多次元有向コヒーレンスによる α 律動の因果性解析

非会員 阪田 治 (筑波大学)
 非会員 今西なお美 (GE横河メディカルシステム(株))
 非会員 島田 尊正 (筑波大学)
 正員 椎名 毅 (筑波大学)
 非会員 斉藤 陽一 (脳波計量解析研究所)

Causality Analysis of Alpha Activities by Multidimensional Directed Coherence

Osamu Sakata, Non-member (University Of Tsukuba)

Naomi Imanishi, Non-member (GE Yokogawa Medical Systems, Ltd.)

Takamasa Shimada, Non-member, Tsuyoshi Shiina, Member (University of Tsukuba)

Yoichi Saito, Non-member (Research Institute for EEG Analysis)

Alpha activities as a basic component of EEG (electroencephalogram) are mainly observed with eye-closed and reported state, and indicates rhythmic and diffused pattern on the scalp. Therefore analysis of the relation among many sequences of alpha activities measured at different positions on the scalp is expected to be useful not only for diagnosing psychiatric disease, but also for investigating mechanism of brain information processing by means of causality analysis, that is, macroscopic estimation of flow pattern within brain. Although directed coherence analysis has been proposed as a method for estimating the direction and magnitude of information flow between two sequences, superposition of results for each pair of sequences can not represent true relation among the whole sequences.

In this paper, we proposed the multidimensional directed coherence analysis by modifying two-channel formula in order to apply it to the analysis of multi-channel sequence of alpha activities. Results of simulation revealed that multidimensional directed coherence can indicate more quantitatively the relation among the multi-channel sequences compared with conventional two-channel formula. Moreover, the proposed method was applied to the analysis of EEG data of normal volunteer and patient. Results show that the method can provide a useful diagnostic information by assessment of the signal flow pattern within brain.

キーワード：脳波解析, α 波, 多次元有向コヒーレンス, 因果性解析

1 まえがき

脳波は比較的周期性のある波で、脳を構成している神経要素の活動の総和を示している。周波数帯で分類される δ 波(3Hz以下)、 θ 波(4~7Hz)、 α 波(8~13Hz)、 β 波(14Hz以上)があるが、中でも α 波は振幅が緩やかに変化する正弦波様の波で α 律動とも呼ばれ、覚醒での閉眼安静時に頭皮上に広範囲に現れる^[1]。このため、 α 律動のように頭皮上の多数点で得られる複数の時系列信号を、多次元時系列として同時に扱い、各信号間の相互関係を調べることで内部機構の情報が得られる可能性が大きくなる。

これまでも、 α 律動の解析法として、OzakiとSuzukiによるクロススペクトルを用いた解析法^[2]や、Thatcherらによる多部位コヒーレンスの結果を用いた解析^[3]、などが報告されている。しかしこれらは、多点間の相関関係をある程度推定することができるが、複数の信号成分があるとき、それらの間の情報の流れを、方向まで含めて特定するには適していない。

これに対し、時系列間の因果関係を、情報の流れる方向と相関の強さを示す量を推定する方法として、赤池らが示した相対パワー寄与分析法^{[4][5]}や、神竹らにより提案された有向コヒーレンス解析法^[6]がある。両者ともARモデルを用いているが、前者が信号源と測定時系列の数が等しいのに対し、後者は、測定時系列と同数の独立な信号の他に、全時系列に共通の信号源を考えている点異なる。このため、有向コヒーレンスでは、脳波で想定されるような測定部位の広範囲に共通に影響を及ぼす成分がある系でも、より適切なモデル化が可能となる。これにより頭皮上の異なる部位にある電極から得られる各脳波間の因果性を調べることで、脳内の情報の流れをマクロ的に捕らえることが可能になる。この他に、時系列間の因果関係を調べる手法として、信号のエントロピーに基づく有向情報量解析^[7]やインバージョン解析^[8]などが提案されているが、これは伝播遅延など波形全体としての関係を調べるのに適しているのに対し、有向コヒーレンスは周波数の関数として表されるので、 α 律動のよ

図1 2系列の信号生成モデル
Fig.1 A model of linear system for generating two time sequences.

うな特定周波数帯域を持つ脳波について、頭皮上の異なる部位間の因果関係を調べるのに適している。

これまで我々は、頭皮上の多数の電極から得られる脳波に対し、任意の2系列間の有向コヒーレンスを解析し、その2点間の情報の流れの表示を試みてきた。^{[9][10]} また最近では、同様な考えで音の感性を定量的に評価しようとする研究も報告されている。^[11] しかし、これらは2つの相対的な相関を示すことはできるが、各2対を合わせた3つ以上の系列について同一基準で比較をしたことにはなっていない。さらに、解析に2系列を用いた場合、その他の系列からの信号成分を2系列間の情報の流れと誤って解釈する恐れがある。

そこで、われわれは、より定量的に頭皮上全体の因果性を解析することを目指し、測定点すべての信号を同時に考慮した多次元有向コヒーレンス解析法を検討してきた。

本論文ではまず有向コヒーレンス解析の原理とそれを拡張した多次元有向コヒーレンス解析法について述べる。さらに多次元有向コヒーレンスの有効性をシミュレーションによって確かめ、実脳波データに応用した結果を示す。

2 有向コヒーレンスによる因果性解析

(2.1) コヒーレンスと有向コヒーレンスによる解析

コヒーレンス解析法は2つの時系列間の相関関係を各周波数成分ごとに解析する手法であり、一般に時系列 \$x\$ と \$y\$ の間のコヒーレンスは

$$\gamma(f) = \frac{P_{xy}(f)}{\sqrt{P_x(f) \cdot P_y(f)}} \quad (1)$$

で定義される。ここで、\$P_x(f)\$ と \$P_y(f)\$ はそれぞれ時系列 \$x\$ および \$y\$ のパワースペクトル、\$P_{xy}(f)\$ は時系列 \$x\$ と \$y\$ の間のクロス

ベクトルである。コヒーレンスはすべての周波数 \$f\$ において

$$0 \leq |\gamma(f)| \leq 1 \quad (2)$$

を満たす。\$|\gamma(f)|\$ がある特定の周波数 \$f\$ で 0 になれば、時系列 \$x\$ と \$y\$ はその周波数で無相関であると解釈され、またすべての周波数で \$|\gamma(f)| = 1\$ ならば、時系列 \$x\$ と \$y\$ には完全な相関があると解釈される。したがって、コヒーレンスを用いることで各部位間のリズムの共通性を調べることが可能となる。つまりある1点が信号源であり、別の1点が到達点であるというような、情報の流れが1方向に決まっている場合においては、コヒーレンス \$\gamma\$ の振幅が相関の強さを示し、\$\gamma\$ の位相から2点間の情報の伝達時間がわかる。

しかし、脳波のように情報の流れを1方向に特定することができない場合、コヒーレンスでは不十分である。このような場合に対処する方法として、有向コヒーレンスの概念が神竹、齊藤らによって提案された^[6]。これは、図1に示すような線形の信号生成モデルを考える。なお、脳波を線形システムやARモデルで表すこと自体は、以前から数多くの研究報告がなされており、その妥当性が示されている。^{[12][13][14]}

図1で時系列 \$x\$ と \$y\$ がそれぞれ主として、互いに独立な信号源 \$w_x\$ および \$w_y\$ により駆動され、同時に互いに他の信号源の影響も受けるものとする。\$A_{xx}\$、\$A_{yy}\$ は自己の信号源からの伝達関数で、\$A_{xy}\$、\$A_{yx}\$ は他の信号源からの伝達関数を表す。また、\$b_{xx}\$、\$b_{yy}\$ などは重み係数を示す。さらに、\$x\$、\$y\$ は \$w_x\$、\$w_y\$ の双方に無相関な信号源 \$w_s\$ の影響も受けるものとし、\$b_{ys}\$、\$b_{xs}\$ は信号源 \$w_s\$ からの経路の重み係数を示す。これを定式化すると次のように表される。

$$\begin{pmatrix} x(n) \\ y(n) \end{pmatrix} = \sum_{m=1}^M \begin{pmatrix} \alpha_{11}^m & \alpha_{12}^m \\ \alpha_{21}^m & \alpha_{22}^m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x(n-m) \\ y(n-m) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{xx} & 0 & b_{xs} \\ 0 & b_{yy} & b_{ys} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_x(n) \\ w_y(n) \\ w_s(n) \end{pmatrix} \quad (3)$$

このとき、\$w_x\$ と \$y\$ では信号伝搬方向が \$w_x\$ から \$y\$ と決まっており、\$w_x\$ が主として \$x\$ の信号源である点を考慮して \$w_x\$ と \$y\$ のコヒーレンス

$$\gamma_{yx}(f) = \frac{P_{yw_x}(f)}{\sqrt{P_{w_x}(f) \cdot P_y(f)}} \quad (4)$$

を求めると、これは \$x\$ から \$y\$ への情報の流れの程度を表していると思わせる。これを有向コヒーレンスと称する^[6]。同様に、\$y\$ から \$x\$ への有向コヒーレンスが次のように定義される。

$$\gamma_{xy}(f) = \frac{P_{xw_y}(f)}{\sqrt{P_{w_y}(f) \cdot P_x(f)}} \quad (5)$$

〈2.2〉多次元有向コヒーレンスによる解析 一般に、脳波データは頭皮上に配置した多数の電極(8~32ch)より得られる。しかし、この場合、多数の時系列について、任意の2つの時系列を選択して式(4)(5)を適用し、それらを統合しても、多数の時系列間の関係を全体的に捉えたことにはならないのがわかる。すなわち、3つの時系列 x, y, z の場合を考えると、 x と y の組み合わせの際は図1に示すモデルによれば w_x からの信号のすべては x と y のどちらかに流れるものとしているが、実際には z への寄与分も考える必要がある。他系列を同時に考えたモデルとのずれが生じてくる。さらに、解析に用いた2系列以外からの信号成分を2系列間の情報の流れと誤って解釈する恐れがある。

したがって、本研究では2系列間の有向コヒーレンスを拡張した多次元有向コヒーレンス解析法を提案する。まず、図2のような信号生成のモデルを考え、式(6)に示すような $(k+1)$ 入力 k 出力の多次元の AR モデルで表されるとする^[15]。

$$x_n = \sum_{m=1}^M \alpha_m x_{n-m} + \beta w_n \quad (6)$$

ただし、

$$x_n = \begin{pmatrix} x_1(n) \\ x_2(n) \\ \vdots \\ x_k(n) \end{pmatrix}, \quad \alpha_m = \begin{pmatrix} a_{11}^m & a_{12}^m & \cdots & a_{1k}^m \\ a_{21}^m & a_{22}^m & & a_{2k}^m \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ a_{k1}^m & a_{k2}^m & \cdots & a_{kk}^m \end{pmatrix}$$

$$\beta = \begin{pmatrix} b_{11} & 0 & b_{1s} \\ & b_{22} & b_{2s} \\ & & \ddots & \vdots \\ 0 & & & b_{ks} \\ & & & b_{kk} & b_{ks} \end{pmatrix}, \quad w_n = \begin{pmatrix} w_1(n) \\ w_2(n) \\ \vdots \\ w_k(n) \\ w_s(n) \end{pmatrix} \quad (7)$$

また、 a_{ij}^m は AR 係数であり、入力系列 w_i は時系列 $x_i(n)$ の信号源である。また $w_s(n)$ は $x_i(n)$ ($i=1,2,\dots,k$) に共通な信号源であり、 $w_i(n)$ 、 $w_s(n)$ は共に平均値 0 で分散が 1 の互いに独立な白色雑音である。ここで、式(6)の両辺をフーリエ変換すると次式ようになる。

$$X(f) = A(f) \cdot \beta \cdot W(f) \quad (8)$$

ただし、

$$X(f) = \begin{pmatrix} X_1(f) \\ X_2(f) \\ \vdots \\ X_k(f) \end{pmatrix}, \quad W(f) = \begin{pmatrix} W_1(f) \\ W_2(f) \\ \vdots \\ W_k(f) \\ W_s(f) \end{pmatrix}$$

図2 多系列の信号生成モデル

Fig. 2 A model of linear system for generating multi-channel sequences.

$$A(f) = \begin{pmatrix} A_{11}(f) & A_{12}(f) & \cdots & A_{1k}(f) \\ A_{21}(f) & A_{22}(f) & & A_{2k}(f) \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ A_{k1}(f) & A_{k2}(f) & \cdots & A_{kk}(f) \end{pmatrix}$$

$$= (I - \sum_{m=1}^M \alpha_m e^{-j2\pi f m \Delta t})^{-1} \quad (9)$$

ここで、 $X_i(f)$ 、 $W_i(f)$ 、 $W_s(f)$ は、 $x_i(n)$ 、 $w_i(n)$ 、 $w_s(n)$ のフーリエ変換、 I は単位行列、 Δt はサンプル間隔である。また、 $w_i(n)$ 、 $w_s(n)$ のパワースペクトル $P_{w_i}(f)$ 、 $P_{w_s}(f)$ およびクロススペクトル $P_{w_i w_j}(f)$ 、 $P_{w_i w_s}(f)$ は、次の関係を満たす。

$$P_{w_i}(f) = P_{w_s}(f) = 1 \quad (i=1,2,\dots,k) \quad (10)$$

$$P_{w_i w_j}(f) = P_{w_i w_s}(f) = 0 \quad (i, j=1,2,\dots,k; i \neq j) \quad (11)$$

また、時系列 $x_i(n)$ のパワースペクトル $P_{x_i}(f)$ およびクロススペクトル $P_{x_i x_j}(f)$ は式(8)の $X(f)$ を用いてそれぞれ次式のように求めることができる。

$$\begin{pmatrix} P_{x_1}(f) & \cdots & P_{x_1 x_k}(f) \\ & \ddots & \\ P_{x_k x_1}(f) & \cdots & P_{x_k}(f) \end{pmatrix}$$

$$= E[X(f) \cdot X(f)^*]$$

$$= A(f) \cdot \beta \cdot \beta^* \cdot A^*(f) \quad (12)$$

ただし、 E はアンサンブル平均、 $*$ は行列の複素共役・転置を表す。これから、多次元有向コヒーレンスを次のように定義する。

$$\begin{aligned}\gamma_{ij}(f) &= \frac{P_{x_i w_j}(f)}{\sqrt{P_{x_i}(f) \cdot P_{w_j}(f)}} \\ &= \frac{A_{ij}(f) \cdot b_{jj}}{\sqrt{P_{x_i}(f)}} \quad (i, j = 1, 2, \dots, k) \quad (13)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma_{is}(f) &= \frac{P_{x_i w_s}(f)}{\sqrt{P_{x_i}(f) \cdot P_{w_s}(f)}} \\ &= \frac{A_{i1}(f) \cdot b_{1s} + \dots + A_{ik}(f) \cdot b_{ks}}{\sqrt{P_{x_i}(f)}} \\ &\quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (14)\end{aligned}$$

この $\gamma_{ij}(f)$ は $w_j \rightarrow x_i$ という時系列間の信号の流れを示す多次元有向コヒーレンスであり、 w_j が x_i の主たる信号源であることから、 $x_i \rightarrow x_i$ の情報の流れの程度を表していると見なせる。また $\gamma_{is}(f)$ は共通の信号源 w_s から x_i への信号の流れを示す多次元有向コヒーレンスである。式(13)は、〈2. 1〉で述べた有向コヒーレンスの式(4) (5)と同じ形をしているが、式(12)の A_{ij} 、 b_{jj} は測定された多チャンネルの時系列をすべて考慮して得られたものである。以下では、2 系列のデータのみを用いた〈2.1〉の方法を 2 系列間有向コヒーレンスと称し、ここで提案する一般的な多次元有向コヒーレンスと区別している。

〈2. 3〉 AR 係数、重み係数の算出法 図2や式(6)で表せる自己回帰モデルの AR 係数は次のように推定できる。^[4] すなわち、 $x_i(n)$ と $x_j(n)$ の共分散関数 $C_{ij}(k) = E[x_i(n) \cdot x_j(n-l)]$ を (i, j) 成分とする $M \times M$ 行列の共分散行列を C_l とすると、式(7)のベクトル x_n を用いて $C_l = E[x_n \cdot x_{n-l}^T]$ ($l = 0, 1, 2, \dots, M$) と表される。これらと、式(6)より、次の Yule-Walker 方程式が得られる。

$$C_l = \sum_{m=1}^M \alpha_m C_{l-m} \quad (l = 1, 2, \dots, M) \quad (15)$$

$$C_0 = \sum_{m=1}^M \alpha_m C_{-m} + \beta \cdot \beta^T \quad (16)$$

したがって、共分散関数から、式(15)を用いて AR モデルの係数を決定できる。このとき、前向き AR モデルと後向き AR モデルを推定する必要がある。これは、一変量時系列の場合には、自己共分散行列が偶関数であることから前向きの AR モデ

ルと後向きの AR モデルが一致するが、多変量時系列の場合にはこのような性質が利用できないことによる。^[16] また、AR モデルの次数は AIC (赤池情報量基準) を用いて決定する。

一方、式(16)を、

$$C_0 - \sum_{m=1}^M \alpha_m C_{-m} = \beta \cdot \beta^T \quad (17)$$

と変形すると、左辺はいわゆる残差電力行列である。その (i, j) 成分を ε_{ij} とおくと、式(17)から係数 b_{ij} 、 b_{is} ($i = 1, 2, \dots, k$) との間に次の関係が成り立つ。

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} & \dots & \varepsilon_{1k} \\ \varepsilon_{21} & \varepsilon_{22} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ \varepsilon_{k1} & \dots & & \varepsilon_{kk} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{11}^2 + b_{1s}^2 & b_{1s}b_{2s} & \dots & b_{1s}b_{ks} \\ b_{2s}b_{1s} & b_{22}^2 + b_{2s}^2 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ b_{ks}b_{1s} & \dots & & b_{kk}^2 + b_{ks}^2 \end{pmatrix} \quad (18)$$

しかし、式(18)において、 $\varepsilon_{ij} = \varepsilon_{ji}$ が成り立つので、独立な式の数 $k(k+1)/2$ である。それに対し、未知数は $2k$ である。この冗長性は w_s という信号源を仮定したために生じるものである。そのため非対角成分を構成している ε_{ij} を結合して求めることとする。すなわち、式(18)より上半分の非対角成分を用いて次式を得る。

$$\prod_{i,j=1(j>i)}^k \varepsilon_{ij} = (b_{1s} \cdot b_{2s} \dots b_{ks})^{k-1} \quad (19)$$

ここで、例えば b_{1s} を求めるには、式(18)で行列1行目に対応する b_{1s} を含む $(k-1)$ 個の等式を用いて、

$$\prod_{j=2}^k \varepsilon_{1j} = (b_{1s})^{k-1} \cdot b_{2s} \cdot b_{3s} \dots b_{ks} \quad (20)$$

が得られるので、式(19)(20)から、次式のように b_{1s} を求めることができる。その他の変数についても同様である。

$$b_{1s}^{(k-1)(k-2)} = \frac{(\prod_{j=2}^k \varepsilon_{1j})^{k-1}}{\prod_{i,j=1(j>i)}^k \varepsilon_{ij}} \quad (21)$$

また、対角成分については

$$b_{ij}^2 + b_{is}^2 = \varepsilon_{ij} \quad (22)$$

(a) 信号源 u_x, u_y, u_z と模擬信号 x, y, z

(b) 図2の信号生成モデルによる表現

図3 模擬信号の生成

Fig.3 Generation of simulated sequences

であるから、先に得られた b_{ii} を用いて

$$b_{ij} = \sqrt{\varepsilon_{ij} - b_{is}^2} \quad (23)$$

から求めることができる。

3 模擬信号による解析

〈3.1〉データ概要 多次元有向コヒーレンスの有用性を、模擬信号を用いて確めた。図3(a)は、脳波の α 律動を模擬して、中心周波数がそれぞれ 10Hz、11Hz、12Hz の狭帯域スペクトルを持つ3つの信号源 u_x, u_y, u_z を考え、それが脳内を伝搬し頭皮上の3つの測定点 X、Y、Z で時系列 x, y, z として測定されるモデルを示す。

u_x は測定点 X には直接伝わるが、測定点 Y には D^6 遅れ (D^n はサンプル間隔 5 msec の n 倍の遅延)、0.2 倍に減衰

して伝搬し、測定点 Z には D^4 遅れ、0.2 倍に減衰して到達する。また、同様に u_y は測定点 Y には直接伝わるが、測定点 X と Z にはそれぞれ遅延と減衰を受けて到達する。一方 u_z は測定点 Z に直接伝わり、測定点 Y へは遅延と減衰を受けて伝搬するが、測定点 X への伝搬経路はない。それぞれは、測定点 X、Y、Z で加算され、観測雑音 N_x, N_y, N_z が加わり x, y, z として測定される

信号源 u_x, u_y, u_z は、まず、式(24)で表されるパワースペクトル形状を、それぞれ次数が 30 の AR モデルで近似し、その AR 係数に互いに独立な白色雑音 w_x, w_y, w_z を用いて発生させた。従って、図3(a)に図2に示した信号生成モデルを当てはめると図3(b)のように表される。

$$P(f) = \frac{\eta}{|(1 - \mu e^{-j2\pi(f-f_0)\Delta t})(1 - \mu e^{j2\pi(f+f_0)\Delta t})|^2} \quad (24)$$

ここで、 f_0 は中心周波数、 μ は帯域幅を決める変数で、以下では $f_0=10, 11, 12$ Hz、 $\mu=1.02$ とした。AR 係数の次数は、後述の α 律動の解析で 30 前後となることが多いことを参考にした。

〈3.2〉結果 図4に、生成された時系列 x, y, z のパワースペクトルを示す。また、各信号について、4096 points のデータ数 (約 20sec) を用いて、多次元有向コヒーレンス (3次元) を求めた。ただし、4入力3出力で全部で 12 個の値が得られるが、図5では煩雑になるので信号源 w_x からや同一系列内ものは省略し、時系列 x, y, z 間の関係を表す6個の多次元有向コヒーレンス $\gamma_{pq}(p, q=x, y, z)$ の振幅 $|\gamma_{pq}(f)|$ を示した。また、比較のため、従来の方法として、3つの信号のうち2つのみを用いて、その2系列間の有向コヒーレンスを求めたものを図5に破線で示す。

〈3.3〉考察 図4のパワースペクトルは u_x, u_y, u_z の3つの成分が重なっており、さらに帯域幅に比べ、中心周波数が接近しているので、各周波数成分の分離は明確ではない。このため、3つの信号間の因果関係は分からない。

図5では、まず上段の (a) ($x \rightarrow y$) の多次元有向コヒーレンス $|\gamma_{xy}(f)|$ は 10Hz 付近でピークを示し、また、(b) ($y \rightarrow x$) の $|\gamma_{yx}(f)|$ は 11Hz 付近でピークを示している。これは、それぞれ u_x, u_y の成分が、図3で設定した経路を伝搬していることを表している。また、2系列のデータのみを用いた有向コヒーレンスでも、($x \rightarrow y$) と ($y \rightarrow x$) の双方とも多次元有向コヒーレンスと殆ど違いがない。

また、図5の中段において、(c) ($y \rightarrow z$) の3次元有向コヒーレンス $|\gamma_{yz}(f)|$ と (d) ($z \rightarrow y$) の $|\gamma_{zy}(f)|$ はそれぞれ 11Hz と 12Hz 付近でピークを示しており、 u_y, u_z の成分の伝搬は図3のモデルと対応している。一方、2系列間有向コヒーレンスは、($z \rightarrow y$) の成分は 12Hz の他に本来ないはず

図4 模擬信号のパワースペクトル
Fig.4 Power spectra of simulated signals

の 10Hz 近傍の成分も高振幅で検出されている。この原因としては、図3で中心周波数が 10Hz の u_x が、Y、Z の双方に流れており、かつ時間差が D^2 であるため、y と z の 2 系列間のみの解析ではあたかも (z→y) の方向へ伝搬する 10Hz の成分があるように検出されてしまったためと考えられる。

図5の下段では、(f) (x→z) の 3 次元有向コヒーレンス $|\gamma_{xz}(f)|$ は 10Hz 付近でピークを示し、 u_x の成分の伝搬を示している。一方、(e) (z→x) の $|\gamma_{zx}(f)|$ 成分は殆どなく、図3で z から x への信号伝搬経路がないことと一致している。これに対し、2 系列間有向コヒーレンスでは、(e) (z→x) の成分は、10Hz から 12Hz にわたって高振幅となっており、図3のモデルで結合が無いのと矛盾している。また、2 系列間有向コヒーレンスの場合、(c) (y→z) や (f) (x→z) も良く見ると、ピークがそれぞれ 11Hz や 10Hz よりも、やや高めに偏移しており、他の成分の混入が疑われる。

これより、多数の時系列間の信号伝達の状態を正しく評価するためには、多次元有向コヒーレンスを用いた解析が有効なことが確認された。

図3では、 u_x 、 u_y 、 u_z は互いに独立な信号としたが、脳波の場合、測定点の近傍に考えたこれらの信号が必ずしも完全に独立な時系列と言い切れない。しかし、この場合も、

図5 多次元有向コヒーレンスによる模擬信号の解析結果
Fig.5 Results of multidimensional directed coherence analysis of simulated signals.

次のように考えれば、これまでの議論はそのまま適用できる。まず、全ての信号に共通な成分がある場合は図2で示した w_s で表現できる。また、部分的に相関がある場合は、系の線形性が成立する条件下で、 u_x は u_y 、 u_z に独立な成分 u_x' と従属な成分 u_x'' の和で表され、さらに u_x'' は u_y 、 u_z が伝達関数 G_{xy} 、 G_{xz} を受けたものとして、次のように表される。

$$u_x = u_x' + u_x'' = u_x' + G_{xy}u_y + G_{xz}u_z \quad (25)$$

このとき、図3(a)で u_x' は x へは直接、y におよび z へはそれぞれ $0.2 \cdot D^6$ 、 $0.2 \cdot D^4$ 変換を受けて伝わるが、これは、 u_y が G_{xy} の変換を受けて x に、また $0.2 \cdot D^6$ G_{xy} の変換を受けて y に、 $0.2 \cdot D^4$ G_{xz} 変換を受けて z に伝わったものと考えて、それぞれ、 u_y から x、y、z への伝搬経路を並列に加えれば等価である。同様に u_z についても、 u_z から x、y、z への伝搬経路を並列に加えれば等価であり、かつ u_x' 、 u_y 、 u_z は独立であるので、図2のモデルで表せる。

このように、測定点近くに考えた非白色の信号源 u_x 、 u_y 、 u_z が互いに無相関でない場合は、物理的には信号源の空間的な広がりが測定点の間隔に比して大きい場合が考えられる。図2の信号生成モデルは、そのような場合もいずれかの測定点の近傍に局在した信号源に置き換えて考えること

図6 電極の配置と脳波波形

Fig.6 Location of electrodes on the scalp and recorded EEG waveform

に相当する。

図5を詳しく見ると、3次元有向コヒーレンスでも、(e) ($z \rightarrow x$) での 12Hz 近傍や、(d) ($z \rightarrow y$) での 10Hz 近傍に僅かなピークが見られる。今回の解析データ長は、臨床上で脳波がほぼ定常とみなせる 20 秒を参考にして 4096 点を用いた。しかし、上記のようなピークが現われたのは、共分散行列を求める際に、 u_x 、 u_y 、 u_z の無相関性の条件を満たす十分なデータ長でないため見かけ上の相関性が残ってしまったからと考えられる。実際、図3のモデルで互いに独立な白色雑音 w_x 、 w_y 、 w_z により発生させた u_x 、 u_y 、 u_z は、十分長い観測時間では互いに独立なはずであるが、解析に用いた 4096 点では、相互相関係数は、0.1 以上の値を示すものもあった。このような場合、上述のように設定したモデルで別経路が生ずるので、漏れ信号として検出されたものと考えられる。一方、 u_x 、 u_y 、 u_z の周波数帯域が重ならない擬似信号や、十分に長い観測時間長で解析した場合では、分離はさらに良くなることが確められている。

4 実脳波データによる解析

〈4.1〉データ概要 上述の多次元有向コヒーレンス法を実脳波データに適用した。データ1は 22 歳健康者男性で、測定時間約 20 分である。データ2は 48 歳女性で、測定時間約 30 分、左側頭部 AVM 手術(左側頭部視放線切断手術)を受け、脳器質障害を持つ。ともに標準化周波数は 200Hz、測定状態は閉眼安静である。

解析はすべて α 波が定常に出現していると考えられる脳波に対してデータ長 4096 ポイント(約 20 秒)を用いた。測定点は図6(a)に示す Fp1、Fp2、C3、C4、P3、P4、O1、O2 の 8 点を選んだ。また、脳波波形を図6(b)(c)に示す。

〈4.2〉頭皮上相関図による表示 頭皮上の多数の測定部位について、特定部位(基準点)と他の部位(対象点)がある周

波数帯においてどの程度相関があるかを多次元有向コヒーレンスで示すことを考える。

まず、基準点 x_p から対象点 x_o に対する多次元有向コヒーレンスの振幅 $|\gamma_{\phi}(f)|$ を最大とする周波数 f_o を求め、その平均を中心周波数とした。次に、各部位ごとに周波数幅(中心周波数 $f_o \pm 0.5\text{Hz}$)において多次元有向コヒーレンスの振幅 $|\gamma_{\phi}(f)|$ の平均値を求める。測定点数は電極数 8 個のみなので、測定点の間は曲面補間を行って頭皮上の分布を求め、これを頭皮上相関図と呼ぶことにする

〈4.3〉結果

データ1(健康者) : 今回提案した多次元有向コヒーレンス(8 次元)により解析した結果を示す。図7は Fp1、Fp2、O1、O2 を基準にしたときの対象点へ流れ出す方向の振幅 $|\gamma_{\phi}(f)|$ を周波数 f の関数のグラフ(上段)と頭皮上相関図(下段)を用いて表したものである。また、この解析では、AR モデルの次数は 32 次となった。

図8は、同様に従来の 2 系列間の有向コヒーレンスによって解析した結果である。

データ2(脳器質障害者) : 図9にデータ1と同様に、Fp1、Fp2、O1、O2 を基準とし対象点への流出する方向の多次元有向コヒーレンスの振幅のグラフと頭皮上相関図に示す。この例では、AR モデルの次数は 27 次となった。また、図 10 は、同様に従来の 2 系列間のみの定式化によって解析した結果である。

〈4.4〉考察 図7の健康者(データ1)に関する多次元有向コヒーレンス解析結果では、(c)のように O1 からの流出は 10.0Hz で単一のピークをとっている。そして、前頭部(Fp)、頭頂部(P)への相関が大きいという結果になった。これは、従来から後頭部から前頭部への相関が高いと言われているが、多次元有向コヒーレンス解析でも確認することができたと言える。前頭(Fp)から流出は、後頭(O)からの流出に比べ、振幅が小さいこ

図7 多次元有向コヒーレンス解析結果 (データ 1)
Fig7. Results of multidimensional directed coherence analysis of EEG (data 1).

とが特徴である。ピーク周波数が比較的確な Fp₁、Fp₂ 間の成分は、9Hz の近傍でピークとなり、後頭よりも低周波になっている。この点は従来から α 波の周波数成分が、前頭では後頭に比べやや低めであると言われていることと一致する。

このことから、 α 波は後頭で発生し前頭へ向かって流出していく大きな経路をもち、また、後頭からの流れに比べると低周波で振幅値も小さいが、前頭から頭頂へ向かう別の α 波の経路が存在するのではないかと考えられる。

これに対し、図 8 の 2 系列間の有向コヒーレンスでは、(a) (b) の頭頂からの流出と、(c) (d) の後頭からの流出は、同程度の振幅となっており、頭皮上相関図も、前頭基準と後頭基準で図 7 ほど顕著な差が見られない。また、後頭からの流出の (c) (d) をみると、図 7 ではピーク周波数が対象点によらずほぼ同じ

図8 2系列間有向コヒーレンス解析結果(データ 1)
Fig8. Results of conventional directed coherence analysis of EEG (data 1)

であるが、図8ではばらつきがある。原因については、この結果だけから断定できないが、模擬信号での解析結果から、2系列以外の第3の系列の影響が分離を不明瞭にしていると類推できる。つまり、正常では α 波は後頭成分が大きいので、その影響が前頭からの流出成分に混入して表示されている可能性が大きい。

次に、脳器質障害患者データの多次元有向コヒーレンス解析結果である図9をみると、O₁ からの流出は低振幅で中心周波数も 9.0Hz と低めなのに対し、O₂ からの流出では高振幅で 9.8Hz と高周波に寄っており、左右差が大きい。また、頭皮上相関図を見ると、基準点 O₁ の (g) では振幅の大きい P₃ でも 0.6 と小さく、Fp1 では 0.2 と最低になっている。これは、図 7 (c) のように左後頭部分 (O₁) から前頭 (Fp) へ流出が大きい正常者と大きく

図9 多次元有向コヒーレンス解析結果 (データ 2)
Fig.9 Results of multidimensional directed coherence analysis of EEG (data 2).

異なっており、左後頭から流出する経路が手術により切断されているためと推測できる。これに対し、基準点 O_2 の図9(d)では前頭(Fp)と相関が強いという正常者と同じ傾向を示している。このように、後頭部からの流出の左右差が極めて大きいことは、左後頭部を手術したことに対応付けられる。

一方、図 10 は従来の有向コヒーレンスでの解析結果であるが、(c)で基準点 O_1 から Fp1 への流出のピーク周波数は 10Hz 近傍であり、(d)の O_2 から Fp1 への流出とほぼ等しくなっている。模擬信号での解析結果で、2 系列間の有向コヒーレンスでは、直接結合のない信号成分の影響により、真の周波数が偏移して検出される現象がみられたが、ここでは、 O_1 から Fp1 への

図 10 2 系列間有向コヒーレンス解析結果(データ 2)
Fig.10 Results of conventional directed coherence analysis of EEG (data 2).

流出成分は、 O_2 から流出成分の影響で高めに偏移している可能性がある。その他、頭皮上相関図でも、図9と同様にOからの流出で左右差はみられるが、多次元の結果ほど違いが顕著ではない。

5 まとめ

本論文では測定点すべての信号を用いた多次元有向コヒーレンス解析法を提案した。これにより、従来行われてきた2系列データのみによる有向コヒーレンス解析法よりも、より定量的に頭皮上全体の因果性を知ることが可能となった。

そしてその有効性を確認するため、模擬信号の解析を行った。その結果、2 系列データのみの有向コヒーレンス解析では、正確に信号の流れを推定できない場合でも、多次元有向コヒーレンスにより時系列間の因果性も含め適切に評価できることが確認された。

また、多次元有向コヒーレンス解析法を実脳波データの解析に適用し、健常者と脳器質障害患者のデータについて解析を行った。脳波伝搬の因果性をより視覚的に捉えるため、頭皮上相関図を用いた。その結果、健常者のデータの解析結果からは α 波の伝達は後頭から前頭への大きな流れと、前頭から頭頂へという流れが存在することが示唆された。前者は後者に比較し僅かに高周波で、より高い相関を示した。また、障害者では健常者と異なり、外科手術を受けた部位と、解析結果から類推できる伝搬経路の欠落の状態がある程度対応づけられることが示された。

一方で、解析対象に適切な次元をどう選択するのかなど、未解決の問題も多い。特に脳波測定では次元は電極の数で制限されるため、必ずしも最適な次元を選択できるとは限らないので、この点の検討がこれから必要と言える。また、今後より多くの症例数について解析を通して、疾病との相関について調べ、診断応用の可能性について検討していきたい。

(平成9年11月25日受付、平成10年3月30日再受付)

文 献

- (1) 新脳波入門：時実利彦他、南山堂、1982.
- (2) Ozaki, H. and Suzuki, H. : Transverse relationships of the alpha rhythm on the scalp. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, 66 : 191-195, 1987.
- (3) Thatcher, R. W., Krause, P. J. and Hrybyk, M. : Cortico-cortical associations and EEG coherence : a two-compartment model. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, 63 : 123-143, 1986
- (4) 赤池弘次, 中川東一郎, “ダイナミックシステムの統計的解析と制御”, サイエンス社, 1972.
- (5) Inouye, T., Shinosaki, K., Yagasaki, A., Takahashi, H. and Shimizu, A. : Spatial distribution of generators of alpha activity. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, 63 : 353-360, 1986
- (6) 神竹孝志, 原島博, 宮川洋, 斉藤陽一, “時系列の有向コヒーレンス解析法とその生体データ解析への応用”, 電子通信学会論文誌, Vol.J65-A No.8 pp779-786, 1982.
- (7) 神竹孝志, 原島博, 宮川洋, “有向情報量に基づく時系列解析法”, 電子通信学会論文誌, Vol.J67-A No.2, pp103-110, 1984.
- (8) 小倉久直, 吉田靖夫, 中山純一, 栗津知彦, 中井誠治, “予測理論による時系列の因果性解析”, 電子通信学会論文誌, '83/3 Vol.J66-A No.3, pp219-226
- (9) 椎名毅, 斉藤陽一, “脳波の頭皮上相関図による因果性解析”, 日本 ME 学会専門別研究会「生体環境の時系列情報解析研究会」研究報告集 1, 6, 74-77, 1990.
- (10) 石川史人, 原田元, 椎名毅, 斉藤陽一, “ α 波の有向コヒーレンス解析-青年正常者グループについて-”, 臨床脳波, 37, 6, 389-395, 1995.
- (11) 才脇直樹, 加藤久仁夫, 井上健, 井口征士, “有向コヒーレンス解析を用いた音楽傾聴時脳波の信号源推定”, 日本音響学会誌, 53, 7, 493-500, 1997.
- (12) W.Gersh, “Spectral analysis of EEG's by autoregressive decom-

- position of time series”, *Math. Biosciences*, 7, 205-222, 1970.
- (13) P.B.C.Fenwick, P.Michie, J.Dollimore et al., “Mathematical simulation of the electroencephalogram using an autoregressive series”, *Int. J. Bio Comp.*, 12, 281-307, 1971.
- (14) J.Makhoul, “Linear prediction: A tutorial review”, *Proc. IEEE*, 63, 561-580, 1975.
- (15) 今西なお美, 椎名毅, “多次元有向コヒーレンスと脳波解析への応用”, 日本 ME 学会専門別研究会「生体機能の計測と解釈のための信号処理」資料, 1997.
- (16) 北川源四郎, “FORTRAN77 時系列プログラミング”, 岩波書店, 1993.

阪田 治 (非会員) 平成 8 年 3 月筑波大学第 3 学群情報学類卒業。現在、筑波大学大学院博士課程工学研究科在学中。脳波解析、信号処理等の研究に従事。

今西なお美 (非会員) 平成 9 年 3 月筑波大学大学院修士課程理工学研究科修了。現在、GE 横河メディカルシステム株式会社技術本部 CT 技術部勤務。

島田尊正 (非会員) 平成 8 年 3 月筑波大学大学院博士課程工学研究科修了。現在、日本学術振興会特別研究員。医用電子工学の分野において、ニューラルネットワーク、ファジィ等を用いた脳波解析、信号処理等の研究に従事。工学博士。電子情報通信学会、日本 ME 学会、IEEE 等の会員。

椎名 毅 (正員) 昭和 62 年東京大学博士課程了。同年東京農工大学工学部講師、平成元年、同助教授。平成 4 年、筑波大学電子情報工学系助教授。現在に至る。平成 7-8 年 英国 The Institute of Cancer Research の客員研究員。生体情報の可視化技術、医用超音波計測、生体信号処理など、医用工学の研究に従事。工学博士。日本超音波医学会評議員、電子情報通信学会論文誌編集委員、電気学会、日本 ME 学会、計測自動制御学会、日本音響学会、日本脳波・筋電図学会、IEEE 等の各会員。

斉藤陽一 (非会員) 昭和 27 年東京大学医学部卒業。同 28 年同府族病院神経科医局入局。同 30 年、同助手。同 37 年米国ハーバード大学研究員として研究に従事。同 41 年東京大学講師、同付属病院外来診療所医長。同大学院医学系研究科担当。平成元年同年退職。医療法人社団白陽会駒込神経クリニックおよび脳波計量解析研究所開設。生体信号の時系列解析全般に興味を持つ。医学博士。