

# x-means 法による雑音処理を有した脳波感情判断システムの構築

杉本聖弥<sup>†1</sup> 森本麻代<sup>†1</sup> 土屋誠司<sup>†2</sup> 渡部広一<sup>†2</sup>

**概要:** 人間の生活を支えることを目的としたロボットの研究が進められており、人間と自然で円滑なコミュニケーションを取ることが求められる。そのためには、相手の感情を読み取る必要がある。感情を読み取る手法として、脳波を用いて感情を判断する脳波感情判断システムが提案されている。このシステムに、x-means 法を用いたクラスタリングにより脳波の雑音を除去することで、より精度の高い脳波感情判断システムを構築した。

**キーワード:** 脳波, 感情判断, 雑音除去, クラスタリング

## Construction of The Emotion Judgment System from EEG with a Noise Reduction Based on x-means method

SEIYA SUGIMOTO<sup>†1</sup> MAYO MORIMOTO<sup>†1</sup>  
SEIJI TSUCHIYA<sup>†2</sup> HIROKAZU WATABE<sup>†2</sup>

**Abstract:** Research on robots aiming to support human life is under way and it is required to be able to communicate naturally and smoothly with human beings. For that, it is necessary to read the partner's emotions. As a technique for reading emotions, The Emotion Judgment System from EEG has been proposed. We have constructed a more accurate The Emotion Judgment System from EEG by removing noise of brain waves by clustering using this system with x-means method.

**Keywords:** EEG, Emotion judgment, noise reduction, clustering

### 1. はじめに

近年、BMI(Brain-machine Interface)技術の研究が進められている。BMI 技術とは、脳波などを利用して感覚器を介さずに機械を操作することを可能とする技術である。BMI 技術は、運動出力を表現する神経活動を脳から検出してロボットアームなどの外部機器を制御する運動出力型 BMI、人工感覚器と脳を結合することにより感覚を生起・増強する感覚入力型 BMI、脳に刺激を与えることで障害をもつ機能を回復させる直接操作型 BMI の 3 つに大別できる。人工内耳やパーキンソン病の治療法である「脳深部刺激法」など様々な実用化が始まっており、今後は医学工学分野のみならず軍事やスポーツなど様々な分野への活用が期待されている。

脳波を利用した技術の研究として、脳波の解析により人の感情を判断する脳波感情判断システム[1]が提案されている。感情を読み取ることで身体機能に障害をもつ人と円滑なコミュニケーションを可能とし、介護を行う人の負担を軽減することが期待できる。脳波感情判断システムでは脳波と感情を対応付けして格納している脳波データ知識ベースを用いて感情判断を行っている。脳波データ同士の類似性はユークリッド距離といった距離尺度を用いて電圧値の差により求め、最も距離の近い脳波データに対応付けら

れている感情を出力する。

脳波データ知識ベースには、感情ごとに大量の脳波データが存在している。そのため、感情判断の際に比較対象が多く、距離計算のみでは正確な判断が困難であると考えられる。また、脳波は微弱な電圧値で表現されており、わずかに動くだけでも雑音が混入する。そこで、既存研究として脳波の感情ごとの特徴を考慮してクラスタリングを行い、脳波データを複数のクラスタにまとめることで雑音を除去し比較対象を減らす手法[2]が提案されている。クラスタリングとは、データの集合を類似性の高いデータの部分集合(クラスタ)に切り分ける手法である。この手法では、k-means 法を用いてクラスタリングしており、感情を判断したい脳波とクラスタの重心を比較することで感情判断に用いられる比較対象を減らすことが可能となる。

本稿では、既存研究とは異なるクラスタリング手法を用いて脳波の雑音除去を行い脳波感情判断システムの精度向上を図る。

### 2. 研究概要

本稿では、脳波データの可視化と既存研究とは異なるクラスタリング手法を用いて脳波の雑音除去を行い脳波感情判断システムの精度向上を図る。本稿で用いている脳波データは、ある決められた手順で 42 個の電圧値の集合に変

<sup>†1</sup> 同志社大学大学院 理工学研究科  
Graduate School of Science and Engineering, Doshisha University

<sup>†2</sup> 同志社大学 理工学部  
Faculty of Science and Engineering, Doshisha University

換している．そのため，人間が視覚的に脳波と感情の関係性を判断することは困難である．そこで，次元圧縮手法である t-sne[3]を用いて脳波データを低次元に圧縮することで，可視化を行う．

既存研究で提案された k-means 法を用いた雑音除去では，任意のクラスタ数を設定する必要がある．しかし，脳波データにおける最適なクラスタ数は不明瞭であり，かつ扱うデータ量によって異なる．そのため，今後脳波感情判断システムにおいて比較する際に用いる脳波データ知識ベース内の脳波データが増加するにつれて，再度実験を行い最適なクラスタ数を調べなければならない．本稿では，自動的にクラスタ数を設定する x-means 法[4]を用いて最適なクラスタ数を決定し，雑音除去を行う．図 1 に概要図を示す．

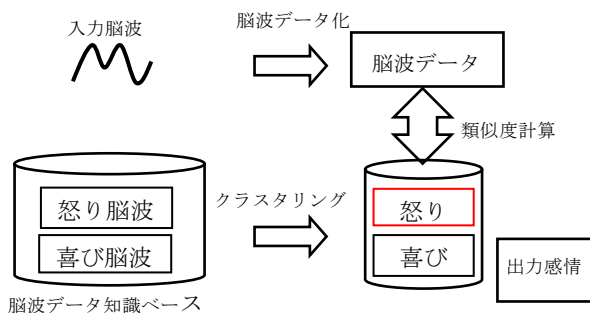


図 1 研究概要

### 3. 実験・関連技術

本研究で行った実験，使用する言葉について説明する．

#### 3.1 脳波測定機器

脳波の取得には図 2 に示す脳波測定機器を用いる．図 2 の左側に存在するペーストレス電極ヘルメットに備え付けられた 14 本の電極により，頭部 14ヶ所の脳波を取得する．脳波取得の実験時には被験者にそのヘルメットを装着する．



図 2 脳波測定機器

#### 3.2 脳波測定機器

感性スペクトル解析システムは，脳波測定機器より取得した源脳波と呼ばれる脳波をスペクトル解析より電圧値へ変換し，喜怒哀楽などの感情を数値化して出力するシステムである．取得した源脳波を感性スペクトル解析システムにより感情判断した出力例を図 3 に示す．上から順に怒り・喜び・悲しみ・リラックスの強さを，棒グラフで表している．



図 3 感性スペクトル解析システムによる感情出力例

#### 3.3 感情・脳波取得実験，源脳波

感情・脳波取得実験は，脳波の取得とそれに対応する感情を取得するために実施した．男女 20 名の被験者に脳波計を装着してもらい，邦画 1 作品を視聴させる．そして，映画内の登場人物の発話 315 個に対する被験者の感情と脳波を取得する．本稿では喜び，怒り，悲しみ，恐れ の 4 感情を発話に対して付与するラベルとして使用する．この実験の際に得られる脳波を源脳波と定義する．

#### 3.4 スペクトル解析

源脳波の電圧値を取得するためにスペクトル解析を行う．スペクトル解析とは，基本単位となる 1.28 秒間の周波数帯域毎の電圧値 ( $\mu V$ ) を取得する手法である．スペクトル解析は，3.2 節の感性スペクトル解析システムの機能を用いて行う．スペクトル解析による解析結果の一例を図 4 に示す．横軸が周波数 (Hz)，縦軸が電圧 ( $\mu V$ ) を表している．

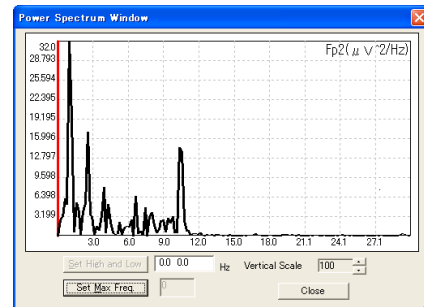


図 4 スペクトル解析による解析結果の例

脳波は周波数帯域によって  $\delta \cdot \theta \cdot \alpha \cdot \beta \cdot \gamma$  波の 5 つの成分に分類される (表 1)． $\delta$  波と  $\gamma$  波はそれぞれ筋電や心電，電気の周波数による影響を受けやすいため，本稿では  $\theta$ ， $\alpha$ ， $\beta$  波の 3 周波数帯域を用いる．3 つの周波数帯域をスペクトル解析により，それぞれ 66 個に分割し，その電圧値を得る．

表 1 脳波成分の種類別

| 名前                | 周波数帯域         | 雑音の原因  |
|-------------------|---------------|--------|
| $\delta$ 波 (デルタ)  | 1.00~4.00Hz   | 筋電・心電  |
| $\theta$ 波 (シータ)  | 4.00~8.00Hz   | なし     |
| $\alpha$ 波 (アルファ) | 8.00~13.00Hz  | なし     |
| $\beta$ 波 (ベータ)   | 13.00~30.00Hz | なし     |
| $\gamma$ 波 (ガンマ)  | 30.00~64.00Hz | 電気の周波数 |

#### 3.5 脳波特徴量・脳波データ

スペクトル解析によって得られた 66 個の電圧値のうち  $\theta \cdot \alpha \cdot \beta$  波に対応する周波数帯域の電圧値を平均化した

値を脳波特徴量と定義する。ペーストレス電極ヘルメットには 14 本の電極が存在し、各電極から得られた源脳波に対してスペクトル解析を行う (図 5)。そのため、14 本の源脳波は  $\theta \cdot \alpha \cdot \beta$  波の 3 つの周波数帯域に分割され、 $14 \times 3=42$  の合計 42 個の脳波特徴量となる。この 42 個の脳波特徴量から構成されるデータを脳波データと定義する。また、スペクトル解析を行う源脳波は、感性スペクトル解析システムがスペクトル解析を行う際の基本単位である 1.28 秒間の長さを 1 つのデータとする。

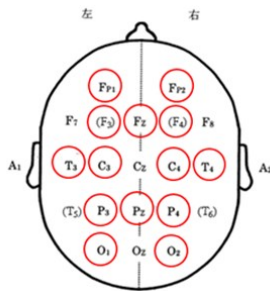


図 5 電極の位置

### 3.6 知識脳波データ・脳波データ知識ベース

知識脳波データとは感情・脳波取得実験において取得した感情と脳波データが対応付けられたデータである。脳波取得実験では映画中の発話シーンの源脳波を取得したが、台詞によって時間の長さが異なるため発話中の脳波データを平均化し、1 つの知識脳波データへ変換する。映画内の 315 個の発話から源脳波を取得するため、被験者 1 名から 315 個の知識脳波データが得られる。よって 315 個×被験者 20 名分の計 6300 個の知識脳波データが存在する。

脳波データ知識ベースは、知識脳波データが格納されている知識ベースである。実験環境により正しく取得できていない知識脳波データを除いた、「喜び」480 個、「怒り」629 個、「悲しみ」857 個、「恐れ」979 個の計 2945 個の知識脳波データが脳波データ知識ベース内に格納されている。表 2 に脳波データ知識ベースの格納イメージを示す。

表 2 脳波データ知識ベースの格納イメージ

| Fp1 $\theta$ | Fp1 $\alpha$ | ... | Pz $\beta$ | 被験者番号 | 感情ラベル |
|--------------|--------------|-----|------------|-------|-------|
| 0.37         | 0.16         | ... | 0.22       | 1     | 怒り    |
| 0.31         | 0.42         | ... | 0.91       | 1     | 悲しみ   |
| 0.61         | 0.82         | ... | 0.21       | 2     | 恐れ    |
| 0.21         | 0.61         | ... | 0.35       | 2     | 怒り    |
| ⋮            | ⋮            | ⋮   | ⋮          | ⋮     | ⋮     |

### 4. 既存の感情判断手法

既存の感情判断手法では比較する知識脳波データ間の脳波特徴量である各周波数帯域・電極ごとの電圧値のユークリッド距離をデータ間の距離としている。比較する知識

脳波データ A, B それぞれの脳波特徴量の  $i$  番目の成分を  $a_i, b_i$  とすると知識脳波データ A, B 間のユークリッド距離  $ED(A, B)$  は式(1)で表される。感情判断手法の例を図 6 に示す。

$$ED(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^{42} (a_i - b_i)^2} \quad (1)$$

| 入力 | Fp1 $\theta$ | Fp1 $\alpha$ | ... | Pz $\alpha$ | Pz $\beta$ |
|----|--------------|--------------|-----|-------------|------------|
| A  | 0.37         | 0.16         | ... | 0.43        | 0.22       |

| 比較 | Fp1 $\theta$ | Fp1 $\alpha$ | ... | Pz $\alpha$ | Pz $\beta$ | 感情 |
|----|--------------|--------------|-----|-------------|------------|----|
| B  | 0.31         | 0.42         | ... | 0.46        | 0.91       | 喜  |
| C  | 0.61         | 0.82         | ... | 0.61        | 0.21       | 怒  |

$$ED(A, B) = 0.7 \quad ED(A, C) = 0.4$$

図 6 既存の感情判断手法の例

入力脳波データ A に対し、知識脳波データ B, C との距離計算を行う場合、42 次元の距離計算を行う。表 1 の例では、C のデータにラベル付けされている「怒り」を出力する。

### 5. k-means 法による雑音除去

既存の脳波データ雑音除去手法は、k-means 法を用いてクラスタリングしている。k-means 法のアルゴリズムを以下に示す。

- 各データ  $x_i$  ( $i=1, \dots, n$ ) に対してランダムにクラスタを割り振る。
- 割り振ったデータをもとに各クラスタの重心  $V_j$  ( $j=1, \dots, K$ ) を計算する。具体的に、割り振ったデータの各要素の平均を求める。
- 各  $x_i$  と各  $V_j$  との距離を求め、 $x_i$  を最も近い重心のクラスタに割り当てなおす。
- 上記の処理で全ての  $x_i$  のクラスタの割り当てが変化しなかった場合は処理を終了する。それ以外の場合は新しく割り振られたクラスタから  $V_j$  を再計算して上記の処理を繰り返す。

脳波データ知識ベース内に存在する知識脳波データすべてを対象にクラスタリングを行い、雑音を除去する。k-means 法でのデータの要素は 42 成分が 1 まとまりになっている脳波特徴量を用いる。各クラスタの重心はクラスタに所属しているデータの脳波特徴量の平均値である。所属するクラスタの変更は、各データと各クラスタの重心の脳波特徴量間の距離をユークリッド距離計算により求める。最も脳波特徴量間の距離が近いクラスタを、そのデータの所属するクラスタに変更する。

脳波データをクラスタリングし、特定の感情が多数存在するクラスタ内でそれ以外の感情が付与された脳波データを雑音として除去する。

## 6. 脳波データの可視化

本稿で用いている脳波データは、42 個の要素で表現されている。そのため、人間が視覚的に判断することは困難である。そこで、次元圧縮手法である t-sne を用いて脳波データを低次元に圧縮することで、可視化を行う。

### 6.1 t-sne による脳波データの可視化

t-sne (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding) とは、高次元データを確率分布を用いて低次元にマッピングする次元圧縮手法である。t-sne は各点間のユークリッド距離を、類似度を表現する条件付き確率に変換することで次元圧縮を行っている。すなわち、条件付き確率が高いほどデータ点が近く、低ければデータ点は遠いと判断する。

データ点  $x_i$  に対するデータ点  $x_j$  の条件付き確率  $P_{j|i}$  と同時確率  $P_{ij}$  は以下の式で表される。  $x_i$  と  $x_j$  はそれぞれ高次元データ点、  $\sigma_i$  は  $x_i$  を中心としたガウス分布の分散、  $n$  はデータの総数である。

$$P_{j|i} = \frac{\exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma_i^2)}{\sum_{k \neq i} \exp(-\|x_i - x_k\|^2 / 2\sigma_i^2)} \quad (2)$$

$$P_{ij} = \frac{P_{j|i} + P_{i|j}}{2n} \quad (3)$$

次に、次元圧縮後の低次元データ点  $y_i$  と  $y_j$  における近さを自由度 1 の t 分布で考える。t 分布を用いるのは、圧縮前の点  $x_i$  と点  $x_j$  が遠い場合、圧縮後の点  $y_i$  と  $y_j$  をより遠くに配置することが可能となるためである。点  $y_i$  と  $y_j$  の同時確率  $q_{ij}$  は以下の式で表される。

$$q_{ij} = \frac{(1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1}}{\sum_{k \neq i} (1 + \|y_i - y_k\|^2)^{-1}} \quad (4)$$

同時確率  $P_{ij}$  と  $q_{ij}$  が近いほど、次元圧縮前の点  $x_i$  と点  $x_j$  の近さを圧縮後の点  $y_i$  と点  $y_j$  で正確に表しているといえる。そこで、KL (Kullback-Leibler) 情報量を最小にする点  $y_i$  を求め、圧縮後の点とする。KL 情報量とは、2 つの確率変数の相互依存の尺度を表す量のことであり、同時確率  $P_{ij}$  と  $q_{ij}$  の KL 情報量  $C$  は以下の式で表される。

$$C = \sum_i \sum_j P_{ij} \log \frac{P_{ij}}{q_{ij}} \quad (5)$$

### 6.2 可視化結果

42 個の要素で表現される男性被験者 10 名の全脳波データ 1455 個を t-sne を用いて 2 次元に圧縮し、プロットした結果を図 7 に示す。図 7 は色と被験者番号により男性被験者 10 名に分けている。

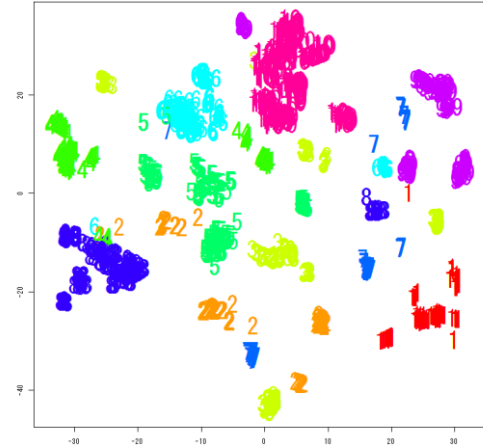


図 7 男性被験者の脳波データの次元圧縮結果

## 7. x-means 法による雑音除去

脳波を k-means 法を用いて雑音除去を行うためには、任意のクラスタ数を設定する必要がある。しかし、脳波データにおける最適なクラスタ数は不明瞭であり、かつ扱うデータの量によって異なる。そのため、今後脳波感情判断システムにおいて比較する際に用いる脳波データ知識ベース内の脳波データが増加するにつれて、再度実験を行い最適なクラスタ数を調べなければならない。

本章では、自動的にクラスタ数を設定する x-means 法を用いて脳波の雑音除去を行い、脳波感情判断手法の精度向上を図る。

### 7.1 x-means 法

x-means 法はクラスタの 2 分割を適当と判断されるまで繰り返し行う手法であり、最適なクラスタ数を推定することが可能である。停止の条件としてベイズ情報量基準 (BIC) を用いる。分割前と分割後の BIC をそれぞれ求め、分割後の BIC' が分割前の BIC より小さくなればクラスタ分割を終了する。本稿で用いる石岡によって改良された x-means 法[5]のアルゴリズムを以下に示す。

1. クラスタ数の初期値  $k_0$  (2 が一般的) を定める。
2. クラスタ数  $k_0$  として k-means 法によりクラスタ分割を行う。分割後のクラスタを以下のように表現する。  
 $C_1, C_2, \dots, C_{k_0}$
3.  $i = 1, 2, \dots, k_0$  として、手順 4 から 8 を繰り返す。
4. クラスタ  $C_i$  に対して  $k = 2$  として k-means 法によりクラスタ分割を行う。分割後のクラスタを以下のように表現する。

$$C_i^1, C_i^2$$

5. クラスタ  $C_i$  に含まれるデータ  $x_i$  に  $p$  変量正規分布

$$f(\theta_i; x) = (2\pi)^{-\frac{p}{2}} |V_i|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (x - \mu_i)^t V_i^{-1} (x - \mu_i) \right] \quad (6)$$

を仮定し、その時の BIC を以下の式により求める。



$$BIC = -2 \log L(\hat{\theta}; x_i \in C_i) + q \log n_i \quad (7)$$

ここで、 $\hat{\theta} = [\hat{\mu}_i, \hat{V}_i]$ は、 $p$ 変量正規分布の最尤推定値とする。 $\mu_i$ は $p$ 次元のデータの平均値ベクトル、 $V_i$ は $p \times p$ の分散・共分散行列である。 $q$ はパラメータ空間の次元数で、 $V_i$ の共分散を無視( $V_i = 0$ )すれば $q = 2p$ であり、共分散を無視しなければ $q = p(p+3)/2$ である。 $x_i$ はクラスター $C_i$ に含まれる $p$ 次元データとし、 $n_i$ は $C_i$ に含まれるデータ数とする。 $L$ は尤度関数 $L(\cdot) = \prod f(\cdot)$ である。

6. 2分割モデルを以下により求める。

$$BIC' = -2 \log L(\hat{\theta}'_i; x_i \in C_i) + q' \log n_i \quad (8)$$

ここで、 $\hat{\theta}'_i = [\hat{\theta}'_1, \hat{\theta}'_2]$ は、2つの $p$ 変量正規分布の最尤推定値である。共分散を無視すれば、各 $p$ に対し平均と分散の2つのパラメータが存在するのでパラメータ空間の次元は $q' = 2q = p(p+3)$ となる。

7.  $BIC > BIC'$  ならば、2分割モデルはより適切であると判断し、さらに2分割を行うべく

$$C_i \leftarrow C_i^1$$

とする。 $C_i^1$ については、 $p$ 次元データ、クラスターの重心、対数尤度とBICを保持し手順4に戻る。

8.  $BIC \leq BIC'$  ならば、2分割しないモデルがより適切であると判断し、 $C_i^1$ における2分割を停止する。手順7で作成されたスタックからデータを取り出して、

$$C_i \leftarrow C_i^2$$

として手順4に戻る。スタックが空なら処理を終了する。

上記で述べたx-means法を用いて、脳波データのクラスタリングを行う。6章で得られた結果をもとに、被験者ごとにx-means法を適用する手法と被験者の感情ごとにx-means法を適用する手法を提案する。

### 7.2 被験者ごとにクラスタリング

6章より、被験者によって脳波の出方に個人差があることが推測できる。そこで、既存手法のように全脳波データに対してクラスタリングを行うのではなく、被験者ごとにクラスタリングを行い、雑音を除去する。

クラスタ分割した後のクラスター内の感情の分布を計算し、最も多く含まれる感情を各クラスターの感情とし、その他の脳波を雑音として削除する。削除した後、クラスター内の重心を、感情判断を行う際の比較に用いる。この雑音除去のイメージを図8、9に示す。

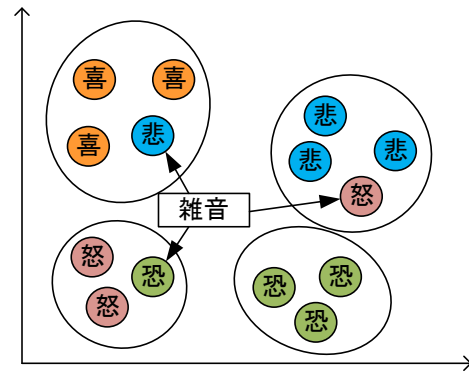


図8 雑音の判定

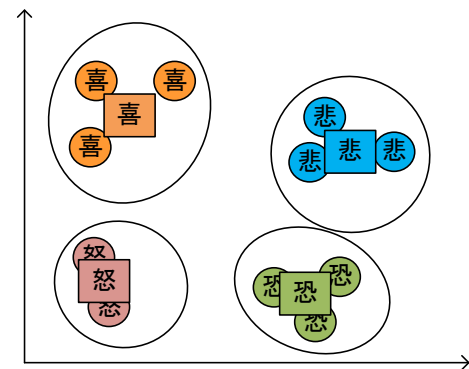


図9 雑音処理

この手法によりクラスタリングを行った結果、被験者20名の全知識脳波データ2945個中1061個の脳波データが雑音として処理され、クラスター数は423個となった。

### 7.3 被験者の感情ごとにクラスタリング

4感情をまとめてクラスタリングを行うと多くの脳波データが雑音として処理される恐れがある。そこで、被験者の感情ごとにクラスタリングを行い、クラスターの重心を求めそれを脳波感情判断に用いることで比較対象を減らす手法を提案する。その結果、被験者における各感情の脳波の出方に考慮した雑音処理が行えるのではないかと考える。この手法によりクラスタリングを行った結果、クラスター数は471個となった。

## 8. 評価実験

本章で述べた雑音除去手法の有効性を評価する。評価データとして、脳波データ知識ベース内の2945個の脳波データを用いる。雑音除去の手法を表3に示す。なお既存手法における距離計算はユークリッド距離を用いる。

表3 雑音除去の手法

|       | 雑音除去手法        |
|-------|---------------|
| 既存手法  | 雑音除去なし        |
| 提案手法1 | 被験者ごとに雑音除去    |
| 提案手法2 | 被験者の感情ごとに雑音除去 |

## 8.1 評価方法

評価方法は表 2 における 3 つの手法を用いて、既存システムである脳波感情判断システムにより感情判断を行う。感情判断の際は、脳波データ知識ベース内の知識脳波データから 1 つを入力脳波データとして脳波感情判断システムに入力する。脳波データ知識ベース内の全知識脳波データが入力脳波データとなるように繰り返す。またその際に、入力脳波データの感情と出力結果が一致すれば正解とする。各手法を用いて精度を求め、比較することにより雑音除去の有効性を評価する。

## 8.2 実験結果

各手法を用いて脳波感情判断システムにより感情判断を行った際の全体の精度を表 4 に示す。また、それぞれの感情別の精度を表 5 に示す。

表 4 全体の精度

|    | 既存手法   | 提案手法 1 | 提案手法 2 |
|----|--------|--------|--------|
| 精度 | 57.89% | 65.13% | 71.04% |

表 5 感情別の精度

|     | 既存手法   | 提案手法 1 | 提案手法 2 |
|-----|--------|--------|--------|
| 喜び  | 55.42% | 62.29% | 62.92% |
| 怒り  | 51.19% | 57.71% | 68.36% |
| 悲しみ | 60.21% | 67.91% | 75.85% |
| 恐れ  | 61.39% | 68.85% | 72.04% |

## 8.3 考察

提案手法 1, 2 と共に、既存の感情判断手法より精度が上回る結果となった。特に、提案手法 2 は既存よりおよそ 13% 精度が向上した。このことから、クラスタリングして知識脳波データを精練することで、被験者の感情ごとの特徴を顕著にし、適切な感情判断が出来たと考えられる。

表 5 の感情別の精度より、「喜び」の精度の向上率が最も低い。提案手法 2 においても既存手法より他の感情は 10% 以上向上しているのに対し、「喜び」は 7% しか向上していない。これは、「喜び」の知識脳波データ数が全脳波データ 2945 個中で 480 個と最も少ないことが挙げられる。クラスタリングを行った結果、雑音として処理されることで「喜び」の知識脳波データがさらに減少し、「喜び」が出力されにくくなったためと考えられる。また、本稿で用いている脳波データは、被験者に映画を視聴してもらい、アンケートにより感情と脳波を対応つけている。実験で用いた映画のジャンルはサスペンス映画であり、「喜び」の知識脳波データを上手く取得できなかった恐れがある。そのため、クラスタリングを行っても、「喜び」の特徴を精練することが出来ず、より高い精度にならなかったのではないかと考える。

## 9. おわりに

本稿では、x-means 法を用いることで脳波データをクラスタリングする際の適切なクラスタ数を自動で決定し、脳波データの雑音処理を行った。そして雑音を除去することで脳波感情判断システムの精度向上を図った。その結果、被験者個人の感情毎にクラスタリングを行うことで既存手法より感情判断システムの精度はおおよそ 13% 上回った。

しかし、この結果は同一被験者の脳波を含めて比較を行った際の精度である。そのため、脳波データ知識ベースに存在しない被験者の感情を判断する場合、精度は著しく低下する。今後、脳波データ知識ベースに存在しない被験者でも、本稿と同様の精度で判断することが出来るようにすることが課題となる。そのためには、さらなる脳波データのサンプルが必要である。本稿では 20 名の男女から脳波データを取得して実験を行ったが、似た脳波データを発する被験者はいなかった。より多くの被験者を集めて脳波データを取得し、似た脳波を発する被験者同士が見つかることが出来れば、精度の高い感情判断が可能であると考えられる。

また、脳波取得実験の方法についても再考する必要があると考える。本稿では、被験者に脳波計を被って 1 つの映画を視聴してもらい、アンケートにより感情と脳波を対応つけている。しかし、1 つの映画だけでは、4 感情すべてを網羅することは難しい。さらに、被験者が以前見たことのある映画だった場合、感情の取得は困難である。改善策として、各感情を想起しやすい映画をそれぞれ選び、かつ被験者が見たことのない映画を視聴する方法が挙げられる。例えば、「恐れ」ならばホラー映画、「喜び」ならばコメディ映画などをそれぞれ視聴してもらい脳波を取得するのである。感情毎に視聴する映画のジャンルを分けることで、より感情ごとの特徴のある脳波を取得できるのではないかと考える。

**謝辞** 本研究の一部は、JSPS 科研費 16K00311 の助成を受けて行ったものです。

## 参考文献

- [1] 泉啓太, 芋野美紗子, 土屋誠司, 渡部広一 “脳波知識ベースを用いた感情判断方式”, 情報科学技術フォーラム講演論文集 10(3), p655-656, 2011.
- [2] 泉啓太, 芋野美紗子, 土屋誠司, 渡部広一 “クラスタリングによるデータ精練を用いた脳波による感情判断方式”, 信学技報, AI2012-47, vol112, No.477, p37-42, 2013.
- [3] Pelleg, Dan, and Andrew W. Moore. "X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters." ICML. Vol. 1. 2000.
- [4] Maaten, Laurens van der, and Geoffrey Hinton. "Visualizing data using t-SNE." Journal of Machine Learning Research 9.Nov (2008): 2579-2605.
- [5] 石岡恒憲, “x-means 法改良の一提案:k-means 法の逐次繰り返しとクラスターの再併合”, 計算機統計学, 18(1), 3-13.