

脳波知識ベースを用いた感情判断方式 The Feelings Judgment System Using the Electroencephalogram Knowledge Base

泉 啓太†
Keita Izumi

芋野 美紗子†
Misako Imono

土屋 誠司‡
Seiji Tsuchiya

渡部 広一‡
Hirokazu Watabe

1. はじめに

ロボットが人間のパートナーとなるために、自然な会話を用いたコミュニケーションの実現が求められている。自然な会話を行うには、相手に不快感を与えないように人間の感情を読み取る必要がある。人間はこういった感情を脳によりコントロールしているため、脳波を解析することで感情の判断が可能であると考えられる。そこで、本稿では脳波を用いて感情の判断を行う。

本稿の目的は脳波から感情を読み取ることである。人間は同じ感情を想起している時には似た波形の脳波が出力されていると仮定する。感情を想起している時の脳波を取得する実験を行い、感情と脳波を対応させて格納した脳波知識ベースを構築した。そして、ユーザの脳波と脳波知識ベースを比較して最も類似した脳波に対応する感情を出力することで感情判断を行った。

2. 感情・源脳波取得

脳波知識ベースを構築するために邦画1作品を視聴する実験を行って感情を想起している時の源脳波を取得した。源脳波とは脳波計から得られる脳波データである。本稿では他人の感情を共感している時の感情の脳波を取得した。実験では被験者16名に同じ映画を2度視聴させた。

1度目の視聴では、感情が含まれていると思われる315回の発話ごとに映画内の登場人物の感情を被験者に想起させ、感情データとして取得した。感情の選択肢は喜び、悲しみ、恐れ、怒り、驚き、嫌悪、感情無しである。

2度目の視聴では、脳波計を被せた被験者に映画内の発話者の気持ちになって映画を視聴させて源脳波を取得した。また、3.1節で説明する脳波の正規化のために映画を視聴する前後の開眼状態の脳波を1分間ずつ計測した。

映画内の発話の場面に対応する感情データと源脳波を対応付けすることで、感情を想起している時の脳波データを得ることができる。源脳波は脳機能研究所製の感性スペクトル解析システム^[1]を用いてサンプリング周波数200Hzで取得した。

3. 脳波知識ベース

脳波知識ベースの構築方法の流れ図を図1に示す。はじめに、源脳波を感性スペクトル解析システムを用いてスペクトル解析を行い、脳波特徴量に変換する。次に正規化を行ってデータのばらつきを無くし、脳波特徴量と感情を対応付けして脳波知識ベースを構築する。そして、クラスタリングを行い脳波知識ベースの精錬を行う。

感性スペクトル解析システムの感情判断処理では、入

力した脳波から喜怒哀楽のうちの喜び、悲しみ、怒り、感情無しの4感情を出力している。そこで、本稿ではシステムの感情判断の精度を比較するために、同じ4感情の感情データが対応付けられている脳波を用いて脳波知識ベースを構築した。

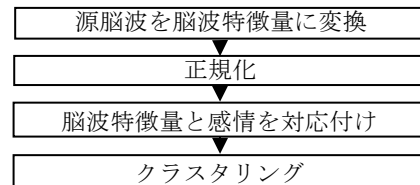


図1 脳波知識ベース構築の流れ

3.1 正規化

脳波特徴量に線形正規化、非線形正規化を行う。線形正規化は、時間の変化による被験者個人の脳波の電圧の強弱を正規化するために行う。実験前後に1分間計測した開眼時の脳波特徴量から、実験中の脳波特徴量の電圧の強弱の変化を求める。実験中のある時点の脳波特徴量 al_{ij} を線形正規化した脳波特徴量 $Liner_al_{ij}$ は式(1)で表される。

$$Liner_al_{ij} = al_{ij} + \left\{ \left(\frac{q_1 - q_2}{p_2 - p_1} \times l + q_2 \right) - \left(\frac{q_2 - q_1}{p_2 - p_1} \times l + q_2 \right) \right\} / 2 \quad (1)$$

非線形正規化は、被験者ごとに異なる脳波の電圧の強弱を正規化するために行い、式(2)^[2]を用いて求める。

$$f(x) = \frac{\log(x - x_{min})}{\log(x_{max} - x_{min})} \quad (2)$$

$f(x)$ は非線形正規化後の脳波特徴量、 x は非線形正規化にかける脳波特徴量、 x_{min} は個人の源脳波を脳波特徴量にしたデータの最小値、 x_{max} は同データの最大値である。

3.2 脳波知識ベースのクラスタリング

1人の被験者から映画の発話数分の315個の脳波特徴量を得られるため、脳波知識ベースには16人分の5040個のデータが存在する。脳波は取得の際に雑音が発生しやすいため、雑音を含むデータを外れ値として除去した。また、2章で取得した感情データから本稿で用いる感情以外のデータを除去した。以上のデータを除去した3436個のデータを本稿で使用するデータとする。

同じ感情でも同じ脳波というのは存在しないため、感情ごとに同じ特徴を持った脳波のグループを作成し、それらのグループを比較対象に用いることで柔軟な感情判断ができるのではないかと考えた。そこで脳波を感情ごとにクラスタリングを行う。

クラスタリング手法は閾値を用いたK-means法^[3]を用いる。クラスタリングを行うデータは脳波知識ベース内の脳波特徴量を用いる。脳波は周波数帯域により θ 波、 α 波、 β 波の脳波成分に分割できるため、脳波特徴量は14本の電極から取得した脳波をそれぞれ3つの脳波成分に分割した42本の脳波成分から成り立っている。閾値を用いたK-means法のアルゴリズムを次に示す。

† 同志社大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Doshisha University
‡ 同志社大学 理工学部
Faculty of Science and Engineering, Doshisha University

- 1 クラスタ数を設定し、クラスタリングの対象データである脳波知識ベース内のデータ $x_i(i=1, \dots, n)$ に対してランダムにクラスタを割り振る.
- 2 各クラスタの重心 $V_j(j=1, \dots, K)$ を求める. 各 x_i と各 V_j との距離を求め, 最も近い重心との距離が閾値以下のとき x_i をそのクラスタに割り当てなおす.
- 3 手順 2 の処理を全ての x_i のクラスタの重心が変化しなくなるまで繰り返す.

脳波間の類似度を表す距離は脳波特徴量間の合計誤差を用いる. 比較する脳波 A, B の脳波特徴量を al, bl とする. それぞれの脳波特徴量の i 番目の周波数, j 番目の電極の脳波特徴量を al_{ij}, bl_{ij} とすると, al_{ij} と bl_{ij} の距離 $Distance(al_{ij}, bl_{ij})$ は式(3)で表わされる.

$$Distance(al_{ij}, bl_{ij}) = |al_{ij} - bl_{ij}| \quad (3)$$

合計誤差は式(3)と同様に求めた 42 本の脳波特徴量全ての距離の合計である.

4. 評価実験

評価として, 構築した脳波知識ベースを用いて脳波からの感情判断を行い, 精度の算出を行う. 評価方法は Leave One Out Cross Validation 法を用いる.

テストデータを本稿で構築した脳波知識ベース内の脳波としたとき, 入力脳波に対応する感情と, 入力脳波と最も類似した脳波に対応する感情が一致したときに正解として感情判断の精度を求めた. 脳波同士の類似度は 3.2 節の距離計算を用いて判断した. なお, 精度算出の際には入力する脳波と同じ被験者から取得したデータは比較対象から除いた.

本稿では, クラスタリングを行う前後の知識ベースを用いてそれぞれの精度を算出した. クラスタリングを行う場合, 最適なクラスタリングの閾値, クラスタ数を決定する必要があるため, 上記の精度評価を用いてそれらの決定を行った.

5. クラスタリング条件の決定

クラスタリング条件によって, クラスタリング時に類似している脳波を同じグループに分類する判断の基準が変わるため最適な条件を決定する必要がある. 閾値, クラスタ数を変化させてクラスタリングを行ったときに 4 章の評価方法を用いて比較実験を行い, 最適なクラスタリング条件を決定した.

5.1 クラスタ数の決定

最適なクラスタ数を決定するために, クラスタ数を 2 のべき乗の 1~2048 に設定した時, 様々な閾値でクラスタリングして精度評価を行なった. その結果, クラスタ数が 32, 64, 128 の時に精度が最大になることがわかったため, このいずれかのクラスタ数に最適解があると考えた.

5.2 閾値の決定

K-means 法では使用できるクラスタ数を設定するが, 初期値の状態によってはクラスタ数が設定したクラスタ数に満たない場合がある. クラスタリングの最適な閾値を決定するために, 5.1 節で決定したクラスタ数の時に閾値を 200, 250, 300 でクラスタリングをして, 作成されたクラスタ数を調べた. その結果, 閾値を上げると作成されるクラスタ数が少なくなり, 閾値 250, 300 では設定した

クラスタ数の半分しかクラスタが作成されないことがわかった. そこで, 本稿では用いる閾値を 200 以下とする.

5.3 感情ごとのクラスタリングの条件

脳波知識ベースの 3436 個の知識の感情の内訳は怒り 1159 個, 悲しみ 575 個, 感情無し 1164 個, 喜び 538 個となった. 感情ごとのデータ数が大きく異なると, 同じ条件でクラスタリングした時クラスタ内のデータ数に差が出る. そこで, 4 感情の比率と同じ 2:1:2:1 の比率でクラスタ数を設定してクラスタリングを行う.

6. 評価と考察

クラスタリングを行う前の脳波知識ベースの感情判断の精度は 27.8% が得られた. 5 章で決定したクラスタ数, 閾値, 感情ごとのクラスタリング条件で精度を求めた結果, 閾値 100, 怒り・悲しみ・感情無し・喜びのクラスタ数をそれぞれ 64・32・64・32 で脳波知識ベースをクラスタリングしたときに最高の精度 33.0% が得られた.

本稿のクラスタリング前とクラスタリング後の脳波知識ベースを用いた感情判断, 感性スペクトル解析システムを用いた感情判断の精度を図 2 に示す.

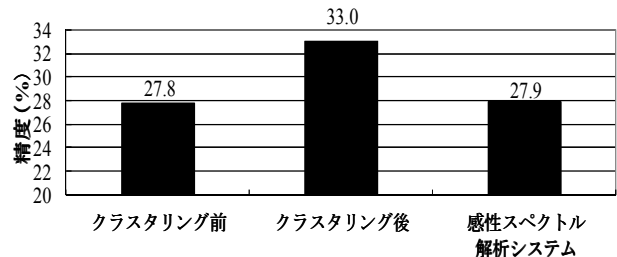


図2 感情判断精度の比較

精度を比較した結果, クラスタリングを行った脳波知識ベースの感情判断の精度が最も高くなることがわかった. また, 本稿の方式と完成スペクトル解析システムの精度を比較すると, クラスタリング後の精度では完成スペクトル解析システムの精度を上回った. これより, 脳波を閾値を用いた K-means 法でクラスタリングする手法は脳波を用いた感情の判断に有効であることがわかった.

7. おわりに

本稿では脳波のクラスタリングを行った脳波知識ベースを用いることで 33.0% の精度が得られた. 市販のシステムと比較した結果, 約 5.0% 高い精度が得られた. これより本稿で行った脳波を知識ベース化して比較対象に用いる感情判断方法は有効な手法であると考えられる.

謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金 (若手研究 (B)21700241) の補助を受けて行った

参考文献

- [1] 脳機能研究所, “製品ラインアップ”, (2009/07/24), <http://www.bfl.co.jp/products/products.html>
- [2] 堀田大貴, 中山謙二, 平野晃宏, “多チャンネル脳波の直行成分を用いたニューラルネットワークによるブレイン・コンピュータ・インターフェイス”, 第 23 回信号処理シンポジウム(仙台), pp.176-181, (2008)
- [3] Ville Hautamaki, “Improving K-Means by Outlier Removal”, Speech and Image Processing Unit, Department of Computer Science, University of Joensuu(2005)