

脳波のフラクタル次元解析によるメタ認知判別法の提案

An Estimation Method of Metacognition with Fractal Dimension Analysis of EEG

西田周平[†], 畑田敏雄[‡], 中川匡弘[†]
Shuhei Nishida, Toshio Hatada, Masahiro Nakagawa

[†] 長岡技術科学大学, [‡] 株式会社ジェック
Nagaoka University of Technology, JECC Corporation
nishida@vos.nagaokaut.ac.jp

Abstract

In this research, a method of quantification of metacognition ability is investigated. Monitoring of thoughts and feelings is metacognition. Including metacognition in own surrounding space is meta²cognition. Metacognition is one of important ability to revise own thinking and to improve self-learning ability. This paper describe the estimation method of metacognition with EFAM and SOM.

Keywords — metacognition, EEG, Fractal Dimension, EFAM, SOM

1. はじめに

本稿では,メタ認知を「自身の思考プロセス,感情及び感覚,自身の内部状態を観察すること」,メタ²認知をメタ認知を行っている本人も含めた空間や,自身の行動を観察することと定義し,メタ認知に伴う脳電図 (EEG: Electroencephalogram) の変化を計測及び解析を行い,バイオフィードバックとして有効な情報を与える「メタ認知習得支援システム」の開発を本研究の目的とし,第一段階としてメタ認知の程度を定量化する計測できる有効なシステムの開発を行っている. EEGの自己相似性に注目し,分散スケーリング特性により求めたEEGのフラクタル次元を特徴量としたEFAM (Emotion Fractal dimension Analysis Method) [2] によって, EEGに対するフラクタル次元解析の有効性が示されている. メタ認知に関しても,同様に脳の活動から判断できると考え,認知モードの変化させる実験を行い,認知モードの判別へ適用を行った. また,フラクタル次元の変化量により敏感な解析を行うため,分類ツールとして知られている,教師なし学習のSOM (Self-Organizing Map) を用いて,分類の度合いを定量化した. 本報では, EFAMとSOMを用いた認知モードの推定手法を提案し,実験検証結果を述べる.

2. 動画注視試験

図1に示す流れで10分間×3種動画,合計30分の EEGを取得した. 実験に動画を用いたのは,複数の被験者の実験時の状態を統制するためである.

動画は安定した状態が望めるように,単調な動きのものを選択した. 本実験では,安静,メタ認知,メタ²認知の3状態に意図的になってもらう必要があるため,メタ認知,メタ²認知の概念についての理解,知識及び経験のある20~50代(男性5名,女性4名)の9名をを被験者として選出し,5回以上試験に協力してもらい,合計72回の試験を実施した. EEGの計測は,生体情報収録装置Polymate II-AP-216(ティアック(株))を採用し,電極数12[ch],サンプリング周波数1[kHz]で行った. 電極は国際10-20法を参考に,図2に示すように配置した. 動画注視試験専用, EEG計測, 動画再生の制御, フラクタル次元解析を行うためのソフトウェアを開発した. 計測, 解析にはPCはdynabook SS RX1/W9E, Core2Duo 1.20GHz((株)東芝)を使用した.

3. 解析

解析は, 1. EEGの計測とフラクタル次元の算出, 2. EFAMによる状態推定, 3. SOMによる分類指数の算出の3つのプロセスからなる. EEGの計測終了から約10分で被験者へのすべての解析は終了する. 初めに, EEGの各チャンネル間差分信号のフラクタル次元を算出する. ここで, フラクタル次元は分散スケーリング特性により, 1秒窓, 0.1秒間隔で求めた. 次に, 各認知モード中のフラ

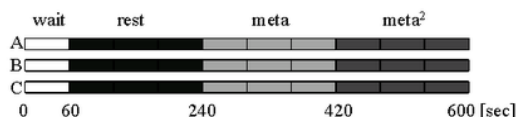


図1 実験タスク

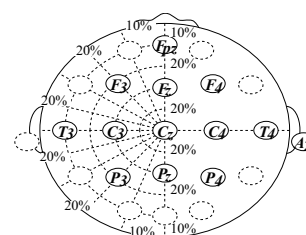


図2 電極配置

クタル次元時系列から、各認知モードの学習データとする区間を選択する。フラクタル次元時系列には、5秒の移動平均による平滑化処理を施した。次に、各状態180秒のデータから状態遷移区間として初めの60秒間を省いた区間での、20秒間のフラクタル次元時系列の分散の平均を1秒間隔で探索し、最小の区間を学習データとして選択し、各認知モードおよび注視動画について、それぞれ感性分離行列の作成を行った。感性分離行列を用いて、各状態*i*に関する推定出力 $z_i(t)$ を算出し、認識率 R_i を次式に従って算出した。

$$R_i = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \max(z_i(t), 0) \times 100 \quad (1)$$

72回の試験について、認知及び動画の違いの正認識率の関係を図3に示した。メタ認知、メタ²認知中は、EEGにおける動画影響が少なくなり認識率が下がると考えたが、認知>動画となる領域(図右下半分)に配置されたのは72回中28回と半数以下であった。これは、認識率にはフラクタル次元の変化量が反映されないためである。そこで、フラクタル次元の変化量を定量化するために、SOMを用いて各状態の分類を行った。EEGのチャンネル間差分信号のフラクタル次元時系列を入力データとした。EFAMの時と同様に状態遷移区間を省いた120秒間、計360秒間を入力データとして用いた。競合層は四角格子のトラス型を採用し、ユニット数は20×20とした。SOMで学習後のマップの一例を図4に示す。"R"、"M"、"MM"の文字は、それぞれ、安静、メタ認知、メタ²認知モードの入力データが最もよく表現されているユニットを示している。濃淡で最近傍ユニットとの類似度の強弱を表現しており、3種の認知モードが分類出来ることが確認できる。

このとき、得られたマップの最近傍の4つユニットとのユークリッド距離の和をすべてのユニットに関して求め、その総和*S*をマップの分類の程度を表す指数として定義した。*S*を各認知モード、注視動画ごとに求め、試験毎の最大値で割ったもの

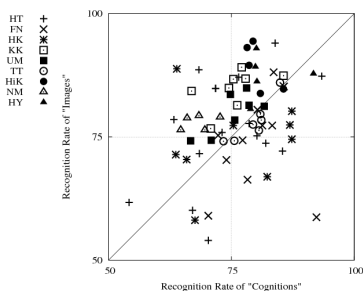


図3 認知-動画の認識率

と認識率*R*積の平均を新に実効認識率 \hat{R} とし、式(2)のように定義した。実行認識率はフラクタル次元の変化が小さい場合にEFAMの認識率*R*が小さくなるように修正する。

$$\hat{R} = \frac{1}{6} \sum_{j=1}^6 R_j S_j / S_{\max} \quad (2)$$

実効認識率における認知-動画の認識率平均の関係(図5)を見ると、認知>動画となった試験は、72回中32回で、これらの試験に関しては他の試験よりもメタ認知及びメタ²認知が明確かつ再現的に出来ていると言える。

4. 結論

本稿では、メタ認知しているかどうかの判別手法の提案を行った。EFAMの認識率とSOMによる分類指数をかけることによって、維持と明確さの2点から判別する方法を提案した。被験者9名、計72回の試験結果より、本手法によりメタ認知しているかどうか判断できることを示唆した。

参考文献

- [1] K. Ogo and M. Nakagawa, (1995) "On the Chaos and Fractal Properties in EEG Data", Electronics and Communications in Japan Part III Fundamentals, Vol.78 10 pp.27-36.
- [2] 佐藤高弘, 中川匡弘, (2002) "フラクタル次元解析を用いた感情の定量化手法", 信学技報, HIP2002-12, pp. 13-18.
- [3] T. Kohonen, (1982) "Self-organized formation of topologically correct feature maps", Biological cybernetics, Vol.43, pp.59-69.

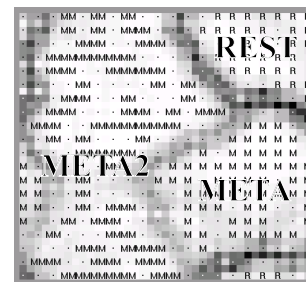


図4 認知モードマップ

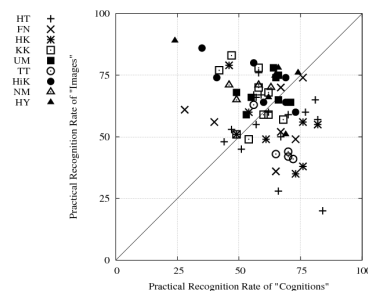


図5 認知-動画の実効認識率