

標準化ユークリッド距離を用いた脳波感情判断手法

時田直弥^{†1} 芋野美紗子^{†2} 土屋誠司^{†2} 渡部広一^{†2}

概要: 自発的に意思疎通が困難な方にとって特別な操作を必要としない脳波を利用したシステムの開発が望まれている。先行研究として脳波の類似度により感情判断を行う脳波感情判断手法が存在する。本手法では、入力した脳波を電圧値の集合体である脳波データに変換する。その入力脳波データを感情と脳波データを対応付けて格納している脳波データ知識ベース内の脳波データと比較し、最も類似している脳波データと同じ感情を出力する手法である。これまで脳波感情判断手法の研究において、脳波データの分析に関する研究はされており、感情と脳の部位および周波数帯域との関連が少しずつ解明されてきている。一方で感情判断の際の類似度計算において脳波データの性質を考慮した手法が確立されていない。脳波は取得電極、周波数帯域によって電圧値の分散が異なり、既存手法ではその違いを距離計算の際に考慮していない。そこで提案手法として標準化ユークリッド距離を用いて取得電極、周波数帯域による電圧値の分散の違いを考慮した距離計算手法を提案した。

Proposed of EEG emotion judgment method using a standardized Euclidean distance

NAOYA TOKITA^{†1} MISAKO IMONO^{†2}
SEIJI TSUCHIYA^{†2} HIROKAZU WATABE^{†2}

Abstract: Recently, research about Cognitive Brain Machine Interface has been actively carried out. As prior research of thought recognition with analysis of EEG, there is EEG Emotion Judgement method. EEG have different variance in the voltage value by the electrode and the frequency band, we do not consider the difference in the distance calculation in existing techniques. In this paper, we perform the emotion determined using a standardized Euclidean distance considering the difference in the variance of the voltage value caused by the electrodes and the frequency band.

1. はじめに

近年、コンピュータが仕事や生活に浸透し、情報機器やネットワークの高性能化のみではなく、コンピュータを活用して人間社会を豊かにすることを目的としたヒューマンインタフェースという概念が生まれた。中でも特に注目を集めているのが BMI(Brain-machine Interface)技術である。BMI 技術は、外部の機器と脳を接続する技術であり、人間の脳から意図を読み取り、考えるだけで様々なデバイス操作を実現するコミュニケーション技術である。BMI 技術の実用化として、人工視覚など感覚機能の障害を補填する感覚型 BMI や、ロボットアームの制御など運動機能の障害を補填する運動型 BMI などがある。BMI 技術の研究の歴史は浅く、今後は医学工学分野のみならず様々な分野への発展が期待されている。現在では、人間の認知や情動といった人間が一般的に持つ脳機能を BMI の研究を通して解き明かそうという試みがなされている。脳機能の中でも人間の認知に関する研究は進んでおり、認知型 BMI として新たなインタフェースが開発されている。しかし、脳と感情の関係に関しては未だ解明されていない部分が多い。

人間は日常生活において喜び、悲しみ、怒り、恐れなど様々な心理活動を得る。それに伴い、表情、振る舞い等の行動的な変化や、心拍の増加、発汗など生理的な変化が生じる。このように人間の感情の想起と人間の生体情報には密接な関連があるのではないかと考えられる。人間の生体情報として表情以外にも、呼吸数、心電図、声、脳波などが挙げられる。そのなかでも人間の心、意識、感覚などを司るといわれる脳から発せられる脳波を解析することで、人間の感情を判断することができると考えられる。人間の感情を読み取ることができれば、ロボットが人とコミュニケーションを取る際の一助となると考える。そして、より人間に優しいコンピュータ、インタフェースの開発に繋がると考える。

脳波を用いて感情を判断する手法として、脳波感情判断手法[1]が提案されている。脳波感情判断手法は同じ感情を想起している時は同様の脳波が出ているという仮定の下に提案されており、脳波同士の距離を基準に感情判断を行っている。入力された脳波を定められた手順で電圧値の集合体である脳波データに変換する。そして、脳波データ知識ベースという感情と脳波データを対応付けして格納している知識ベースと比較し、マンハッタン距離といった距離尺度を用いて脳波データ同士の距離を求める。そして最も距離の小さな脳波データに対応付けられている感情を出力す

^{†1} 同志社大学大学院理工学研究科
Graduate School of Engineering, Doshisha University
^{†2} 同志社大学理工学部
Faculty of Science and Engineering, Doshisha University

る手法である。

脳波データは、頭皮上に設置された電極の部位と周波数帯域から構成される 42 個の要素を持つ多変量データである。これまで脳波感情判断手法の研究において、脳波データの分析に関する研究[2]はされており、感情と脳の部位および周波数帯域との関連が少しずつ解明されてきている。一方で距離計算の際に用いる距離尺度は脳波データの性質を考慮した距離尺度が確立されていない。脳波は取得電極、周波数帯域によって電圧値の分散が異なり、既存手法ではその違いを距離計算の際に考慮していない。そこで本稿では、数ある距離尺度の中でも標準化ユークリッド距離を用いて取得電極、周波数帯域による電圧値の分散の違いを考慮した距離計算手法を提案する。

2. 研究概要

本稿では、人間の感情を脳波から読み取ることを目的として提案された脳波感情判断手法における距離計算手法を改良することによって、感情判断の精度を向上させることを目的とする。脳波感情判断手法の概要図を図 1 に示す。脳波感情判断手法では、同じ感情を想起している時は似た形状の脳波が出ていることを想定している。本手法では、入力した脳波を電圧値の集合体である脳波データに変換する。その入力脳波データを感情と脳波データを対応付けて格納している脳波データ知識ベース内の脳波データと比較し、最も類似している脳波データと同じ感情を出力する。脳波データは 42 個の要素を持つ多変量データである。既存手法ではこの 42 個の要素同士の距離を求め、感情判断を行っている。しかし、脳波は取得電極や周波数帯域によって基本の電圧値が異なるため、脳波データの 42 個の構成要素の中で、電圧値の偏差が大きい要素が全体の距離計算の結果に影響を与えてしまう事が考えられる。そこで、本稿では、そのような構成要素によって違う偏差に対し標準化ユークリッド距離を用いて距離計算を行うことで補正し、感情判断の精度を向上させることを目的とする。

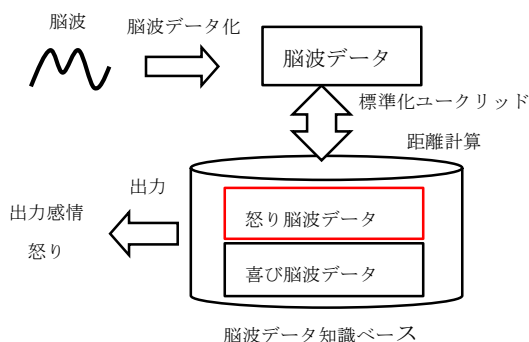


図 1 脳波感情判断手法の概要図

3. 感情・脳波取得実験

本章では脳波データ知識ベースを作成するために行っ

た感情・脳波取得実験について述べる。

3.1 脳波測定機器

脳波の取得には株式会社脳機能研究所製の脳波測定機器を用いる。波脳は測定機器に備え付けられた 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。また、図 2 に本稿で扱う電極の名称と位置を指した図を示す。

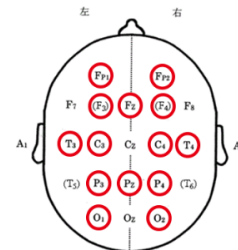


図 2 電極の名称と位置

3.2 感性スペクトル解析システム

感性スペクトル解析システム[3]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(μV)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。

3.3 源脳波

3.1 節の脳波測定機器によって得られる脳波を源脳波と呼ぶ。2 人分の源脳波の出力例を図 3 に示す。横軸が時間(sec), 縦軸は 14 個の電極それぞれから取得できる脳波の強さを測る尺度である電圧(μV)を表している。

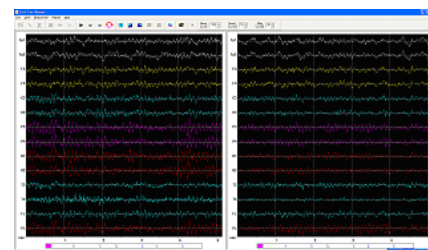


図 3 源脳波の出力例

3.4 実験手順

本実験では、被験者に邦画 1 作品を 5 回または 6 回に分けて視聴させる。実験の負担が大きかったため、女性は 6 回、男性は 5 回に分けて映画を視聴させた。映画を視聴中の源脳波を獲得するために被験者にペーストレス電極ヘルメットを被せ視聴させる。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 分間ずつ測定する。正規化については 4.2 節で述べる。

映画内の 315 個の発話を複数回のシーンに分割し、被験者から源脳波を取得する。シーンとは一連の複数発話を指す。1 シーンの源脳波データ取得後に映像を停止し、被験者がその発話に対してどのような感情を抱いたかを項目別にチェックする。その際に各発話の映像を再度視聴させることで、どの発話にチェックを付けるか理解させる。1 シーンの感情取得後、被験者に映画の内容を思い出させるた

め、そのシーンの30秒前から映画を再開し視聴する。

項目は大きく分けて感情・気持ちの2つがある。感情は喜び・悲しみ・怒りなど7ボタン、気持ちは満足・不満・冷静・困惑など15ボタン、それぞれに該当なしのボタンが存在する。自分が一番強く感じた感情に対して各項目から1つ選ぶ。しかし、人間が感じる感情は必ず1つとは限らず、選んだ1つ以外にも感じている可能性もある。よって同じ項目内でその他の感情も当てはまると感じた場合、さらに印を付ける。一番強く感じた感情以外は、被験者が当てはまると感じた数だけ印を付けることができる。

4. 知識脳波データの作成

本章では源脳波から知識脳波データを作成するまでの一連の流れについて述べる。

4.1 スペクトル解析

源脳波に対してスペクトル解析を行うことにより、基本単位となる1.28秒間の周波数帯域ごとの電圧値(μV)を取得する。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。

また、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。その脳波成分の種別を表1に示す。

表1 脳波成分の種別

名前	周波数帯域	雑音の原因
δ 波	1.00~4.00Hz	筋電・心電
θ 波	4.00~8.00Hz	なし
α 波	8.00~13.00Hz	なし
β 波	13.00~30.00Hz	なし
γ 波	30.00~64.00Hz	電気の周波数

δ 波と γ 波はそれぞれ筋電、心電、および電気の周波数により雑音の影響を受けやすいため、本稿では $\theta \cdot \alpha \cdot \beta$ 波の4.00~30.00Hz帯域の電圧値を用いる。周波数帯域4.00~30.00Hzを、感性スペクトル解析システムの設定区間である0.39Hzごとに区切るため、源脳波は電極ごとに66個の電圧値に分割される。

4.2 正規化

脳波は実験中に時間が経つにつれて電圧の強弱の変化があり、取得部位、周波数帯域によって電圧値の分布が異なる。本稿では比較する脳波データ同士の電圧値の変化量で感情を判断する。そのため、基本電圧値が異なれば、本来類似しているはずの脳波データを関連性の低い脳波データと判断してしまう可能性がある。その問題を解消するため、線形正規化と非線形正規化を行う。

線形正規化は、実験を行う前と後に開眼時と閉眼時の脳波を取得する。それぞれにスペクトル解析を行い、実験前と実験後で電圧値がどのように変化したかを求める。例えば、実験後の脳波の電圧値が高い被験者の場合、線形的に変化したと仮定して実験前半部分の電圧値を底上げし、実験後半部分の電圧値は減らす補間を行う。実験開始から l

番目の電圧値 a_{ijl} を線形正規化した電圧値 $Liner_a_{ijl}$ は式(4.1)で表される。実験前後の時間を p_1, p_2 、平均電圧値を q_1, q_2 とする

$$Liner_{a_{ijl}} = a_{ijl} + \frac{\left\{ \frac{(q_1 - q_2) \times l + q_2}{p_2 - p_1} - \frac{(q_2 - q_1) \times l + q_1}{p_2 - p_1} \right\}}{2} \quad (4.1)$$

非線形正規化は、脳波を計測する過程で混入する非常に大きな電圧値を圧縮するために行う。非線形正規化後の脳波特徴量を求める際には式(4.2)^[4]を用いる。 $f(x)$ は非線形正規化を行った後の電圧値、 x は非線形正規化を行う電圧値、 x_{min} は個人の源脳波実験中における電圧値の最小値、 x_{max} は個人の源脳波実験中における電圧値の最大値である。

$$f(x) = \frac{\log(x - x_{min})}{\log(x_{max} - x_{min})} \quad (4.2)$$

4.3 脳波データ

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ことにより、一つの電極から4~30Hzの周波数を0.39Hzごとに区切った66個の電圧値が得られる。その電圧値の中で $\theta \cdot \alpha \cdot \beta$ 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。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秒間の長さを一つのデータとする。例えば、2時間の実験データには式(4.3)で示すように5625個の脳波データが存在している。被験者20名の源脳波から脳波データを作成した結果、96670個の脳波データが得られた。

$$(2 * 60 * 60) / 1.28 = 5625 \quad (4.3)$$

4.4 知識脳波データ

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4.3節で作成された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。例えば、1発話に2.56秒を要した場合、この発話中の脳波データの数は $2.56 \div 1.28 = 2$ の合計2個である。人間が感情を想起するまでの過程と想起してから脳波に現れるまでの時間差を考慮し、発話中の前後の脳波データも発話中の脳波データとして含める。この場合、全4個の脳波データを平均化したものが1つの知識脳波データとなる。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。図4に知識脳波データ作成のイメージを示す。

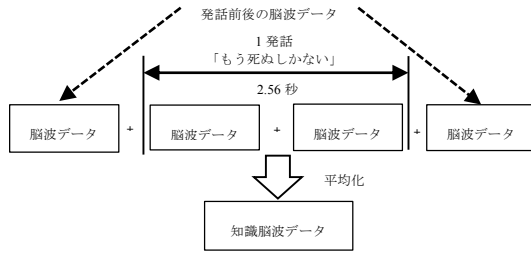


図 4 知識脳波データ作成のイメージ

5. 脳波データ知識ベース

脳波データ知識ベースは、4 章により作成した知識脳波データが格納されている知識ベースである。各データに対して、「喜び」「怒り」「悲しみ」「恐れ」のいずれかの感情がラベリングされている。一般的に人間の基本的感情は、喜び、怒り、悲しみ、不安の4つに分類される[5]。本稿では、この基本的感情の判断を目的としたため、使用する感情を「喜び」「怒り」「悲しみ」「恐れ(不安)」とした。感情・脳波取得実験より被験者1名から315個の脳波データが得られるため、315個×被験者20名分の6300個の知識脳波データが存在する。ここから本稿で用いる4感情以外の知識脳波データと、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結果、「喜び」が480個、「怒り」が629個、「悲しみ」が857個、「恐れ」が979個となった。これらの合計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

Fp1θ	Fp1α	Fp1β	...	Pzα	Pzβ	被験者	感情
0.37	0.16	0.15	...	0.43	0.22	1	怒
0.31	0.42	0.10	...	0.46	0.91	1	悲
0.61	0.82	0.66	...	0.61	0.21	2	恐
0.21	0.61	0.52	...	0.21	0.35	2	怒
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

6. 既存の感情判断手法

既存手法では、同じ感情を想起している時の脳波データは同様の電圧値が出ていると想定し、感情判断を行っている。感情判断を行う入力脳波データと脳波データ知識ベース内の全知識脳波データとの脳波特徴量間の合計距離を求める。そして、最も距離が小さい知識脳波データに付与されている感情を、入力脳波データの感情として出力している。距離計算で距離の近い知識脳波データを求める理由は、同じ感情を想起している時は類似した波形の脳波が出力されていると考えられ、距離が近い脳波同士は脳波データも類似した値が出ていると考えられるためである。本章では既存手法であるマンハッタン距離による感情判断手法につ

いて述べる。マンハッタン距離による感情判断手法では比較する知識脳波データ間における脳波特徴量同士のマンハッタン距離を全体の距離としている。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 間のマンハッタン距離 $Manhattan_Distance(A, B)$ は式(6.1)で表される

$$Manhattan_Distance(A, B) = \sum_{i=1}^{42} |a_i - b_i| \quad (6.1)$$

7. 標準化ユークリッド距離による感情判断手法

既存手法のマンハッタン距離では脳波特徴量の分散を考慮しておらず、42次元の脳波特徴量の中でデータの差異が非常に大きい次元が存在すると、その要素が全体の距離の差異に大きく影響する。そこで、本稿では脳波特徴量の分散を考慮した標準化ユークリッド距離による感情判断手法を提案する。

7.1 脳波特徴量ごとの平均値と標準偏差

データの構造を把握する際、平均値のみではそのデータがどのように分布しているか分からない。データの構造を把握する上で、平均値のほかにデータのばらつきを範囲を示す散布度を使用する。データの散布度として、分散、標準偏差といった基本統計量がある。脳波データにおける脳波特徴量を x_i とすると、本稿で使用する脳波データにおける脳波特徴量一つの分散 V 、標準偏差 σ は以下の式(7.1)、(7.2)で求められる。 μ は全脳波データにおける脳波特徴量一つの平均値、 N は脳波データの総数である。

$$V = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 \quad (7.1)$$

$$\sigma = \sqrt{V^2} \quad (7.2)$$

分散の平方根として得られる標準偏差は平均からの偏差の大小を表す。分散の平方根を取ることで、観測データと同じ単位になるため、データの把握が容易となる。

脳波データは42個の脳波特徴量から構成されるデータである。そして、脳波特徴量は電極、周波数帯域の組み合わせにより得られる電圧値であり、電極、周波数帯域によって電圧値の分布が大きく異なる可能性がある。そこで、脳波特徴量ごとの分散、標準偏差を求めることで脳波特徴量ごとのばらつき具合を数値として表すことができる。表3に全被験者の全脳波データにおける脳波特徴量の平均値と標準偏差を示す。表3から脳波特徴量間で標準偏差の値に差があることがわかる。Fp1θ, Pzβ をみると、平均の電圧値は同様の値を示しているが、標準偏差の値をみると0.280の差がある。すなわち、Fp1θよりもPzβの方が電圧値の出力にばらつきがあるということである。図5に2つの脳波特徴量のばらつきのイメージを示す。

表 3 全脳波データにおける
 脳波特徴量の平均値と標準偏差

	Fp1θ	Fp1α	Fp1β	...	Pzα	Pzβ
平均値 (μV)	0.5	0.299	0.298	...	0.391	0.5
標準偏差	0.179	0.201	0.29	...	0.42	0.387

既存手法では、各データの脳波特徴量の差を用いてデータ間の距離を求めている。しかし、これらの手法は脳波特徴量の値のみに着目した手法であり、各脳波特徴量の分散を考慮していない。このような変数間の分散を考慮せずに従来の距離計算を用いると、距離の違いは標準偏差が大きい脳波特徴量の違いになってしまい、他の脳波特徴量の差異が距離に反映されない。そこで、各脳波特徴量をその脳波特徴量の標準偏差で割り、値の分散を標準化した上でユークリッド距離計算を行うことにより、各脳波特徴量の分散を考慮した距離計算が可能となる。

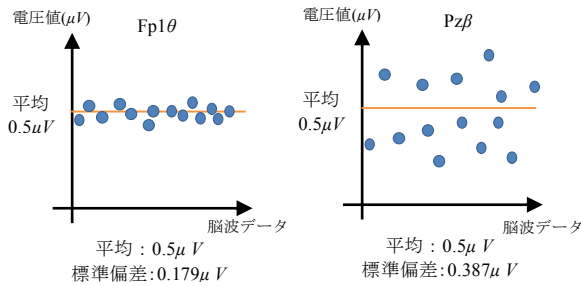


図 5 電圧値のばらつきイメージ

7.2 標準化ユークリッド距離

標準化ユークリッド距離は一般的に各次元の数値を標準化した値に変換し、ユークリッド距離計算を行う距離尺度である。標準化の式を式(7.3)に示す。

$$z = \frac{(x - \mu)}{\sigma} \quad (7.3)$$

z は標準化後の値、 x は標準化を行う値、 μ 、 σ はそれぞれ x が属するデータ群の平均値、標準偏差である。

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 間の標準化ユークリッド距離 $STDEuclidean_Distance(A, B)$ は式(7.4)で表される

$$\begin{aligned} STDEuclid_Distance(A, B) &= \sqrt{\sum_{i=1}^{42} (z_{a_i} - z_{b_i})^2} \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^{42} \left(\frac{a_i - \mu_i}{\sigma_i} - \frac{b_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2} \quad (7.4) \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^{42} \left(\frac{a_i - b_i}{\sigma_i} \right)^2} \end{aligned}$$

また、図 6 に標準化ユークリッド距離による脳波感情判断手法の例を示す。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 次元の標準化ユークリッド距離を求める。例のように 42 個の脳波特徴量の標準偏差を全脳波データ 96670 個から求め、同じ脳波特徴量の距離計算の際に使用する。図 6 の例では、知識脳波データ B が入力脳波データ A と距離が近い結果となっているため、知識脳波データ B にラベル付けされている「怒り」を出力する。

	Fp1θ	Fp1α	...	Pzα	Pzβ
入力脳波データ A	0.37	0.16	...	0.43	0.22

	Fp1θ	Fp1α	...	Pzα	Pzβ	感情
知識脳波データ B	0.31	0.42	...	0.46	0.91	怒り
知識脳波データ C	0.61	0.82	...	0.61	0.21	喜び

	Fp1θ	Fp1α	...	Pzα	Pzβ
標準偏差	0.179	0.201	...	0.42	0.387

$STDEuclid_Distance(A, B)$

$$\begin{aligned} &= \sqrt{\left(\frac{0.37-0.31}{0.179} \right)^2 + \left(\frac{0.16-0.42}{0.201} \right)^2 + \dots + \left(\frac{0.43-0.46}{0.42} \right)^2 + \left(\frac{0.22-0.91}{0.387} \right)^2} \\ &= 0.9 \end{aligned}$$

$STDEuclid_Distance(A, C)$

$$\begin{aligned} &= \sqrt{\left(\frac{0.37-0.61}{0.179} \right)^2 + \left(\frac{0.16-0.82}{0.201} \right)^2 + \dots + \left(\frac{0.43-0.61}{0.42} \right)^2 + \left(\frac{0.22-0.21}{0.387} \right)^2} \\ &= 1.4 \end{aligned}$$

図 6 標準化ユークリッド距離による感情判断手法の例

8. 評価実験

本稿で提案した標準化ユークリッド距離計算による脳波感情判断手法の精度評価を行った。評価データとして「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を用いる。また距離計算手法として、既存手法であるマンハッタン距離、提案手法である標準化ユークリッド距離の 2 つを用いる。

8.1 実験手法

実験方法は Leave One Out Cross Validation 法を用いた。Leave One Out Cross Validation 法とは、全テストデータの内 1 つを抽出して残りのデータ全てと比較を行う。同様に全てのデータに対して行うことにより、未知データに対する評価を行う手法である。20 人の被験者から取得した 2945 個の知識脳波データを入力し、全ての脳波データ知識ベース内の知識脳波データと距離計算を行った。そして、入力と最も類似している知識脳波データ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正解率を求めた。また、性別によって脳波の出方に違いがある可能性を考慮し、男

性の知識脳波データのみ、女性の知識脳波データのみ、脳波データ知識ベースをそれぞれ構築し、評価を行った。男性の評価データの内訳は「喜び」271個、「怒り」313個、「悲しみ」449個、「恐れ」422個の計1455個、女性の評価データの内訳は「喜び」209個、「怒り」316個、「悲しみ」408個、「恐れ」557個の計1490個である。

なお、本稿では2つの評価手法を提案する。入力と同じ被験者から取得したデータを脳波データ知識ベースから除いた場合（評価手法1）、入力と同じ被験者から取得したデータを脳波データ知識ベースに含めた場合（評価手法2）の2通りの評価手法を行った。

8.2 実験結果・考察

既存手法および提案手法により感情判断を行った際の精度を表4に示す。

表4 全体の実験結果

	既存手法	提案手法
評価手法1	27.88%	30.05%
評価手法2	58.64%	58.51%

評価手法1の精度をみると、標準化ユークリッド距離を用いることで、既存手法であるマンハッタン距離を用いた手法より高い精度を得ることができた。つまり、全ての被験者から取得した脳波データの標準偏差を用いて標準化ユークリッド距離を求めることで、脳波特徴量ごとに異なる分散を多少補正することができたと考えられる。しかし、評価手法2の精度をみると、標準化ユークリッド距離を用いた手法はマンハッタン距離を用いた手法よりも精度が低い結果となっている。評価手法2では入力に使われるデータ以外の知識脳波データは全て知識ベース内に存在している。本稿では、全ての被験者の脳波データから算出した標準偏差を用いたため、同被験者から取得した知識脳波データ同士の距離計算では、他の被験者の脳波データを含め、求めた標準偏差を用いたため正しく標準化できず、評価手法2での精度が向上しなかったと考えられる。次に男性の脳波データ知識ベースを用いた際の精度を表5、女性の脳波データ知識ベースを用いた際の精度を表6にそれぞれ示す。

表5 男性脳波データ知識ベース実験結果

	既存手法	提案手法
評価手法1	25.36%	26.74%
評価手法2	52.99%	54.85%

表6 女性脳波データ知識ベース実験結果

	既存手法	提案手法
評価手法1	31.14%	33.02%
評価手法2	64.16%	62.28%

表5、表6をみると標準化ユークリッド距離を用いることで既存手法よりも精度の向上がみられたが、女性被験者の評価手法2のみ、精度が下がる結果となった。男性被験者に比べ、女性被験者は脳波特徴量間での平均値や標準偏差の差が大きい。特に女性被験者の β 波はすべての電極に

おいて男性よりも平均値、標準偏差ともに高い値を示しており、分散が大きい。また、距離計算手法に関わらず、評価手法1、評価手法2ともに男性よりも女性のほうが高い精度結果となっている。以上より、脳波の出方に性差がある可能性が考えられる。

評価手法1と2を比較するとすべての評価において、評価手法2の精度が高いことがわかる。先述のとおり評価手法2では入力に使われる被験者自身の知識脳波データは知識ベースに含まれており、入力脳波データ2945個のうち、その被験者自身の知識脳波データの出力がマンハッタン距離による手法では2929個、ユークリッド距離による手法では2932個、標準化ユークリッド距離による手法では2931個となっている。この点から、本研究で扱った脳波データには個人差が存在するということが考えられる。

9. おわりに

標準化ユークリッド距離を用いた距離計算手法を提案し、評価を行った。全体の結果として、入力と同じ被験者から取得したデータを知識ベースから除いた場合は30.05%、含めた場合は58.51%の精度となった。この結果から、標準化ユークリッド距離は被験者間の脳波の電圧値の違いを補正していると考えられる。男女の比較では女性被験者の方が感情判断の精度が高い結果となった。人間の脳機能には性差があることが外部研究[6]で明らかとなっている。今後、本研究で扱った脳波データにおいても部位・周波数帯域に着目し、男女で性差が存在するか検討する必要がある。

すべての結果において2種類の評価手法の精度間には大きな差があり、脳波からの感情判断において、個人ごとに知識ベースを構築する方法が非常に有効である事がわかる。しかし、依然として精度は低く、今後も感情判断の精度を向上させるために多角的な視点から研究を続ける必要がある。

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, “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), 655-656, 2011.
- [2] 森智洋, 芋野美紗子, 土屋誠司, 渡部広一, “脳波感情判断システムのための感情と脳波の部位および周波数との関係性の分析”, 信学技報, vol. 114, no. 481, AI2014-46, pp. 35-40, 2015年3月
- [3] 脳機能研究所, “製品ラインナップ”(2015/12/26 参照) <http://www.bfl.co.jp/products/products.html>.
- [4] 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), p.176-181, 2008.
- [5] 福田正治(2003), “感情を知る-感情学入門”, ナカニシヤ出版
- [6] 大友英一, “男の脳と女の脳”, (2015/12/26 参照) http://www.e-clinician.net/vol40/no417/pdf/brain_417.pdf