情緒的刺激による MEG 変化の時系列フラクタル解析†

西村 治彦*¹・中桐 功雄*¹・水野(松本) 由子*¹・
石井 良平*²・鵜飼 聡*³・篠崎 和弘*³

脳活動時系列データに関するこれまでのフラクタル解析においては、相関積分計算に基づく相関次元(correlation dimension)が広く用いられてきた。これとは別に本研究では、時系列データが作る変動量グラフ自身のなすパターンのフラクタル次元(graph dimension)を求める時系列フラクタル解析に注目し、Higuchi による時間粗視化の方法を用いて、MEG データの時空間特性の評価有効性について検討する。時系列フラクタル解析については、これまで EEG データへの事例はあるが、MEG データへの適用は見当たらず、MEG データの時系列フラクタル次元についての解析が望まれる。具体的には、心理検査による安定傾向被験者と不安定傾向被験者の MEG データに対して時系列フラクタル解析を実施し、フラクタル次元評価と心理検査結果との対応を調べることで、心的な安定度と情緒刺激下での脳機能反応との関係性について定量的な評価を試みた。

キーワード：脳磁図、フラクタル解析、情緒刺激、グラフ次元

1. まえがき

近年、脳の新規的な測定装置が次々と開発され、脳活動状態の観測技術が進歩し[1]、EEG(脳波)や MEG(脳磁図)においても、脳の疾病や疾患のみならず、日常的な精神状態を含む脳の活動や機能性に関する様々なデータと知見の蓄積が進んでいる[2, 3]。EEG, MEGの時系列データの解析法としては、これまで、線形自己回帰モデルに始まって、フーリエ解析、ウェーブレット解析、独立成分分析、フラクタル解析、カオス解析など様々な手法が適用されてきた[4, 5, 6, 7]。その中でフラクタル解析においては、相関積分計算に基づく相関次元(correlation dimension)が広く用いられてきた。

本研究では、相関次元ではなく、時系列データが作る変動量グラフ自身のなすパターンのフラクタル次元(graph dimension)を求める時系列フラクタル解析に注目し、Higuchiによる時間粗視化の方法[8, 9, 10]

を用いて、MEG データの時空間特性の評価有効性について検討する[11]。時系列フラクタル解析については、これまで EEG データへの事例[12]はあるが、MEG データへの適用は見当たらず、MEG データの時系列フラクタル次元についての解析が望まれる。

具体的な検討内容としては、心理検査による心的な安定傾向被験者と不安定傾向被験者の MEG データに対して時系列フラクタル解析を実施し、フラクタル次元評価と心理検査結果との対応を調べることを行った。健常者における心的な安定傾向と不安定傾向の識別が MEG データから可能になれば、心的ストレス予防に役立つ手法の開発に向けた一助になると期待される。

現代は、健常とされる人のなかにも、性格的に不安定な人が含まれ、外的な情緒刺激に対して、過剰あるいは異常な形で脳の反応を起こしている者もいる。このような状況の中で、精神医療の分野でも脳を守るという視点から、脳活動の測定によって心的な安定傾向・不安定傾向を把握できる手法の検討が求められている[13, 14, 15, 16, 17]。心的活動の状況を少しでも外から客観的に捉えられるならば、ストレスへの対処の可能性が見えてくる。

2. 対象データと時系列フラクタル解析

2.1 情緒刺激と MEG 取得データ

MEG 計測においては、CTF 社製全頭型 64 チャンネル SQUID 脳磁計を使用した。64 チャンネルの配置は図 1

† Time-series fractal analysis of MEG changes induced by emotional stimulation

Haruhiko NISHIMURA, Isao NAKAGIRI, Yuko MIZUNO-MATSUMOTO, Ryouhei ISHII, Satoshi UKAI and Kazuhiro SHINOSAKI

*¹ 兵庫県立大学大学院応用情報科学研究科

Graduate School of Applied Informatics, University of Hyogo

*² 大阪大学大学院医学系研究科精神医学教室

Department of Psychiatry and Behavioral Science, Graduate School of Medicine, Osaka University

*³ 和歌山県立医科大学医学部神経精神医学教室

Department of Neuropsychiatry, Wakayama Medical University

図1 MEG 64チャネルの配置

に示すとおりであり、左半球32チャネル(L11～L52)、右半球32チャネル(R11～R52)である。F, C, P, O, Tは、脳の各部位、Frontal lobe(前頭葉)、Central sulcus(中心溝)、Parietal lobe(頭頂葉)、Occipital lobe(後頭葉)、Temporal lobe(側頭葉)の頭文字を略記したものである。サンプリング間隔は4[msec](サンプリング周波数250[Hz])で計測を行った。バンドパスフィルタは2～50[Hz]とした。

実験は20～26歳の健康成人23名に対して、インフォームドコンセントを得て行われた。各人の閉眼覚醒時において、以下の3セッションのMEG測定が各10分間連続的に実施された。

セッション1：昨日から過去の出来事を想起する。

セッション2：楽しさを引き起こす情緒刺激ビデオを2分間視聴後、ビデオ内容を想起する。

セッション3：恐怖を引き起こす情緒刺激ビデオを2分間視聴後、ビデオ内容を想起する。

計測データは各セッションにつき10分間分あるが、情緒刺激効果が経時的に薄れていく可能性なども考慮し、最初の4分間のデータを解析対象とした。サンプリング周波数が250[Hz]なので、データポイント数としては60000となる。このように、数分間のデータであっても、脳内神経細胞の発火活動の時間オーダーが1msであることから、その時系列のフラクタル性評価には十分な長さであるといえる。

2.2 心理検査評価

MEG計測とは別に、記入式性格診断テストを用いて被験者に回答してもらい、被験者の性格的安定度を調べた。項目は以下の通りである。

1. 体質的安定度：身体的に健康であるか
2. 個人的安定度：情意の適度な緊張による心理的

表1 各被験者の心理テストの結果

被験者	評価点	被験者	評価点	被験者	評価点
#1	97.7	#9	78.3	#17	36.7
#2	97.7	#10	68.3	#18	31.3
#3	93.0	#11	68.3	#19	26.7
#4	93.0	#12	65.0	#20	25.0
#5	92.7	#13	63.3	#21	16.7
#6	86.7	#14	51.7	#22	16.7
#7	86.0	#15	43.3	#23	10.3
#8	84.7	#16	36.7		

安定を保っているか

3. 社会的安定度：社会的対人関係の面でバランスがとれているか

各項目は1～99点となり、点数が大きい程安定であることを示す。23名に対するテストの結果が表1である。各人の値は上記3項目の平均値である。心理検査による値が高いほど安定傾向が強く、値が低いほど不安定傾向が強いことになる。本研究では全被験者23名中、安定傾向の上位8名(#1～#8)のMEGデータを安定傾向群データ、不安定傾向の上位8名(#16～#23)のMEGデータを不安定傾向群データとし、計16名のデータを以後の分析・評価の対象とした。

全被験者データに対して、60点を基準に安定群と不安定群に分けた場合に対する独立成分分析によるこれまでの検討からは、両者の間に脳機能反応の違いがうかがえることが報告されている[16, 17]。

2.3 時系列フラクタル解析

本節では、Higuchiによる時間粗視化法[8, 9]に基づく解析について簡単に述べる。

時刻 t におけるMEGデータを $X(t)$ ($t = 0 \sim T$) とする。粗視化スケール Δt での時系列データは、 $X(\Delta t)$, $X(2 \cdot \Delta t)$, $\dots$, $X(i \cdot \Delta t)$, $\dots$, ($i = 1, 2, \dots, [T/\Delta t]$, ただし $[\]$ はガウス記号) であり、グラフ上の隣り合う時刻のデータ間の線分は

$$\Delta L(\Delta t) = \sqrt{(X((i+1) \cdot \Delta t) - X(i \cdot \Delta t))^2 + (\Delta t)^2} \quad (1)$$

で与えられる。この場合、変量 X と時間 Δt の単位は別物であるので、単位時間の長さ表示のとり方(例えば1sec=1cmとか)により t - X 平面に表される時系列の折れ線パターンの形状(複雑さ)は大きく影響を受ける。このような不都合を取り除くためには、隣り合う2点間の長さを時間軸の表示の仕方に影響されない

$$\Delta L(\Delta t) = |X((i+1) \cdot \Delta t) - X(i \cdot \Delta t)| \quad (2)$$

の形で定義する必要がある。これにより時系列データの全長(時系列長さ)は

$$L(\Delta t) = \left(\sum_{i=1}^{\lceil T/\Delta t \rceil} |X(i \cdot \Delta t) - X((i-1) \cdot \Delta t)| \right) / \Delta t \quad (3)$$

となる。Δt で割るのは、そのときのスケール(物差し)単位で計る、すなわち、Δt を基準とした値にするためである。従って、MEGの時系列データ $X(t)$ を $\Delta t = k$ のスケールで粗視化したときの平均粗視化長さは

$$\langle L(k) \rangle \equiv \left[\left(\sum_{i=1}^{\lceil T/k \rceil} |X(i \cdot k) - X((i-1) \cdot k)| \right) \cdot \frac{T}{\lceil T/k \rceil \cdot k} \right] / k \quad (4)$$

で与えられる。ただし、 $T/(\lceil T/k \rceil \cdot k)$ の項は、数が有限なデータを k で粗視化することで生じる時系列セットのデータ数の違いを補正するためのものである。

$\langle L(k) \rangle$ と k の間に

$$\langle L(k) \rangle \propto k^{-D} \quad (5)$$

の関係が成立するとき、 $X(t)$ はフラクタル性を持ち、そのフラクタル次元(graph dimension)は D となる。時系列データが与える長さ(距離)は平面を覆っている線に過ぎないため、普通の意味での次元は 1 である。ところが、ここで導入したフラクタル次元 D は、平面をどのように覆うかを反映していることから、 D の値は 1 から 2 の間の実数値をとり得る。 $D=1$ の場合は変化が直線的である単純な様相のグラフとなり、時系列変化を予想することができるのに対して、 $D=2$ の場合は変化がほとんどランダムで全体を埋る状況であり、その時系列の変化を予測できない。つまり、単純な動きの場合にはフラクタル次元は 1 に近く、グラフ上で複雑な動きを示す時系列ならば、フラクタル次元は 2 に近い数値を示す。

3. チャンネル別フラクタル次元評価とセッション間サブトラクション手法

3.1 フラクタル次元評価

2.1 節で述べた、各セッション 4 分間の MEG 時系列データに対して解析を行う。まず、具体例として、一被験者のセッション 1 での L28 チャンルにおける MEG データを取り上げる。図 2 は、2.3 節で述べた時系列フラクタル解析の処方箋を適用した結果である。グラフ上にプロットされた $\langle L(k) \rangle$ の全データ点の集まりは直線的ではなく、上下に大きく波打った形になっている。このような場合、この MEG データからは 1 つのフラクタル次元 D ではなく、 $D_{max}=2.08$ 、 $D_{min}=1.79$ が得られ、これらの間にわたる粗視化時間による

複雑さの非一様性が認められる。

図 3 は、図 2 の D_{max} を構成する時間粗視化スケールの系列 $k=38, 64, 91, 117, \dots$ に対する時間粗視化パターンを示したものである。 D 値がほぼ 2 であるため、その波形変化は白色雑音のようにランダムに近いものになっている。また図 4 は D_{min} を構成する粗視化スケールの系列 $k=24, 51, 77, 104, \dots$ に対する時間粗視化パターンであり、 D 値が 1.79 であることからやや単純な変化パターンとなっている。そして、同一の D を与える系列内では時間スケール k が互いに大きく異なっても変位のパターンは酷似していること、 D_{max} の系列と D_{min} の系列では明らかに互いにパターンが異なっていることから、粗視化時間構造の多重性の存在が確認できる。

D_{min} を構成する粗視化スケール系列と D_{max} を構成する

図 2 MEG データ (L28 チャンル) に対するフラクタル次元評価

図 3 次元 D_{max} を構成する粗視化スケールに対する粗視化時系列パターン

図4 次元 D_{min} を構成する粗視化スケールに対する粗視化時系列パターン

る粗視化スケール系列での k の間隔はともにほぼ26になっている。このことは、図2の結果には最大で26系列の系列 r ($r=1, 2, \dots, 26$), 各 r に対して $k=r+26m$ ($m=0, 1, 2, 3, \dots$) となる、多系列の大域的時間構造が存在していると解釈できる。このようなフラクタル構造の多重性が出てくる原因としては、 $\Delta k=26$ にほぼ相当するなんらかの周期性構造の寄与が考えられる。データのサンプリングが4[msec]毎であることから、これは周波数としては $1/(4 \times 26) \times 10^3 \approx 9.6$ [Hz]に対応する。脳活動におけるアルファ波(9~11[Hz])の存在を考慮すると、ここでのフラクタル構造の多重性は、このアルファ波成分をベースとする影響の下に構成されていると考えられる。本研究での被験者16名に対する同様のフラクタル解析結果においても、このフラクタル構造の多重性に見られる系列の Δk は25, 26であることが確認できている。

以上より、フラクタル構造の多重性の特徴は、求められた D_{max} と D_{min} の差(両者のバンドの拡がり)に現れると考えられるので、評価の1次指標として

$$\Delta D = D_{max} - D_{min} \quad (6)$$

を採用した。図3, 4の時系列パターン結果からもわかるように、 $\Delta D \approx 0.2$ 程度でも大きなパターン差の存在が認められる。

以下では、1チャンネルごとに得られる図2の評価を、64(チャンネル数)×3(セッション数)×16(評価対象被験者数)=3072に対して行った。

3.2 セッション間サブトラクションによる手法

ΔD の大きさには、安定傾向群と不安定傾向群を問わず、一般に被験者による個人差や計測中のノイズの存在などの影響が含まれており、そのことが ΔD の直

図5 セッション間差分による処理フロー

接評価から安定傾向群と不安定傾向群の間の差異を断じることが難しくする。そこで、同一被験者に一挙に行われた一連の3セッション測定における ΔD のセッション間での差分をとり、 ΔD 分布での個人差とノイズ影響によるバイアスを除去することにした。図5は一被験者の左半球の ΔD データを例に、そのサブトラクション処理のフローを示したものである。まず各チャンネルごとに、セッション1, 2, 3の各 ΔD_{S1} , ΔD_{S2} , ΔD_{S3} 間の差分 $\Delta D_{S3}-\Delta D_{S2}$, $\Delta D_{S2}-\Delta D_{S1}$, $\Delta D_{S3}-\Delta D_{S1}$ をとる。次に、これらのセッション間差分(図中の縦軸においては $\Delta \Delta D$ と略記)の絶対値 $|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S2}|$, $|\Delta D_{S2}-\Delta D_{S1}|$, $|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S1}|$ に対して部位ごとにチャンネル平均を行う。具体的には、FはチャンネルL11~L34の12チャンネル、CはチャンネルL15~L35の3チャンネル、PはチャンネルL16~L27の4チャンネル、OはチャンネルL18~L47の6チャンネル、そしてTはチャンネルL41~L52の7チャンネルの値の平均である。このようにして求めた5つの部位の $|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S2}|$, $|\Delta D_{S2}-\Delta D_{S1}|$, $|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S1}|$ (図中の縦軸においては $|\Delta \Delta D|$ と略記)の値を最終的な評価値とする。右半球についても同様にして求められる。

3.3 結果の分析

3.2節で述べたセッション間サブトラクションによるバイアス除去手法を安定傾向群8名と不安定傾向群8名の対象MEGデータに適用した結果が図6と図7である。安定傾向被験者(Stable Subject)をSS1~SS8(これらの被験者は、表1における#1~#8に対

応), また不安定傾向被験者(Unstable Subject)をUS1~US8(これらの被験者は表1における#16~#23に対応)と表記している。

これらの $|\Delta D|$ に対する部位分布を比較すると,

図6 安定傾向群被験者8名に対するセッション間差分の大きさの部位別チャネル平均

図7 不安定傾向群被験者8名に対するセッション間差分の大きさの部位別チャネル平均

図8 Welchの検定による安定・不安定傾向群の識別(太線矢印箇所 $p < 0.01$, 細線矢印箇所 $p < 0.025$, 点線矢印箇所 $p < 0.05$)

その値は全体的に安定傾向群の値のほうが不安定傾向群より低い傾向が見られる。図6, 図7の結果から, 安定傾向と不安定傾向各8名の平均をそれぞれ求めたのが図8である。平均値では, 右半球頭頂葉での $|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S1}|$ を除き, すべてにおいて安定傾向群のほうが不安定傾向群よりも小さくなっている。両群間での有意差を, 分散が未知の場合についての検定法であるWelchの検定によって評価した[18]。左半球で顕著な差 ($p < 0.05$) が確認されたのは, セッション3と2の差 ($|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S2}|$) に対しては中心溝(C), 頭頂葉(P)および側頭葉(T)の各部位で, またセッション3と1の差 ($|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S1}|$) に対しては側頭葉(T)の部位であった。このことは, 恐れビデオ内容におけるセッション3と他のセッションとの間でMEG反応に違いが生じ, その違いが安定傾向群に対して不安定傾向群のほうが顕著に大きいことを示している。つまり不安定傾向群では, 恐れビデオ視聴後と楽しいビデオ視聴後, また恐れビデオ視聴後と日常想起時の間の脳反応に大きな違いが捉えられたということである。この結果は, 不安定傾向群の方が恐怖を引き起こす情緒刺激に対して敏感であるということを示唆している。ただし, 反応の違いは右半球ではこれほど顕著ではなく, 危険率10% ($p < 0.1$) で頭頂葉(P)と側頭葉(T)の部位に同様の傾向が見られた。

4. チャネルベクトル評価および経時的評価法の導入効果

4.1 時系列フラクタル解析の拡張

前章では, 頭部における64チャネルのMEG時系列データ $X_{L1}(t), \dots, X_{L32}(t), X_{R1}(t), \dots, X_{R32}(t)$ を個別の時系列として扱い, チャネルごとにフラクタル次元を計算して $\Delta D, \Delta \Delta D$ を求めた。ここでは, この

64チャンネルの中から適当な複数個のチャンネルを選択し、それらのチャンネル値を成分とするベクトルの導入を考える。このベクトルをチャンネルベクトルと呼ぶ。複数のチャンネルを構成要素とするベクトル時系列のフラクタル次元を見る場合、選択したチャンネル時系列間に同期が存在するならば、時系列の変位は小さいものとなり、粗視化長さも小さくなることから、チャンネルベクトル評価にはチャンネル間の相関性の寄与も含まれることになる。多次元ベクトルの時系列に対してフラクタル次元を評価するためには、2.3節での(2)式を、多次元(M次元)ベクトル間のユークリッド距離

$$\Delta L(\Delta t) = \sqrt{\sum_{i=1}^M (X_i(t + \Delta t) - X_i(t))^2} \quad (7)$$

に拡張すればよい。

4.2 部位チャンネルベクトルによる評価

チャンネル別に ΔD , $\Delta\Delta D$ の値を求めていた場合には、部位ごとにそれらの平均をとることによって各部位(F, C, P, O, T)のフラクタル次元を導出していた。それに対して、各部位内のチャンネルを成分とするチャンネルベクトルを構成すれば、平均操作を経ずに部位のフラクタル次元を直接求めることができる。ここでは部位ベクトルの次元を3にそろえた場合をとり上げる。部位の特徴を代表するチャンネルとしては、その配置および3.2節の結果を参考に、図9に示す3チャンネルずつを部位ごとに選択した。すなわち、左半球においては

$$X_{\text{Left-F}}(t) = (X_{L12}(t), X_{L22}(t), X_{L32}(t))$$

$$X_{\text{Left-C}}(t) = (X_{L15}(t), X_{L25}(t), X_{L35}(t))$$

$$X_{\text{Left-P}}(t) = (X_{L16}(t), X_{L26}(t), X_{L27}(t))$$

$$X_{\text{Left-O}}(t) = (X_{L18}(t), X_{L28}(t), X_{L46}(t))$$

$$X_{\text{Left-T}}(t) = (X_{L42}(t), X_{L43}(t), X_{L52}(t))$$

右半球においても、チャンネルのLをRに置き換えた同配置である。

図9 各部位ベクトルを構成する3チャンネル

図10は、被験者SS1の後頭葉(O)ベクトルデータに対する k vs $\langle L(k) \rangle$ の両対数グラフである。図2のチャンネル別の場合と同じく、最大の傾き $D_{\max}$ を与える系列と最小の傾き $D_{\min}$ を与える系列を含む粗視化時間構造の多重性が見られる。

そこで、チャンネル別のときと同様に、 ΔD のセッション間サブトラクションを安定傾向群8名と不安定傾向群8名に適用した結果が図11、図12である。両

図10 部位チャンネルベクトルによるフラクタル次元評価

図11 安定傾向群8名に対するセッション間差分の大きさ(部位チャンネルベクトルによる)

図12 不安定傾向群 8 名に対するセッション間差分の大きさ (部位チャンネルベクトルによる)

図13 部位チャンネルベクトルの場合のWelchの検定による安定傾向・不安定傾向群の識別 (点線矢印箇所 $p < 0.05$)

者を比較すると、不安定傾向群のほうが安定傾向群データよりも値が大きい傾向が見受けられる。

チャンネル別の場合と同様に、それぞれの群の平均を求め母平均の差の検定(Welchの検定)を行った結果が図13である。左半球では、中心溝(C)と頭頂葉(P)におけるセッション3と1の差($|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S1}|$)およびセッション3と2の差($|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S2}|$)に、右半球では側頭葉(T)におけるセッション3と1の差($|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S1}|$)と、セッション2と1の差($|\Delta D_{S2}-\Delta D_{S1}|$)に顕著な違い($p < 0.05$)が見られた。チャンネル別の場合

と同様に、安定傾向群に比べて不安定傾向群では、恐いビデオ内容におけるセッション3と他のセッションとの間でMEG反応に違いが生じる傾向が捉えられている。

4.3 部位交差チャンネルベクトルによる評価

チャンネルベクトルを構成する際に、同一部位内でのチャンネル選択にとらわれずに部位をまたがって選択することにより、複数の部位間での相関を反映したフラクタル次元の評価ができる。ここでは、3章での安定傾向群と不安定傾向群の違いの結果を考慮して、中心溝(C)と頭頂葉(P)と側頭葉(T)の3部位間の交差チャンネルベクトルに注目した。C-P-Tの各部位から1チャンネルずつ選択する3成分ベクトルの場合と、各部位から2チャンネルずつ選択する6成分ベクトルの場合の、2通りでC-P-T部位交差を評価した。具体的には、C-P-T部位交差3成分ベクトルとして、

$$X_{\text{Left-CPT-3}} = (X_{L25}, X_{L27}, X_{L43})$$

C-P-T部位交差6成分ベクトルとして、

$$X_{\text{Left-CPT-6}} = (X_{L15}, X_{L25}, X_{L26}, X_{L27}, X_{L43}, X_{L52})$$

とした。右半球においても選択方法は同様である(チャンネルにおけるLをRに変更)。

図14、図15が安定傾向群8名と不安定傾向群8名のそれぞれの ΔD にセッション間サブトラクションの手法を適用した結果である。左半球において、3チャンネル選択と6チャンネル選択の場合ともに両群の間で大きな差異が見られる。各8名の平均に対して母平均の差の検定(Welchの検定)を行った結果が図16である。危険率5%($p < 0.05$)での有意差は、左半球では3成分、6成分ベクトルの場合ともに全てのセッション間差分において見られ、右半球では3成分ベクトルにおけるセッション3と2の差($|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S2}|$)に見られた。さらに、左半球での3成分および6成分ベクトルにおけるセッション3と2の差($|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S2}|$)は危険率1%($p < 0.01$)まで、左半球での3成分ベクトルにおけるセッション2と1の差($|\Delta D_{S2}-\Delta D_{S1}|$)および3と1の差($|\Delta D_{S3}-\Delta D_{S1}|$)は危険率2.5%($p < 0.025$)までの顕著な有意差となっている。すなわち、不安定傾向群の値のほうが安定傾向群の値よりも大きい傾向が強く出ている。この結果から、3章でのチャンネル別の場合に見られた両傾向群での差の特徴を集約できるチャンネルベクトル構成にすることにより、識別性能を大きく向上させることができた。

図14 安定傾向群 8名に対するセッション間差分の大きさ (部位交差ベクトル (C-P-T) による)

図15 不安定傾向群 8名に対するセッション間差分の大きさ (部位交差ベクトル (C-P-T) による)

図16 部位交差ベクトル (C-P-T) の場合のWelchの検定による安定傾向・不安定傾向群の識別 (太線矢印箇所 $p < 0.01$, 細線矢印箇所 $p < 0.025$, 点線矢印箇所 $p < 0.05$)

4.4 経時的分析

ここまでは取得MEGデータに対して、データポイント数60000(測定開始から4分間)の時系列データを対象にフラクタル次元を評価してきたが、ビデオ視聴後の内容想起への意識弛緩等の影響を想定すると、次元の経時変化の検討も有用であると考えられる。そこで、時系列データを経時的に4分割し、データポイント数15000(1分)ごとに $\Delta\Delta D$ を求め、その経時的分

Stable subjects' average

Unstable subjects' average

図17 部位交差ベクトルの場合における経時変化の平均

析を行った。

部位交差チャネルベクトルデータに対する4.3節での手法に基づく、この分析の安定傾向群8名と不安定傾向群8名への適用結果を図17に示す。左半球におけるこれらの結果からは、安定傾向群の被験者と不安定傾向群の被験者では、安定傾向群の経時的変位のほうが不安定傾向群のものよりも小さい(単調)である傾向が見受けられる。このことは、安定傾向群の被験者ではビデオの影響が視聴後経時的に薄れていくのに対し、不安定傾向群の被験者では、影響が比較的長く残留していることを示唆している。ここでは左半球の結果のみを示したが、右半球においても上記の傾向は同様であることが確認できている。また、チャネル別の場合にも同様の傾向の結果が得られている。

5. むすび

本研究では、MEG時系列データにおける挙動の複雑性を定量化するために時系列フラクタル解析を導入し、その解析を通して被験者の性格における安定傾向と不安定傾向を識別する手法を提案し、その有効性を被験者23名(そのうち安定傾向群8名、不安定傾向群8名)のデータに基づいて検証した。

その結果、個人差やノイズなどの影響を、測定時の3セッション(日常の出来事の想起時、楽しさを引き起こすビデオ視聴後、恐怖を引き起こすビデオ視聴後)間の差分をとることで除去し、情緒刺激下におけるMEG時系列データのフラクタル構造変化を捉え、安定傾向群と不安定傾向群が互いに異なったフラクタル構造を持つことが分かった。このことから、本研究で提案した時系列フラクタル解析に基づく手法は、安定傾向群(心理テスト結果>80点)と不安定傾向群(心理テスト結果<40点)の分離が可能である($p < 0.05$)ことが確認された。さらに、MEGデータを4分割し、その各々の時系列領域に対して経済的にフラクタル性を評価することにより、安定傾向群の被験者ではビデオの影響が経時的に薄れていくのに対し、不安定傾向群の被験者では影響が長く残留していることが示唆された。今後、被験者数を増やし、分析を深めるとともに、このような時間経過にともなう変位の度合の評価指標の導入も必要である。

解析方法としては、本稿ではセッション間差分を用いて、個人差の影響やノイズの除去を行ったが、独立成分分析によってノイズ成分を抽出し、それを排除したデータのフラクタル次元を求める方法も考えられる。この場合には、フラクタル次元の多重性を表す ΔD のレベルで安定傾向と不安定傾向の判別を行える可能性がある。その際、本稿では掘り下げることがで

きなかった脳活動状態と ΔD の直接的な関係性についても考察を進める必要がある。

本研究では、左半球の方が右半球よりも安定傾向と不安定傾向の差異が出やすい傾向も見受けられ、今後は左右両半球におけるフラクタル性の差異の評価も課題として残されている。また、本研究では、心理的に安定・不安定な者を情緒的な負荷刺激に対する脳反応の違いから判別できるかが課題であったが、今後は情緒的以外の一般的な刺激に対しても時系列フラクタル解析による手法の有効性を検証してゆきたい。

謝辞

本研究の一部は日本学術振興会の科学研究補助金(19500606)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 武田常広：脳工学，コロナ社，2003.
- [2] 高倉公明，大久保昭行：MEG-脳磁図の基礎と臨床-，朝倉書店，1994.
- [3] 原宏，栗城真也：脳磁気科学-SQUID計測と医学応用-，オーム社，1997.
- [4] 品川嘉也，瀬野裕美：医学・生物学とフラクタル解析，東京図書，1992.
- [5] 児玉泰輝，合原一幸，今田俊明，小谷誠：脳磁図データの相関次元解析，医用電子と生体工学，Vol.31，No.4，pp.339-345，1993.
- [6] 鶴紀子編：臨床脳波と脳波解析，新興医学出版社，2000.
- [7] S.N. Sarbadhikari and K. Chakrabarty：Chaos in the brain:a short review alluding to epilepsy, depression, exercise and lateralization, Medical Engineering & Physics 23, pp.445-455, 2001.
- [8] T. Higuchi：Approach to an Irregular Time Series on the Basis of the Fractal Theory, Physica, Vol. D31, pp.277-233, 1988.
- [9] 樋口知之：時系列フラクタル解析，統計数理，Vol.32，No.2，pp.209-233，1989.
- [10] 西村治彦，新地辰朗：1次元セルオートマトンの時系列フラクタル解析，情報処理学会論文誌，Vol.36，No.4，pp.787-796，1995.
- [11] 中桐功雄，西村治彦，水野(松本)由子，鶴銅聡，石井良平，稲田絃，篠崎和弘：時系列フラクタル解析法を用いた情緒的刺激によるMEG変化の検討，日本生体磁気学会誌(第20回大会論文集)，Vol.18，No.1，pp.280-281，2005.
- [12] A. Accardo, M. Affinito, M. Carrozzi, and F. Bouquet: Use of the fractal dimension for the analysis of electroencephalographic time series, Biological Cybernetics, 77, pp.339-350, 1997.
- [13] F.X. Castellanos, J.N. Giedd, W.L. Marsh, S.D. Hamburger: Quantitative brain magnetic resonance imaging in attention-deficit hyperactivity disorder, Archives of General Psychiatry, Vol.53 No.7, pp.607-616, 1996.

- [14] R.J. Barry, A.R. Clarke, R. McCarthy, M. Selikowitz : EEG coherence in attention- deficit/hyperactivity disorder: a comparative study of two DSM- IV types, Clin Neurophysiol. 113 (4) , pp.579- 85, 2002.
- [15] D.J. Nutt, A.L. Malizia: Structural and functional brain changes in posttraumatic stress disorder, J Clin Psychiatry, 65(suppl 1) , pp.11- 17, 2004.
- [16] 水野(松本)由子, 鵜飼聡, 石井良平, 甲斐島武, 篠崎和弘: 性格安定度は脳波でわかるかについての一考, 臨床神経生理学, Vol.33, No.4, pp.215-219, 2005.
- [17] Y. Mizuno-Matsumoto, T. Kaishima, S. Ukai, R. Ishii, M. Azuma, H. Nishimura, H. Horio, K. Shinozaki, and H. Inada: A newly developed independent component analysis for magnetoencephalography, 6th Asian-Pacific Conf. on Medical and Biological Engineer. (APCMBE 2005) IFMBE Proceedings, Vol.8 Apr. 2005. (CD-ROM)
- [18] 稲垣宣生: 数理統計学, 裳華房, 2003.
(2007年6月15日 受付)
(2007年11月12日 採録)
- [問い合わせ先]
〒650-0044 神戸市中央区東川崎町1-3-3
ハーバーランドセンタービル
兵庫県立大学大学院 応用情報科学研究科
西村 治彦
TEL: 078-367-8618
FAX: 078-367-8618
E-mail: haru@ai.u-hyogo.ac.jp

著者紹介

にしむら しょうや
西村 治彦 [非会員]

1985年神戸大学大学院自然科学院研究科博士課程修了。1989年広島大学医学部助手。1990年兵庫教育大学助教授。1999年同教授。2004年より兵庫県立大学大学院・応用情報科学研究科教授。知能化・複雑システムの情報科学技術、生体信号・ヘルスケア情報科学等の研究に従事。学術博士。2001年システム制御情報学会論文賞受賞。IEEE、電子情報通信学会、システム制御情報学会、計測自動制御学会などの各会員。

なかざり いさお
中桐 功雄 [非会員]

2004年姫路工業大学工学部情報工学科卒業。2006年兵庫県立大学大学院応用情報科学研究科修士課程修了。在学中は主として生体情報のデータマイニングに従事。2006年4月大和製衡株式会社入社。現在、産機設計課において設計・開発業務に従事。

みずの まつもと ゆうこ
水野(松本) 由子 [非会員]

1996年阪大大学院医学研究科博士課程了。2003年同大学院工学研究科博士後期課程了。1991年阪大医学部付属病院研修医。1996年同大機能画像診断学医員。1998年同大基礎工・情報・ポストクリサチアソシエイト。1999年Johns Hopkins University, Postdoctoral Research Fellow。2000年大阪城南女子短大助教授。2004年兵庫県立大学大学院応用情報科学研究科助教授。2007年同准教授。博士(医学・工学)。日本臨床神経生理学会認定医・認定技術師(脳波分野)。日本精神神経学会。日本生体医工学会。日本医療情報学会。日本生体磁気学会。日本医用画像工学会。SFN各会員。

いし い りょうへい
石井 良平 [非会員]

1999年阪大大学院医学研究科博士課程了。同年同大学院医学部研究科精神医学教室研究生。2001年トロント大学ロットマン研究所留学。2003年同大学助手。2007年同大学助教。博士(医学)。精神保健指定医。日本医師会認定産業医。日本臨床神経生理学会認定医(脳波分野)。日本精神神経学会。日本老年精神医学会各専門医。ISACM(国際臨床脳磁図学会)。日本てんかん学会。日本生体磁気学会。日本生物学的精神医学会。日本臨床精神神経薬理学会各会員。

う かい さとし
鵜飼 聡 [非会員]

1983年阪大・医・医卒。阪大医学部附属病院精神神経科研修医。大阪警察病院神経科。国立療養所松籟荘精神科。国立大阪病院精神神経科。阪大医学部附属病院精神神経科医員の勤務を経て。2000年阪大大学院医学研究科助手。2005年同講師。2006年和歌山県立医科大学医学部講師。2007年同准教授。博士(医学)。日本精神神経学会。日本生物学的精神医学会。日本臨床神経生理学会。日本医用画像工学会各会員。

しの さき かずひろ
篠崎 和弘 [非会員]

1978年阪大・医・医卒。1989年阪大医学部精神医学教室助手。1998年同大学講師。同大学助教授。2003年和歌山県立医科大学教授。2008年同大健康増進・癒しの科学センター長。博士(医学)。日本精神神経学会(編集委員)。日本臨床神経生理学会(評議員)。日本生物学的精神医学会(評議員)。日本老年精神医学会(評議員)。日本てんかん学会(評議員。編集委員)など。

Time-series fractal analysis of MEG changes induced by emotional stimulation by

Haruhiko NISHIMURA, Isao NAKAGIRI, Yuko MIZUNO - MATSUMOTO,
Ryouhei ISHII, Satoshi UKAI and Kazuhiro SHINOSAKI

Abstract :

In fractal analyses of EEG (Electroencepharography) and MEG (Magnetoencepharography) signals, the correlation dimension based on the correlation integral has usually been applied so far. In this research, we use the graph dimension obtained by the time-series fractal analysis by Higuchi's algorithm, and evaluate the MEG recordings for mentally stable 8 subjects and unstable 8 ones chosen among 23 subjects based on the result of psychological test. The fractal dimensions to the total 64 channels were determined every subject based on the relation between the coarsened time scale and the corresponding coarsened time-series length for the MEG data. In this result we found a multiple overlap structure of fractal dimensions (from the minimum dimension D_{min} to the maximum one D_{max}), so that we introduced its measure, $\Delta D = D_{max} - D_{min}$. MEG recording during 3 sessions (10 minutes each) was executed for each subject. In session 1 a subject had remembered his/her daily events for 10 minutes. Continuously in sessions 2 and 3 the subject had remembered the contents of video after watching a cheerful video footage and a horrible and frightening video footage (2 minutes each), respectively. Mutual subtraction among three ΔD values by these 3 sessions enables to eliminate the noise under measurements and the personal equations. Owing to this method we could catch the variance of fractal structure in MEG data induced by different emotional stimuli, and revealed the difference between the mentally stable and unstable groups through the statistical examination. Not only the above discrete (scalar) application for each channel, the application of channel vector which consists of plural channels was examined. As the selection way of plural channels, two cases were considered, one is intra-area selection and the other is inter-area selection from the areas in cerebral cortex. As a result we could improve the discrimination ability of our method for the mentally stable and unstable groups by integrating the features of selected channels. Furthermore, we divided the MEG data in four time stages and evaluated the time dependency of fractal structure. With this analysis, there seemed that video's influence on the stable group subjects keeps fading away in time, but that on the unstable group subjects is long remaining.

Keywords : MEG, fractal analysis, emotional stimulation, graph dimension

Contact Address : **Haruhiko NISHIMURA**

*Graduate School of Applied Informatices, University of Hyogo
Harborland BLDG, 1-3-3, Higashikawasaki-cho, Chuo-ku, Kobe, 650-0044 JAPAN*
TEL : 078-367-8618
FAX : 078-367-8618
E-mail : haru@ai.u-hyogo.ac.jp