

自己組織化マップによる前頭極脳波の個人差分析

～個人差を考慮した生活支援機器の開発を目指して～

Method to Confirm Individual Difference in EEG Using Self-Organizing Map

○ 伊藤伸一 (徳島大学) 濱口昌志 (ニホンフラッシュ株式会社) 佐藤克也 (徳島大学)

藤澤正一郎 (徳島大学) 山本透 (広島大学)

Shin-ichi Ito, The University of Tokushima
 Masashi HAMAGUCHI, NIHON FLUSH CO., LTD.
 Katsuya SATO, The University of Tokushima
 Shoichiro FUJISAWA, The University of Tokushima
 Toru YAMAMOTO, Hiroshima University

Abstract: In this paper, we introduce an EEG analysis technique to confirm an inter-individual difference in prefrontal cortex EEG with a single point sensing. The device for recording the EEG uses the dry-type sensor and a few numbers of electrodes. The EEG analysis adapts the feature mining on EEG pattern using a self-organizing map (SOM). The EEG patterns are determined based on the preference evaluation on sound listened to. In the preprocessing, we extract the EEG feature vector by calculating the time average on each frequency band which are θ , low- α , high- α , low- β , high- β , respectively. To confirm the inter-individual difference, we do experiments using real EEG data. These results show that the learning results by SOM on each human are clearly different when using same initial weight values for the SOM.

Key Words: EEG, Individual Difference, Self-Organizing Map

1. 諸言

ストレス社会の対策の一環として、快適な生活環境を制御するシステム(environment control system for having comfortable daily lives: ECSCDL)の需要が高まり、注目されはじめている。ECSCDLでは従来のECSの機能に加えて、ユーザの心身状態を計算機が把握し、温度・湿度・光・音・香りなどを自動で制御する機能が整備されている。しかしながら、ユーザの心身状態を把握する手法は確立されていない。原因の一つに個人差が挙げられる。本稿では、脳波を用いたECSCDL構築を考慮し、音聴取時の脳波に含まれる個人差を分析する。考案するECSCDLは日常生活場での利用が目的となるため、一人でも簡単に装着可能な脳波計測装置を使用する。また、脳波の個人差を確認するために、自己組織化マップ(Self-Organizing Map: SOM)を利用する。SOMは教師なしの学習識別機能を有し、その結果を視覚的に可視化することが可能であるという特性を持つ[1]。本稿においても、その効果を利用し、視覚的かつ定量的に個人差を確認する。さらに、提案手法の有効性を実験的に検証する。

2. 提案手法

脳波に含まれる個人差を分析するために、脳波パターン分類問題を適用する。また、パターン分類識別器としてSOMを利用し、抽出された脳波の特徴量の学習結果およびパターン分類識別結果を用いて、個人差を分析する。提案手法は脳波計測部、特徴抽出部、脳波パターン分類部に加えて個人差評価部で構成される。脳波分析法のフローチャートを図1に示す。

2-1 脳波計測

脳波計は実用的な環境下で計測を可能とするヘッドホン型脳波計測装置 MindTune (MT) を使用する。計測部位は国際 10-20 法における電極配置 Fp1 (左前頭極) にあたる箇所であり、左耳朶を基準電極とする基準電極誘導法によ

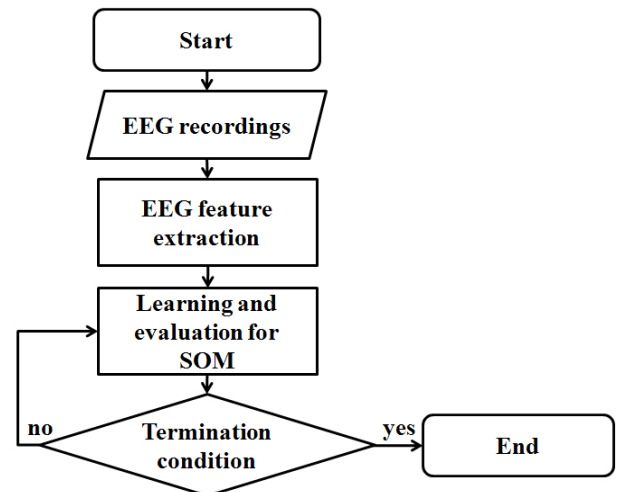


Fig. 1 Flowchart of EEG analysis.

り計測している。また、MTから観測される脳波データは、付属の脳波解析ソフトを介してPCに取り込まれる。解析ソフトでは、1秒間の脳波を高速フーリエ変換(サンプリング周波数: 512Hz)し、0.5Hz間隔で50Hzまで周波数分析される。さらに、 δ 帯域、 θ 帯域、low- α 帯域、high- α 帯域、low- β 帯域、high- β 帯域、low- γ 帯域およびhigh- γ 帯域の8帯域に分割される。このとき、各帯域の平均パワースペクトルを算出し、代表値として採用する。計測状況はいずれの被験者に対しても、若干の雑音のある計算機室内でPC用の椅子に楽な姿勢で腰を掛けた状態である。また、左耳朶と額にセンサを付着し、計測中は目を閉じてなるべく体は動かさないよう注意を促している。

2-2 特徴抽出

解析ソフトから得られる脳波の8つ周波数帯域のうち、 θ 帯域、low- α 帯域、high- α 帯域、low- β 帯域およびhigh-

β を有効な周波数帯域として抽出する。 δ 波は深い睡眠時に検出され、ノイズの影響を受けやすい帯域であるため除去し、 low_gamma 、 $high_gamma$ は 30Hz 以上の周波数であり、特殊な事例において観測される周波数帯域であるため除去した。本稿では、抽出された各帯域の時間変化を脳波の特徴量とみなす。

2-3 脳波パターン分類

パターン分類識別器には SOM を使用する。 SOM は Kohonen によって提案された人工ニューラルネットワークの理論に基づくデータ可視化手法の一つであり、分類識別器である。 また、任意の分布に従う多次元データに対して近似マップを学習的に作成する。本稿では、2 次の閉曲面に近似マップを生成する。これは、2 次元以上または開曲面の場合、中心点を変更することが可能となり、視覚的に個人差を確認することが困難になるためである。学習の方法には、ランダム選択 (repeated random sub-sampling validation) 法を用い、データセットの 80% を用いて学習する。

2-4 脳波の個人差分析の評価方法

個人差を評価するために、SOM 学習の困難度の算出および学習済み SOM の結果を用いる。困難度の指標として、学習により生成されたマップに学習データを再度入力として与え、それらデータセットに対するパターン分類率を算出する。また、視覚化された SOM による可視化結果では、SOM の初期パラメータ (荷重) を固定する。初期値が異なる場合、その結果のばらつきが著しいことから、個人差を意味する可視化結果と判断することが困難なためである。

3. 実験

被験者数は 5 名 (男性 4 名、女性 1 名) である。脳波計測は、閉眼・安静・無聴取：15sec、閉眼・安静・音楽聴取：15sec を 1 セットとし、各被験者に対して複数セット行なっている。聴取音は 15 種類とした (表 1)。脳波計測終了後に、音に対する印象評価を実施した。アンケートは「とても嫌い」「嫌い」「どちらでもない」「好き」の 4 件法を採用した。脳波パターンは主観的な嗜好パターンとし、脳波計測終了後に実施した印象評価アンケートに基づいて、印象評価の「とても嫌い」「嫌い」を合わせて 1 つの「嫌い」とし、「嫌い」「どちらでもない」「好き」の 3 つとした。印象評価の結果を表 2 に示す。また、SOM のマップサイズは 10×10 とし、学習回数は 10,000 とした。

Table 1 Kind of sounds listened to.

fire engine siren	wind bells sound	helicopter noise
cicada buzz	grade crossing	scotch tape
roar of waves	bush warbler buzz	Mosquito
fireworks	soda water	unwrapping the paper
drill noise	train noise	frictional noise of styrene foams

Table 2 Results of preference evaluation on sounds. Total indicates the total number of sounds on all and/or each subjects. All and S1 to S5 correspond with all subjects and subject 1 to 5, respectively.

	All	S1	S2	S3	S4	S5
Sex	-	male	male	male	male	Female
LikeSound	44	9	13	8	0	14
DislikeSound	178	35	48	39	24	32
Other	153	31	14	28	51	29
Total	375	75	75	75	75	75

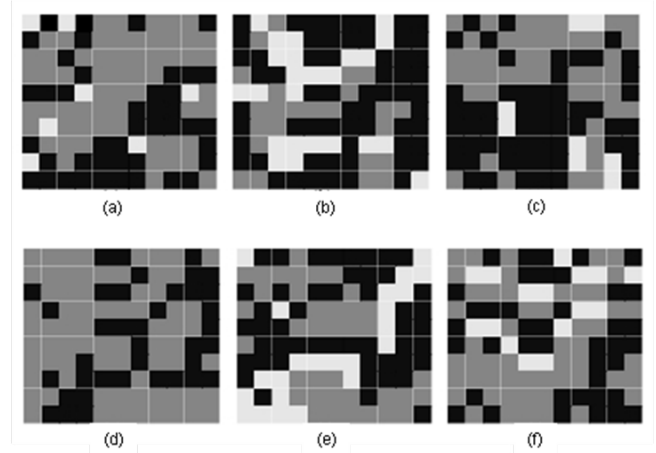


Fig. 2 Maps on each subject when the initial weight values are same. (a) to (f) are subject 1 to 5 and all subjects, respectively. White, gray and black cells indicate LikeSound, Other, DislikeSound, respectively.

Table 3 Mean of the accuracy rate for learning EEG data sets that are chosen randomly (100 trials).

	All	S1	S2	S3	S4	S5
Accuracy	0.61	0.91	0.87	0.89	0.91	0.88

4. 結果と考察

図 2 に初期荷重を固定した場合の生成された可視化結果を示し、初期荷重および学習用データの選択を各 10 回変更した場合の脳波パターン分類精度の平均値を表 3 に示す。

図 2 において、初期荷重が同値であるにも関わらず、生成されたマップのコントラストが著しく異なった。SOM はデータの類似性に基づいて近似マップが作成される特性を持つことから、それらコントラストの差が個人差を意味している可能性が示唆される。

表 3 において、すべての被験者のデータを対象とした場合、その分類識別率が 6 割程度であった。被験者ごとのデータを対象とした場合、その分類識別率は 85% 以上であった。これは、同じ嗜好パターンに対する脳活動 (脳波) が被験者ごとに異なっているためであると示唆される。

以上のことより、脳波パターンの分類問題に適用した場合、脳波の個人差は分類するパターンに対する脳波の違いで表現されると考えられる。また、SOM を適用することで、その違いを視覚的に確認する事が可能になるとと思われる。

5. 結言

本稿では、脳波の個人差を視覚的かつ定量的に表現するために、SOM を採用し、脳波のパターン分類問題に適用した。また、脳波パターンは主観的な嗜好パターンとした。その結果、可視化結果の差が個人差を意味していると示唆され、その原因は、嗜好パターンに対する脳活動が異なるためだと考えられた。

参考文献

- (1) T. Kohonen, "Self-Organizing Formation of Topologically Correct Feature Maps," *Biological Cybernetics*, 43 (1), pp. 59-69 (1982).