

回帰分析を用いた脳波感情判断システムの構築

Brain Wave Emotion Judge System using a Regression Analysis

時田 直弥[†] 芋野 美紗子[‡] 土屋 誠司[‡] 渡部 広一[‡]
Naoya Tokita Misako Imono Seiji Tsuchiya Hirokazu Watabe

1. はじめに

高齢者や自発的な意思疎通が困難な方を対象とした、特別な操作を必要としない脳波を利用したシステムが望まれている。また、医療、介護の現場では看護師が患者の考えを読み取れずに業務に支障をきたす事例がある。そのため、患者の感情を読み取る事が可能になれば、意思疎通を円滑に行えるのではないかと考えられ、脳波を利用した感情判断システム^[1]が開発されている。

このシステムでは、脳波の波形の類似度のみを用いて感情判断を行っている。そのため感情によって電圧値が強く出力される周波数帯域が異なるといった、脳波の性質を考慮していない。人間が想起する感情にどの周波数帯域が寄与しているのかを調べ、その結果をシステムに考慮することで新たな脳波感情判断システムの構築が可能であると考えられる。そこで本稿では、脳波を感情ごとにグループ化し、周波数帯域ごとに回帰分析を行う。その際に得られる決定係数を感情判断の計算に使用することによって、感情による脳波の性質を考慮した感情判断システムを構築した。

2. 感情・脳波取得実験

脳波の取得と感情の対応付けを行うため、感情・脳波取得実験を実施した。男性 7 名の被験者にペーストレス電極ヘルメット^[2]を装着してもらい、邦画 1 作品を視聴させる。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した。喜び、怒り、悲しみ、感情なしの 4 感情を発話に対して付与するラベルとして使用する。また、正規化を行うために映画を視聴する前後の開眼状態と閉眼状態の脳波をそれぞれ約 1 分間測定する。

3. 源脳波・脳波特徴量・脳波データ

実験の際に得られる脳波を源脳波と呼ぶ。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、周波数帯域毎の電圧 (μV) の強さを取得する手法である。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。 δ 波と γ 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 θ , α , β 波の 3 周波数帯域を用いる。スペクトル解析により、源脳波を 66 個の電圧値に分割する。また、 $\theta \cdot \alpha \cdot \beta$ 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。14 本の源脳波は上記で述べた 3 つの周波数帯域に分割されるため、 $14 \times 3 = 42$ 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、感情と対応付けられた脳波データ 1704 個を格納した知識ベースである脳波データ知識ベースを構築する。

4. 正規化

本稿では複数の被験者から得た脳波を扱うため、時間経過による脳波の出方や個人差を考慮する必要がある。そこで脳波データに線形正規化、非線形正規化を行う。線形正規化は、実験時間が経つにつれて変化する脳波の電圧の強さを補正するために行う。映画視聴中は眼を開けているため、開眼時の脳波特徴量を基本に線形正規化を行う。実験前後の開眼時の 1 分間の脳波特徴量を用いて電圧値の変化を求める。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(4.1)で表される。実験前後の時間を p_1 , p_2 , 平均電圧値 q_1 , q_2 とする。

$$Liner_al_{ij} = al_{ij} + \left\{ \left(\frac{q_1 - q_2}{p_2 - p_1} \times l + q_2 \right) - \left(\frac{q_1 - q_2}{p_2 - p_1} \times l + q_1 \right) \right\} / 2 \quad (4.1)$$

非線形正規化は、被験者ごとに異なる電圧値の強弱を補正するために行う。非線形正規化後の脳波特徴量を求める際には式(4.2)を用いる。 $f(al)$ は非線形正規化を行った後の脳波特徴量、 al は正規化を行う脳波特徴量、 al_{min} と al_{max} は被験者の脳波特徴量の最小値と最大値である。

$$f(al) = \frac{\log(al - al_{min})}{\log(al_{max} - al_{min})} \quad (4.2)$$

5. 回帰分析を用いた脳波感情判断システム

既存研究で使用されている感情判断手法は、まず脳波データ知識ベース内の複数の脳波データをまとめることで感情が付与されたクラスタを作成する。そして、その重心と入力する脳波データの脳波特徴量 42 個との距離計算を行い、それぞれの差を合計する。合計した値が最小の脳波データは入力脳波と類似度が高いと判断し、その脳波データに対応付けられた感情を出力する。しかし、既存手法ではすべての脳波特徴量の差の合計で類似度を判断しているため、どの周波数帯域が感情の想起に寄与しているかを考慮していない。そこで、本稿では回帰分析を用いて脳波データを周波数帯域ごとに分析し、感情の想起に対する各帯域の寄与度合いを考慮した新たな感情判断システムを構築する。

回帰分析とは^[3] 1 つまたは複数の説明変数と、1 つの目的変数の関係を求め、説明変数から目的変数を推定する手法である。二つの変数の関係は決定係数で表され、決定係数の値は 0 から 1 の値をとり、1 に近いほど 2 つのデータ間の相関が高い。本稿では脳波データ間での周波数帯域同士の決定係数を算出し、その値を距離計算の際に重みとして用いる。

[†] 同志社大学大学院理工学研究科

Graduate School of Engineering, Doshisha University

[‡] 同志社大学 理工学部

Faculty of Science and Engineering, Doshisha University

5.1. 脳波データに対する回帰分析

感情ごとの決定係数を算出するために脳波データに対し回帰分析を行う。まず、脳波データ知識ベース内の脳波データを怒り・悲しみ・感情無し・喜びの4感情のグループに分ける。そして、各感情から無作為に100個ずつ脳波データを取り出し、その各データに対し総当たりで回帰分析を行う。θ波、α波、β波の3つの周波数帯域に対し、電極から14個の電圧値を得る。つまり、θ波、α波、β波はそれぞれ14個の変数を持つデータ群として扱うことができる。脳波データ間で同じ周波数帯域である14個の変数を用いて計算を行うことで、θ波、α波、β波、3つの決定係数を算出する。

a_{1i} , a_{2i} はそれぞれ「怒り」の脳波データ $ikari1$, $ikari2$ の α 波の電圧値であり、 i は電極を指す。決定係数は分散と共分散を用いて計算することができ、 a_1 の平均を \bar{a}_1 、 a_2 の平均を \bar{a}_2 とすると a_1 の分散 v_{a_1} 、 a_2 の分散 v_{a_2} 、共分散 $v_{a_1 a_2}$ は次の式で表すことができる。

$$v_{a_1} = \sum_{i=1}^{14} (\bar{a}_1 - a_{1i})^2 / 14 \quad (5.1)$$

$$v_{a_2} = \sum_{i=1}^{14} (\bar{a}_2 - a_{2i})^2 / 14 \quad (5.2)$$

$$v_{a_1 a_2} = \sum_{i=1}^{14} (\bar{a}_1 - a_{1i})(\bar{a}_2 - a_{2i}) / 14 \quad (5.3)$$

相関係数 r は以下の式で表される。

$$r = \frac{v_{a_1 a_2}}{\sqrt{v_{a_1}} \sqrt{v_{a_2}}} \quad (5.4)$$

また、相関係数 r を2乗した値が決定係数となる。以上の手法をθ波、β波も同様に行う。

5.2. 決定係数を重みとして用いた感情判断

周波数帯域ごとの決定係数を重みとして用いた距離計算手法を提案する。比較する脳波データ A , B それぞれの脳波特徴量を al , bl とする。そしてそれぞれの脳波特徴量の i 番目の周波数帯域、 j 番目の電極の脳波特徴量を al_{ij} , bl_{ij} とし、5.1節で求めた周波数帯域ごとの決定係数 r_i^2 を掛けたい式(5.5)で距離計算を行う。これにより、従来の脳波特徴量の差を計算に加え、感情の想起に寄与した周波数帯域を考慮した距離計算ができる。また、合計誤差が最も小さい値となる脳波データに付与されている感情を出力するため、相関の高い成分の差は小さくならなければならない。そこで1から決定係数の値を引いたものを重みとして採用した。

$$\begin{aligned} ALL_Distance(al_{ij}, bl_{ij}) \\ = |al_{ij} - bl_{ij}| \times (1 - r_i^2) \end{aligned} \quad (5.5)$$

6. 評価実験

6.1. 実験データ

本稿では脳波データ1704個を評価実験の対象とする。1704個の脳波データの感情の内訳は怒りが366個、喜びが277個、悲しみが373個、感情無しが688個である。

6.2. 実験方法

1704個の脳波データを用いて本システムにより感情判断を行い、正解率を求める。感情判断をした際、出力された感情が入力した脳波の感情と一致すると正解とする。

6.3. 実験結果

実験の結果、38.56%の精度が得られた。既存手法の精度と比較した結果を図1に示す。また感情別の正解数、正解率及び評価データ数を表1に示す。

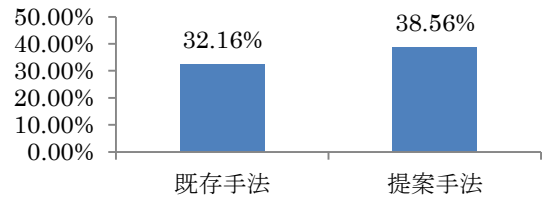


図1 精度の比較

表1 感情別の精度の比較

		怒	悲	喜	無
正解率	既存手法	20.21%	7.77%	9.38%	60.9%
	提案手法	43.17%	14.44%	25.73%	22.82%
評価データ数		366	373	277	688

7. 考察

本稿では回帰分析により感情判断における重要な周波数帯域を調べることで、システムの精度向上を試みた。全体の精度には劇的な変化は見られなかったが、表1をみると「感情なし」以外の感情の精度は向上する結果となった。この結果から、感情の想起と周波数帯域には少なからず関係があると考えられる。また、「感情なし」が低い精度となったのは決定係数の求め方が原因だと考えられる。本稿では4感情の周波数帯域ごとの決定係数を重みとして用いているが、「感情なし」とされている脳波データの中に実験で扱った4感情以外の感情の脳波データが入っている可能性がある。そのような本来、別感情であるはずの脳波データが決定係数の算出の際に影響を及ぼしていると考えられる。今後、そのような感情判断の妨げとなる脳波データの選定を行う必要があると考える。

8. おわりに

本稿では回帰分析を用いて脳波を分析し、距離計算の際に決定係数を重みとして考慮する感情判断システムを提案した。提案手法の精度は38.56%と僅かな精度向上となった。しかし、感情別の正解率を見ると周波数帯域には感情判断に必要な特徴が現れている可能性がある。今後、脳波の取得部位にも着目し、分析を行うことによって、さらに高精度なシステム開発が期待できる。

謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金(若手研究(B)24700215)の補助を受けて行った。

参考文献

- [1] 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", 電子情報通信学会技術研究報告: AI, 人工知能と知識処理 112(477), p37-42
- [2] 脳機能研究所, "製品ラインアップ", (2014/06/10参照) <http://www.bfi.co.jp/products/products.html>
- [3] 石村貞夫, "すぐわかる多変量解析", 東京図書株式会社