 チャンネルの脳波データに対して

ダウンサンプリング、前処理、セグメント化したデータを利用し、このデータから特徴抽出を行い 52 の特徴量を入力データとして学習を行っている。データセットの評価では、被験者はビデオ視聴後、オンライン評価ツールでビデオを「Valence」、「Arousal」、「Dominance」、「Liking」の4つの指標で評価を行った。学習は、この指標を2値分類問題として 5 Fold-Cross Validation (5 分割交差法) を用いた。結果として、XGBoost は4つの評価指標において複数の分類器の中で最高の精度となり、4つの評価指標のうち最も良い精度で 76.42 % であった。

### 2.2 SHAP と脳波

SHapley Additive exPlanations (SHAP) [13] は、シャープレイ値 [14] を利用して機械学習モデルの説明を行う手法の1つである。シャープレイ値は、ゲーム理論において各プレイヤーの協力において得られた成果を公正に分配する手法の1つであり、このシャープレイ値を用いた分析手法は、XGBoost や脳波のモデル解釈・分析に用いられている [15][16]。板橋ら [15] によると SHAP はモデルごとに特化して貢献度が計算され、線形モデルでは Linear SHAP、決定木を用いたモデルでは Tree SHAP、深層学習モデルでは Deep SHAP より貢献度を計算することができると説明されている。

### 2.3 感情と脳波

Zhang ら [17] によると前頭葉、頭頂葉、後頭葉、側頭葉の主な機能は以下のように説明されている。

- 前頭葉：計画、思考、感情、二一ス
- 頭頂葉：感覚、論理的推論
- 後頭葉：視覚、記憶、行動の知覚、抽象概念
- 側頭葉：聴覚、感情、記憶

寺澤 [18] は、映像視聴時の「好き」「嫌い」を追従したデータを使用し、脳波のどの特徴量が感情認識に効果的であるかを相関係数に基づく特徴量選択手法と L1 正規化 (Least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) に基づく特徴量選択手法の2つを用いて、各手法間で好みスコアの予測結果及び選択された特徴量の比較を行った。結果として、前頭部の脳波に好みに関する感情への効果が認められ、頭頂・側頭部では効果が不明であり、後頭部では効果が認められなかった。これは、先行研究である前頭部では快・不快、頭頂・側頭部ではポジティブ・ネガティブ、後頭部では視覚情報の処理に関係があるという結果と一致していた。このことから、SHAP の分析では感情に関わる前頭葉と側頭葉の貢献度が高くなり、後頭葉では感情との関係が低いと予想される。

### 2.4 脳波を使用したフィードバック

Wang ら [4] は、Massive Open Online Courses (MOOC)

\*2 決定木に従い前の学習器の結果を次の学習データに反映させる手法

\*3 <https://www.codexa.net/lightgbm-beginner/>

のビデオ 20 本から 10 本をランダムに使用し、主観評価と客観評価を用いた学生 10 人の混乱検出を行った。実験の評価では、被験者と観察者は 1 から 7 の幅で混乱度を評価し、主観評価では被験者が自身の混乱度、客観評価では 3 人の観察者によって被験者の身振り手ぶりから被験者の混乱度を評価した。脳波計には MindSet<sup>\*4</sup> を使用し、512Hz でサンプリングした。データセットは、脳波データの他に Attention と Meditation と呼ばれる MindSet 独自の信号が利用され、それぞれ 1Hz の平均値が利用された。また、データセットを特定学生のデータ（テストデータに利用する学生のデータ）を含むデータセットと含まないデータセットの 2 つを用意して実験を行った。分類器には、ガウスナイーブベイズ分類器を使用し、Cross Validation（交差法）を用いて学習した。特定学生のデータを含むモデルと含まないモデルでは、主観評価を教師データとした結果はそれぞれ 56 % と 51 % であり、客観評価では 67 % と 57 % であった。

これらの結果より、特定学生のデータを含むモデルが 2 つのデータセットで優勢を示した。また、主観評価データを使用して、分類器の予測データと客観評価データに対して、相関関係を算出するとどちらも正の相関（0.17）の相関関係があり、このことから脳波を用いた分類器には人と同等のパフォーマンスがあることを示した。

### 3. データセット

作成するデータセットでは、講演者と観客の相互の親密なコミュニケーションを対象とし、明確な感情ラベルを採用する。したがって、データ収集の実験では、10 人の被験者に対しプレゼンテーション 5 本のビデオ視聴時の脳波と 4 つの感情をリアルタイム形式で収録した。この実験では、Intel i7-7700HQ CPU 及び 1920 × 1080 ピクセル 15.6 インチモニターを搭載した Windows 10 Pro 上で脳波をリアルタイムで測定できる Emotiv Pro を実行した。

#### 3.1 実験概要

本実験は、「通常（Neutral）」、「困惑（Confused）」、「面白い（Interested）」、「退屈（Bored）」という 4 つの感情を対象にオンライン講演 5 本を視聴している被験者の脳波とその感情の収集を目的として行い、10 人の被験者（男性 9 人；女性 1 人）が参加した。実験環境では、被験者の前にノートパソコンを設置し、静かな空間でリラックスした状態で行った。

この実験では、非侵襲式ウェアラブル脳波計である Emotiv EPOC+<sup>\*5</sup>[19] とリアルタイムデータ取得用の Emotiv

Pro の Lab Streaming Layer (LSL) を使用した。この脳波計は、14 チャンネル (AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4) の測定用電極、4 チャンネル (P3, P4, TP9, TP10) のリファレンス用電極及び 9 軸モーションセンサで構成され、脳波は 128Hz と 256Hz のどちらかでサンプリングを行うことができる。また、これらの電極は図 1 にあるように、国際的な 10-20 法を使用している。今回収集した脳波データでは、14 チャンネルのデータを 256Hz でサンプリングを行い、感情のラベルデータは、one-hot 表現で収集した。

#### 3.2 実験手法

本実験の流れを図 2 に示す。実験は被験者に実験概要を説明した後に開始され、以下の順で実施した。

- (1) 脳波計のセットアップ
- (2) ビデオ視聴（1～2 分）
- (3) 主観評価（1～3 分）
- (4) 3 秒待機
- (5) (2),(3),(4) を合計 5 回繰り返す

脳波計のフィッティングでは、Emotiv Pro の標準ソフトウェアである電極品質がわかるセンサーマップとリアルタイムデータに現れる眼電位を利用し、脳波データの品質を確認した。

本実験で使用したビデオの詳細を表 2 に示す。これらの

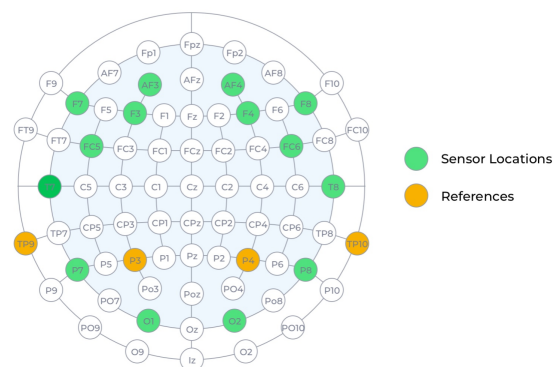


図 1 EPOC+で使用する国際的な 10-20 法 [20]

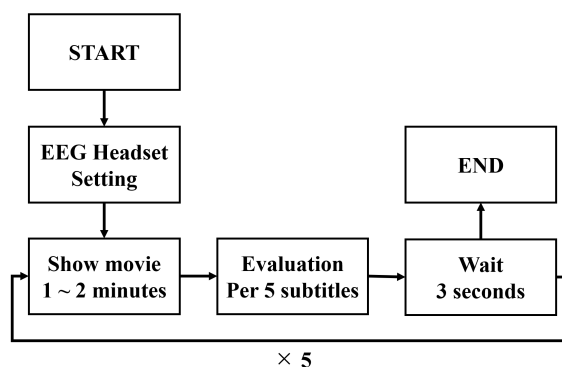


図 2 実験の流れ

<sup>\*4</sup> NeuroSky : MindSet wireless single-channel 電極は Fp1 と両耳をアースとリファレンスに使用  
<sup>\*5</sup> EPOC+ 14-Channel Wireless EEG Headset

表 2 ビデオの詳細 [22][23][24][25][26]

No	Field*6	length(minutes)	evaluation times
1	Entertainment	1:57	10
2	Communication	2:33	10
3	Identity	1:56	4
4	Society	1:18	7
5	Health	1:38	6
total		9:12	37

ビデオは、笑いや拍手といった講演者と聴衆が相互に関わっていることを基準に多分野の TED トークから 5 つを選択した。TED トークは、分かりやすい構成かつ専門分野が多く、学術的なものからエンターテイメント的なプレゼンテーションがあり、他論文で利用される機会の多いことから実験用のビデオとして選択した [21]。このビデオは、被験者が内容を理解するために評価開始地点より 3 秒前から開始した。また、使用したビデオは全て英語音声であるため、日本語字幕を追加した。被験者の集中力を下げないためにビデオ視聴後、ビデオのタイトルを答える 3 択のクイズを出題した。

主観評価では、ビデオの字幕画面 5 スライド分のビデオを再視聴し、視聴時の感情を入力するよう指示をした。各ビデオにおける評価回数は表 2 の通りである。評価終了後、被験者が次のビデオ視聴の準備を行うため、3 秒間待機してから次の実験を行った。

### 3.3 実験結果

実験結果と作成したデータセットのラベル割合を図 3 に示す。この実験では、10 人の被験者に対し 50 個のデータを収集した。この中でノイズの強いデータを 1 つ除いた。図 3 にあるように今回の実験では、「通常 (Neutral)」、「面白い (Interested)」の割合が非常に高く、他のラベルの割合が 9.1 %、12.2 % と低くなり、データセットとしてラベル割合の偏りが強いものになった。

実験結果のデータ中に「通常 (Neutral)」、「面白い (Interested)」のみのデータが 20 個あり、このデータにより

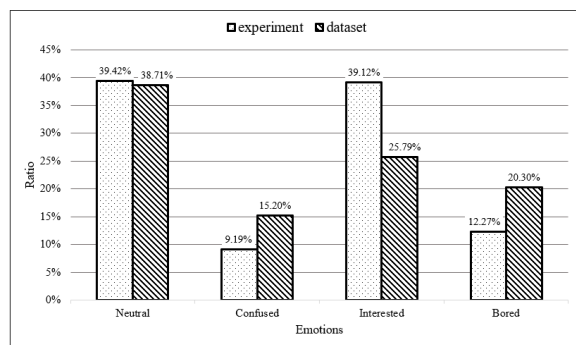


図 3 実験データと作成したデータセットのラベル割合

\*6 Field は、各ビデオの Related tags の中からビデオの選定に大きな要因となったものを載せている

データセットの偏りが強くなっていった。そこで、図 3 のデータセットでは、この 2 つのラベルのみのデータを除外することにより、ラベル割合の偏りを改善したデータセットを作成した。したがって、本実験では、このデータセットを利用し、脳波から感情検出を行う。

## 4. 脳波分類

脳波特性を分析するために、作成したデータセットを使用して脳波から 4 つの感情を分類し、SHAP を用いてその分類モデルから 4 つの感情に関わる脳波の分析を行う。そして、2 章で述べたように分類器ではより良い結果を示す可能性の高い XGBoost を利用し、脳波特性の分析では XGBoost は「勾配ブースティング」手法を採用した決定木モデルであることから Tree SHAP を利用し、各クラスの貢献度から脳波特性を分析する。この実験では、Intel Core i9-9900K CPU, GeForce RTX 3090 及び 64GB メモリを搭載した Ubuntu 20.04.2 LTS を使用した。

### 4.1 分類手法

本実験で使用したデータでは、データセットを学習用に 70 %、テスト用に 30 %、sklearn の random\_state を 7 としてランダムにデータを分割した。また、分類結果ではこのテスト用データを利用した。

分類器では、前述のように XGBoost を利用し、コードを Python で実装した。今回はマルチクラス分類を行うため、目的関数では予測クラスのラベルを出力する「multi:softmax」、損失関数ではマルチクラス分類でよく利用されるログ損失関数である「mlogloss (Multiclass Logloss)」を使用した。モデルのパラメータでは、学習率である Learning\_rate を 0.1、決定木の最大の深さである Max\_depth を 12 に設定し、この他のパラメータは標準の値を使用した。ラウンド数は 10000、early\_stopping\_rounds を 100 として学習した。early\_stopping\_rounds は、指定された回数モデルに改善がない場合学習を停止することにより、過学習を防止する機能である。また、このパラメータチューニングでは、今回のデータセットを使用して最適な Max\_depth を 5 から 20 の深さで探索した。探索の結果を図 4 に示す。図

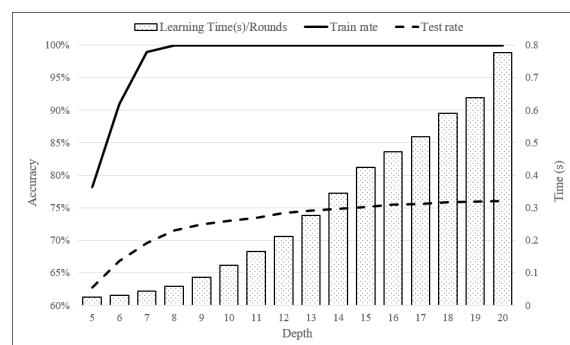


図 4 データセットを使用した Max\_depth の最適化

4 より Max\_depth が大きくなるほど精度が向上し、20 が最高の値になった。しかし、深すぎるモデルを使用すると1回の学習にかかる実行時間が図4の「Learning Time (s)/Rounds」の様になること、SHAP を利用して分析する際にメモリ不足の原因になることから、本研究では、SHAP が余裕を持って実行可能かつ分類精度が高く、処理速度が早い Max\_depth : 12 を使用する。

#### 4.2 分析手法

分析手法では、SHAP を利用することにより、XGBoost の感情分類モデルから各感情における脳波傾向を考察していく。本実験の分析で使用するデータはテスト用のデータを利用する。また、XGBoost の分析はツリーモデルであるため、TreeExplainer を使用する。この分析で得られた貢献度から、各クラスの分析では、summary\_plot を使用し、各クラスごとの貢献度を出力する。summary\_plot は、TreeExplainer で算出した貢献度を可視化することができ、各クラスの貢献度と特徴量の実測値を入力することにより、各クラスごとに貢献度、特徴量、実測値の関係を可視化することができる。したがって、この summary\_plot を使用し、各クラスにおけるモデルへの貢献度を可視化することにより、モデルの判断根拠として優位になっている脳波の特徴を分析していく。また、今回の相関関係の評価基準は、 $\pm 0.2$  未満を無相関、 $\pm 0.2$  以上  $\pm 0.4$  未満を弱い相関、 $\pm 0.4$  以上を相関関係があると評価している。

#### 4.3 分類結果と各計測点の寄与率

XGBoost による分類結果を、表3に示す。各クラスごとの精度では、各クラスの教師データ数を母数とし計算した。その結果、「通常 (Neutral)」では 86.60 %、「困惑 (Confused)」では 55.05 %、「面白い (Interested)」では 68.74 %、「退屈 (Bored)」では 63.27 % の精度であり、全体として 72.47 % であった。

SHAP により可視化した各クラスにおける特徴量の貢献度 (SHAP 値) を図5, 6, 7, 8に示す。これらのグラフは、左軸がデータセットの特徴量、右軸が特徴量の実測値、下軸が SHAP 値 (貢献度) を示している。また、SHAP 値が0以上の領域に赤色の点が密集し、SHAP 値が0以下の領域に青色の点が密集することにより、特徴量の実測値を横軸と貢献度 (SHAP 値) を縦軸とするとこれらの値が正の相関となり、反対の場合は負の相関となることがわかる。

表3 分類結果

Emotions	Train_Data	Test_Data
Neutral	99.99 %	86.60 %
Confused	100.00 %	55.05 %
Interested	100.00 %	68.74 %
Bored	100.00 %	63.27 %
total	99.99 %	72.47 %

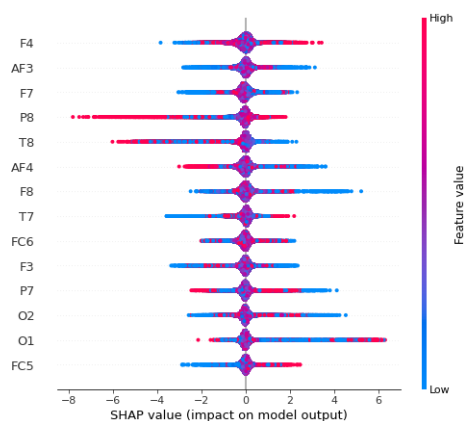


図5 「通常 (Neutral)」における各特徴量の SHAP 値

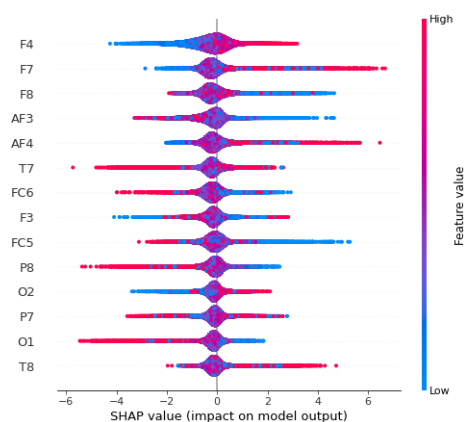


図6 「困惑 (Confused)」における各特徴量の SHAP 値

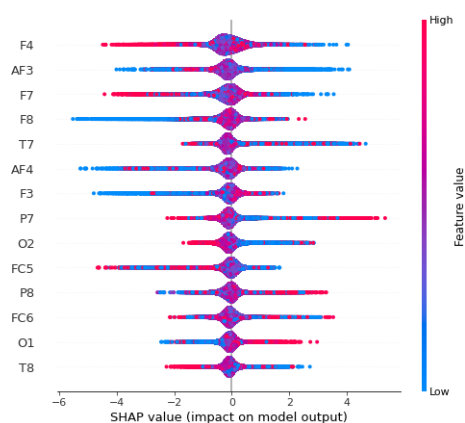


図7 「面白い (Interested)」における各特徴量の SHAP 値

また、紫色に表現されるものは無相関を示す。このことから脳波の周波数帯と貢献度の相関関係がわかる。

図5より、「通常 (Neutral)」クラスでは、F4の貢献度が最も高く、それに続く値も AF3 となり、O1 や O2 の貢献度が低いことから前頭葉周辺の脳波による貢献度が高く、後頭部周辺の脳波による貢献度が低いことがわかった。し

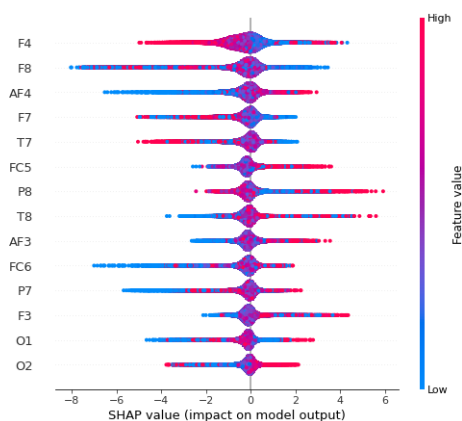


図 8 「退屈 ( Bored )」における各特徴量の SHAP 値

表 4 F4 と O2 の相関関係

Point	Value	Neutral	Confused	Interested	Bored
F4	M	4135.40			
	S	29.18			
SHAP	M	-0.05	-0.29	-0.10	-0.28
	S	0.32	0.63	0.42	0.67
	r	-0.11	0.63	0.05	-0.62
O2	M	4129.88			
	S	16.96			
SHAP	M	-0.03	-0.15	-0.07	-0.08
	S	0.23	0.29	0.26	0.30
	r	-0.10	0.51	-0.53	0.41

かし、脳波の周波数帯と貢献度の相関関係は見られなかった。また、AF3、FC5、FC6 に弱い正の相関、AF4 に弱い負の相関が見られた。

図 6 より、「困惑 ( Confused )」クラスでは、F4 の貢献度が最も高く、その他の貢献度も「通常 ( Neutral )」クラスと同様の貢献度であることがわかった。しかし、このクラスでは、F4 と O2 に関して脳波の周波数帯と貢献度に 0.63 と 0.51 の正の相関が見られた。また、F7 に弱い正の相関、AF3、F3、FC5、O1、P8、FC6 に弱い負の相関が見られた。

図 7 より、「面白い ( Interested )」クラスでは、F4 の貢献度が最も高く、その他の貢献度も前述の 2 クラスと同様の貢献度であることがわかった。しかし、このクラスでは、O2 に関して脳波の周波数帯と貢献度に - 0.53 の負の相関が見られた。また、O1 に弱い正の相関、FC5 に弱い負の相関が見られた。

図 8 より、「退屈 ( Bored )」クラスでは、F4 の貢献度が最も高いことから他クラスと同様の貢献度であることがわかった。しかし、このクラスでは、F4 と O2 に関して脳波の周波数帯と貢献度に - 0.62 の負の相関と 0.41 の正の相関が見られた。また、FC5、T8、AF4 に弱い正の相関、F7、P8 に弱い負の相関が見られた。

以上より、各クラスにおいて前頭葉周辺の脳波による貢

献度が最も高く、側頭葉、後頭葉の順に貢献度が高いことがわかったことから、先行研究 [17][18] にある感情に関わる脳の部位の貢献度が高いことがわかった。

表 4 に最も良好な結果を示した F4 と O2 の相関関係を示す。相関関係では、データセット全体を母集団、今回使用したテスト用のデータを標本として計算し、表 4 では測定ポイントの実測値と貢献度における標本平均、標本標準偏差とその相関関係を示しており、各クラスにおいて F4 と O2 の相関関係は同一または相反する関係があることがわかった。これらのことから、今回の分類モデルでは、前頭葉周辺の脳波を重視しており、この中でも F4 の貢献度が全てのクラスにおいて高かった。また、F4 では「困惑 ( Confused )」に正の相関、「退屈 ( Bored )」に負の相関があったことや O2 では「困惑 ( Confused )」と「退屈 ( Bored )」に正の相関、「面白い ( Interested )」に負の相関があったことから F4 と O2 を利用することで今回の 4 つの感情を分類できる可能性がある。

## 5. 結論と今後の展望

本研究では、脳波による感情分類によって感情フィードバックを行う手法についてデータセットを作成し、分類・分析手法について実験を行った。結果として、データセット作成では被験者 10 人の 4 つの感情ラベルを含むラベル割合の偏りが少ないデータセットを作成することができた。そして、分類では作成したデータセットを使用して XGBoost を用いた分類モデルを利用し 72.47 % の精度を得ることができ、分析では SHAP を用いて分類モデルの分析を行い、前頭葉周辺から測定できる脳波の貢献度が高いことや F4、O2 において脳波の周波数帯と貢献度について特徴的な相関関係あることから感情分類に優れた脳波特性を分析することができた。

したがって、今回作成したデータセットを利用した XGBoost を用いた感情分類は、72.47 % の精度を得ることができたことからオンライン講演の感情フィードバックにおいて有効な手法だと考える。今後はこの手法を用いた感情フィードバックシステムを作成し、評価実験を行っていく。また、今回の説明可能な AI を用いた信号の特徴分析手法によって優れた脳波特性を見られたため、この特性による感情分類の精度向上も行っていきたい。

## 参考文献

- [1] 横井豊彦, 佐藤真治: 対面と非対面のコミュニケーションのプロセスの違いについて, 大阪産業大学学会, <http://id.nii.ac.jp/1338/00002117/> (2019).
- [2] オンライン/オフライン・プレゼンテーションに関する意識調査, 一般社団法人プレゼンテーション協会, <https://presen.or.jp/2020/10/2495/>, (参照日 2021/7/3).
- [3] 長瀬綾佑, 藤田晃佑, 唐山英明, ロベズギョーム, 戸部義人: 脳波を利用した遠距離通信相手集中度計測システムの設

- 計と実装, 第 19 回情報処理学会, Vol. 3, pp. 335-336 (2017).
- [4] Wang, H., Li, Y., H, X., Yang, Y., Meng, Z., & Chang, K. M. : Using EEG to Improve Massive Open Online Courses Feedback Interaction., Proceedings of the AIED Workshops, Vol. 1, pp. 59-66 (2013).
- [5] J. J. Bird, L. J. Manso, E. P. Ribiero, A. Ekart, and D. R. Faria, ; Astudy on mental state classification using eeg-based brain-machine interface., in 9th International Conference on Intelligent Systems, IEEE (2018).
- [6] J. J. Bird, A. Ekart, C. D. Buckingham, and D. R. Faria, ; Mental emotional sentiment classification with an eeg-based brain-machine interface., in The International Conference on Digital Image and Signal Processing (DISP '19), Springer, (2019).
- [7] Alakus, B. T., Gonen, M., Turkoglu, I., ; Database for an emotion recognition system based on EEG signals and various computer games GAMEEMO., Biomedical Signal Processing and Control, Vol. 60, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.101951> (2020).
- [8] C. I. Ac, M. Kaya, Y. Mishchenko, ; Distinguishing mental attention states of humans via an EEG-based passive BCI using Machine Learning Methods., Expert Systems with Applications, vol. 134, pp. 153-166, (2019).
- [9] Chen, T. and Guestrin, C. : XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, KDD'16, p. 785-794 <https://arxiv.org/abs/1603.02754> (2016).
- [10] Anghel, A., Papandreou, N., Parnell, T., Palma, A. D., Pozidis, H. : Benchmarking and Optimization of Gradient Boosting Decision Tree Algorithms, NeurIPS, <https://arxiv.org/abs/1809.04559> (2018).
- [11] Parui, S., Kumar, A., Samanta, D., Chakravorty, N. : Emotion Recognition from EEG Signal using XGBoost Algorithm, IEEE India Conference, Vol. 2019, pp. 1-4 (2019).
- [12] Fitriah, N., Wijaya, K. S., Fanany, I. M., Badri, C. and Rezal, M. : EEG Channels Reduction using PCA to Increase XGBoost's Accuracy for Stroke Detection, AIP Conference Proceedings, Vol. 1862, Issue. 1, arXiv. 10.1063/1.4991232 (2017).
- [13] Lundberg, S. M., Lee, S. : A Unified Approach to Interpreting Model Predictions, Advances in Neural Information Processing System 30, <https://arxiv.org/abs/1705.07874> (2017).
- [14] SHAPley, L. S. : A VALUE FOR n-PERSON GAMES, Contributions to the Theory of Games, Vol. 2, No. 28, pp. 307-317 (1953).
- [15] 板橋将之, 本田あおい, 大北剛: SHAP 値や重要度を用いたモデル解釈性: 包除積分ネットワークと XGBoost の比較, 情報処理学会, <https://www.ipsj-kyushu.jp/page/ronbun/hinokuni/1009/Papers/A2-1.pdf> (2020).
- [16] 立川和樹, 河合祐司, 朴志勲, 浅田稔: 脳波特徴の階層性を利用した効率的なシャープレイ値推定による脳波識別の根拠の定量化, 人工知能学会, セッション ID. 1N2-05 (2018).
- [17] Zhang, J., Yin, Z., Chen, P. Nichele, S. : Emotion recognition using multi-modal data and machine learning techniques: A tutorial and review, Information Fusion, Vol. 59, pp. 103-126 (2020).
- [18] 寺澤直人, ; 脳活動情報を用いた映像視聴時における好みのスコアの追従, 奈良先端科学技術大学院学出リポジトリ, <https://library.naist.jp/dspace/handle/10061/12426?locale-attribute=en> (2018).
- [19] Emotiv : EMOTIV EPOC+ EPOC+ 14-Channel Wire-
- less EEG Headset., Emotiv, <https://www.emotiv.com/epoc/>, (参照日 2021/7/3).
- [20] Emotiv : EPOC+ User Manual, Emotiv, <https://emotiv.gitbook.io/epoc-user-manual/>, (参照日 2021/7/3).
- [21] 中釜達朗, 市川隼人, 保科貴亮: TED トークを教材としたループリック評価による日本語プレゼンテーション教育, 工学教育, Vol. 63, No. 2, pp. 2.73-2.78 (2015).
- [22] Apollo Robbins: The art of misdirection, TED-Global 2013, [https://www.ted.com/talks/apollo\\_robbsins\\_the\\_art\\_of\\_misdirection](https://www.ted.com/talks/apollo_robbsins_the_art_of_misdirection), (参照日 2021/7/3).
- [23] Helen Pearson: Lessons from the longest study on human development, TED2017, [https://www.ted.com/talks/helen\\_pearson\\_lessons\\_from\\_the\\_longest\\_study\\_on\\_human\\_development](https://www.ted.com/talks/helen_pearson_lessons_from_the_longest_study_on_human_development), (参照日 2021/7/3).
- [24] Justin Baldoni: Why I'm done trying to be "man enough", TEDWomen 2017, [https://www.ted.com/talks/justin\\_baldoni\\_why\\_i\\_m\\_done\\_trying\\_to\\_be\\_man\\_enough](https://www.ted.com/talks/justin_baldoni_why_i_m_done_trying_to_be_man_enough), (参照日 2021/7/3).
- [25] Priscilla Pemu: A personal health coach for those living with chronic diseases, TED Residency, [https://www.ted.com/talks/priscilla\\_pemu\\_a\\_personal\\_health\\_coach\\_for\\_those\\_living\\_with\\_chronic\\_diseases](https://www.ted.com/talks/priscilla_pemu_a_personal_health_coach_for_those_living_with_chronic_diseases), (参照日 2021/7/3).
- [26] Yifat Susskind: In uncertain times, think like a mother, TEDWomen 2019, [https://www.ted.com/talks/yifat\\_susskind\\_in\\_uncertain\\_times\\_think\\_like\\_a\\_mother](https://www.ted.com/talks/yifat_susskind_in_uncertain_times_think_like_a_mother), (参照日 2021/7/3).