

## 第3章

### 多次元有向コヒーレンス

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。2.2.3節でも述べたように、周波数帯で分類される $\delta$ 波、 $\theta$ 波、 $\alpha$ 波、 $\beta$ 波があるが、中でも $\alpha$ 波は振幅が緩やかに変化する正弦波様の波で $\alpha$ 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。このため、 $\alpha$ 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により信号生成メカニズムに関する何らかの知見が得られると考えられる。

これまでに、 $\alpha$ 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<sup>[17]</sup>や、Thatcher らによる多部位コヒーレンスの結果を用いた解析<sup>[18]</sup>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さない。

これに対し、時系列間の因果関係について、情報の流れる方向と相関の強さを示す量の推定を行う方法として、赤池らが示した相対パワー寄与分析法<sup>[12]</sup>や、神竹らにより提案された有向コヒーレンス解析法<sup>[4]</sup>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くなっているのに対し、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が異なる。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と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<sup>[7]</sup>や、それを拡張した多次元有向情報量解析<sup>[19]</sup>（第4章に示す）、イノベーション解析<sup>[8]</sup>などが提案されているが、これは伝搬遅延などの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、 $\alpha$ 律動のような特定周波数帯域をもつ脳波について、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。

これまでに、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求め、その2点間の情報の流れを調べた報告がいくつかなされている<sup>[20]~[22]</sup>。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おそれがある。

本章では、より定量的に頭皮上全体の因果性を解析することを目的とし、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提案する<sup>[23]~[26]</sup>。従来の有向コヒーレンス解析の原理は2.2.2節ですでに述べたので、まず多次元有向コヒーレンスの導出について述べる。さらに多次元有向コヒーレンス解析法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。

### 3. 1 多次元有向コヒーレンスの導出

一般に、脳波データは頭皮上に配置した多数の電極より得られる。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(2.5)(2.6)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2.1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ので、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解析法<sup>[4]</sup>を拡張した多次元有向コヒーレンス解析法<sup>[26]</sup>を提案する。まず、図3.1のような信号生成のモデルを考え、式(3.1)に示すような  $(m+1)$  入力  $n$  出力の多次元のARモデルで表されるとする<sup>[26]</sup>。

$$\mathbf{x}_n = \sum_{m=1}^M \mathbf{a}_m \mathbf{x}_{n-m} + \beta \mathbf{w}_n \quad (3.1)$$

ただし、

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

$$\beta = \begin{pmatrix} b_{11} & & 0 & & b_{1s} \\ & b_{22} & & & b_{2s} \\ & & \ddots & & \vdots \\ & & & b_{kk} & b_{ks} \\ 0 & & & & \end{pmatrix}, \quad \mathbf{w}_n = \begin{pmatrix} w_1(n) \\ w_2(n) \\ \vdots \\ w_k(n) \\ w_s(n) \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

また、 $a_{ij}^m$  はAR係数であり、入力系列  $w_j$  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(3.1)の両辺をフーリエ変換すると次式のようにになる。

$$X(f) = A(f) \cdot \beta \cdot W(f) \quad (3.3)$$

ただし、

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

$$A(f) = \begin{pmatrix} A_{11}(f) & A_{12}(f) & \cdots & A_{1k}(f) \\ A_{21}(f) & A_{22}(f) & & A_{2k}(f) \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ A_{k1}(f) & A_{k2}(f) & \cdots & A_{kk}(f) \end{pmatrix} = \left( I - \sum_{m=1}^M \alpha_m e^{-j2\pi f m \Delta t} \right)^{-1} \quad (3.4)$$

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、 $\Delta t$  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。

$$P_{w_i}(f) = P_{w_s}(f) = 1 \quad (i=1,2,\dots,k) \quad (3.5)$$

$$P_{w_i w_j}(f) = P_{w_i w_s}(f) = 0 \quad (i,j=1,2,\dots,k; i \neq j) \quad (3.6)$$

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(3.3)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。

$$\begin{pmatrix} P_{x_1}(f) & \cdots & P_{x_1 x_k}(f) \\ & \ddots & \\ P_{x_k x_1}(f) & \cdots & P_{x_k}(f) \end{pmatrix} = E[X(f) \cdot X(f)^*] = A(f) \cdot \beta \cdot \beta^* \cdot A^*(f) \quad (3.7)$$

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。

$$\gamma_{ij}(f) = \frac{P_{x_i w_j}(f)}{\sqrt{P_{x_i}(f) \cdot P_{w_j}(f)}} = \frac{A_{ij}(f) \cdot b_j}{\sqrt{P_{x_i}(f)}} \quad (i,j=1,2,\dots,k) \quad (3.8)$$

$$\gamma_{is}(f) = \frac{P_{x_i w_s}(f)}{\sqrt{P_{x_i}(f) \cdot P_{w_s}(f)}} = \frac{A_{i1}(f) \cdot b_{1s} + \dots + A_{ik}(f) \cdot b_{ks}}{\sqrt{P_{x_i}(f)}} \quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (3.9)$$

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  $x_j$  の主たる信号源であることから、 $x_j \rightarrow x_i$  の情報の流れの程度を表していると思なせる。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(3.8)は、2.2.2節で述べた有向コヒーレンスの式(2.5)(2.6)と同じ形をしているが、式(3.7)の  $A_{ij}$ 、 $b_{ij}$  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2.2.2節の方法を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。

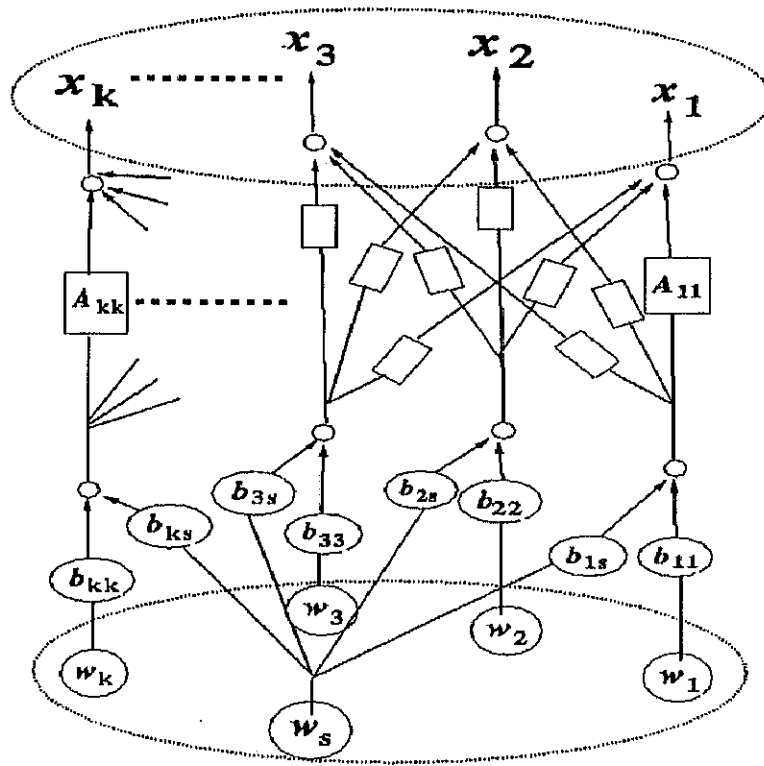


図 3.1 : 多次元系列の信号生成モデル

## AR 係数, 重み係数の算出法

図3.1や式(3.1)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。<sup>[4]</sup>すなわち、 $x_i(n)$ と $x_j(n)$ の共分散関数 $c_{ij}(k) = E[x_i(n) \cdot x_j(n-k)]$ 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(3.2)のベクトル $x_n$ を用いて $C_l = E[x_n \cdot x_{n-l}]$  ( $l = 0, 1, 2, \dots, M$ )と表される。これらと、式(3.1)より、次のYule-Walker方程式が得られる。

$$C_l = \sum_{m=1}^M \alpha_m C_{l-m} \quad (l=1, 2, \dots, M) \quad (3.10)$$

$$C_0 = \sum_{m=1}^M \alpha_m C_{-m} + \beta \cdot \beta' \quad (3.11)$$

したがって、共分散関数から、式(3.10)を用いてARモデルの係数を決定できる。このとき、前向きのARモデルと後向きの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。<sup>[26][27]</sup> 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(3.11)を、

$$C_0 - \sum_{m=1}^M \alpha_m C_{-m} = \beta \cdot \beta' \quad (3.12)$$

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 $\varepsilon_{ij}$ とおくと、式(3.12)から係数 $b_{1s}, b_{2s} \dots b_{ks}$  ( $s=1, 2, \dots, k$ )との間に次の関係が成り立つ。

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} & \dots & \varepsilon_{1k} \\ \varepsilon_{21} & \varepsilon_{22} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ \varepsilon_{k1} & \dots & & \varepsilon_{kk} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{11}^2 + b_{1s}^2 & b_{1s}b_{2s} & \dots & b_{1s}b_{ks} \\ b_{2s}b_{1s} & b_{22}^2 + b_{2s}^2 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ b_{ks}b_{1s} & \dots & & b_{ks}^2 + b_{ks}^2 \end{pmatrix} \quad (3.13)$$

しかし、式(3.13)において、 $\varepsilon_{ij} = \varepsilon_{ji}$ が成り立つので、独立な式の数は $k(k+1)/2$ 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 $\varepsilon_{ij}$ を結合して求めることとする。すなわち、式(3.13)より上半分の非対角成分を用いて次式を得る。

$$\prod_{i,j=1(j>i)}^k \varepsilon_{ij} = (b_{1s} \cdot b_{2s} \dots b_{ks})^{k-1} \quad (3.14)$$

ここで、例えば $b_{1s}$ を求めるには、式(3.13)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、

$$\prod_{j=2}^k \varepsilon_{1j} = (b_{1s})^{k-1} \cdot b_{2s} \cdot b_{3s} \cdots b_{ks} \quad (3.15)$$

が得られるので、式(3.14)(3.15)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。

$$b_{1s}^{(k-1)(k-2)} = \frac{\left(\prod_{j=2}^k \varepsilon_{1j}\right)^{k-1}}{\prod_{i,j=1(j>i)}^k \varepsilon_{ij}} \quad (3.16)$$

また、対角成分については

$$b_{ii}^2 + b_{is}^2 = \varepsilon_{ii} \quad (3.17)$$

であるから、先に得られた  $b_{is}$  を用いて

$$b_{ii} = \sqrt{\varepsilon_{ii} - b_{is}^2} \quad (3.18)$$

から求めることができる。

## 3.2 模擬時系列解析

### 3.2.1 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かめた。図 3.2 は、脳波の  $\alpha$  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て頭皮上の 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 ( $D$  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(3.19)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 3.2 に図 2.1 に示した信号生成モデルを当てはめると図 3.3 のように表される。

$$P(f) = \frac{\eta}{|(1 - \mu e^{-j2\pi(f-f_0)\Delta t})(1 - \mu e^{j2\pi(f+f_0)\Delta t})|^2} \quad (3.19)$$

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



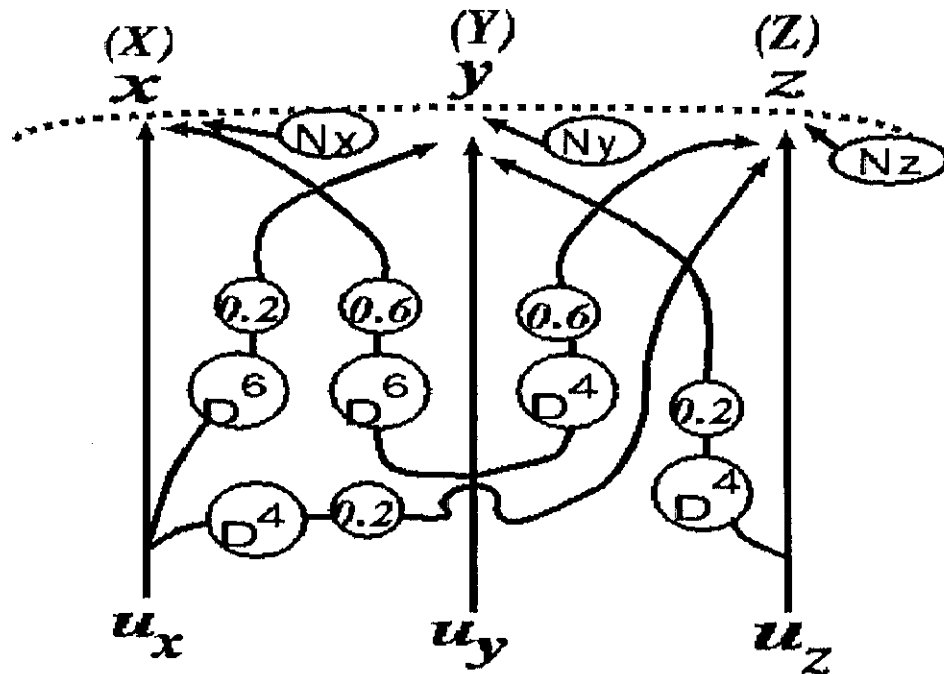


図 3.2: 信号源  $u_x, u_y, u_z$  と模擬信号  $x, y, z$

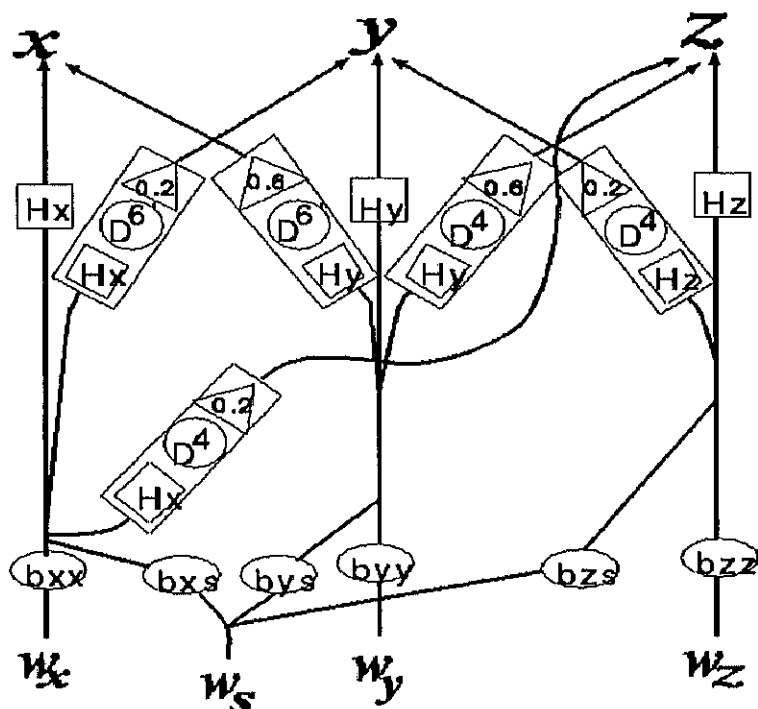


図 3.3: 図 3.2 の信号生成モデルによる表現

### 3.2.2 解析結果

図 3.4 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、4096points 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 3.5 では煩雑になるので信号源  $w_s$  からや同一系列内のものは省略し、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 3.5 に破線で示す。

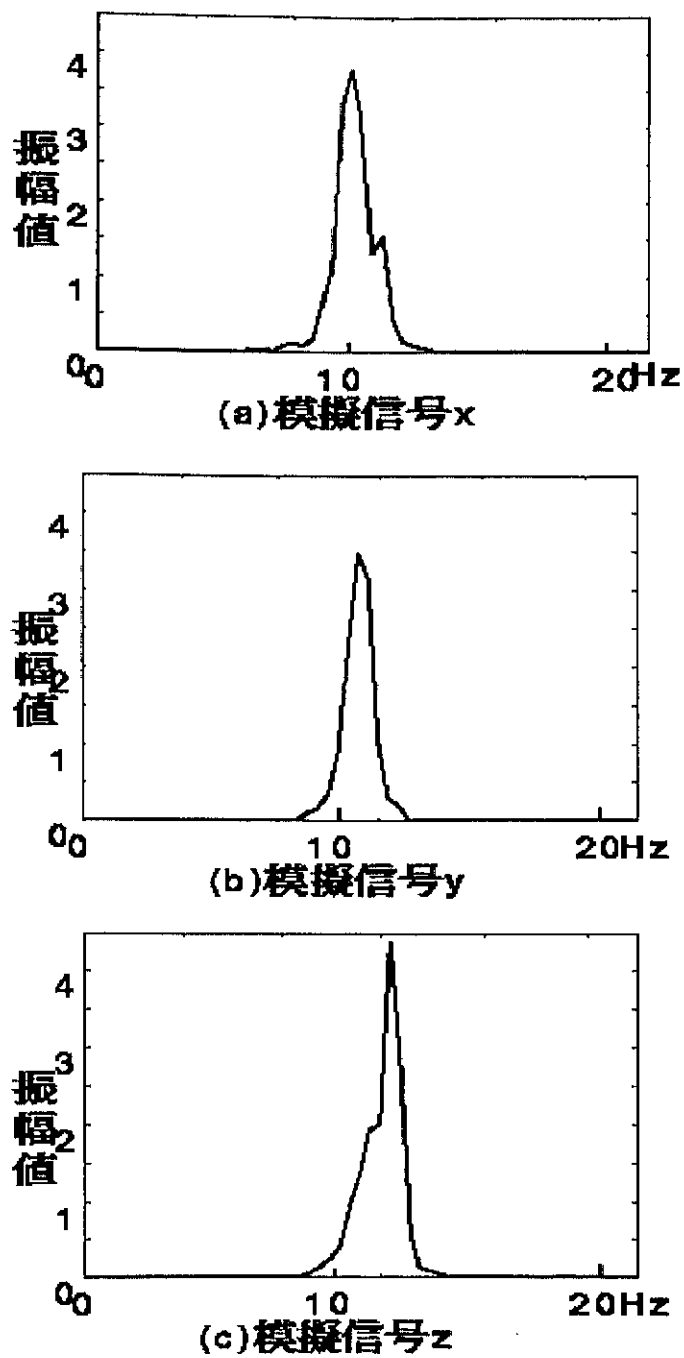


図 3.4 : 模擬信号のパワースペクトル

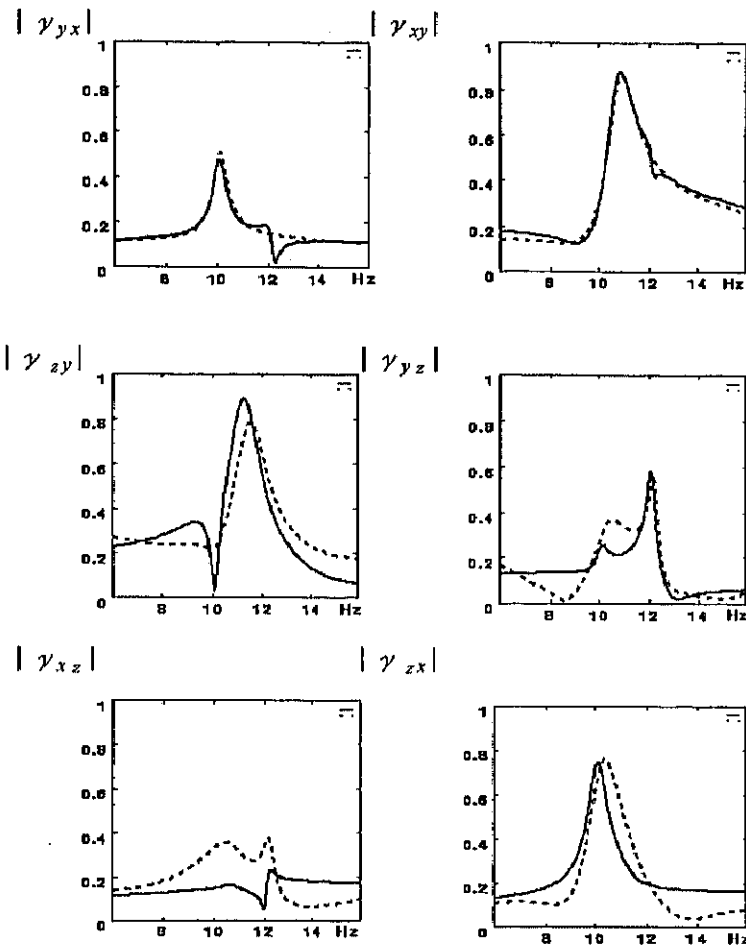


図 3.5 : 多次元有向コヒーレンスによる解析結果

### 3.2.3 考察

図3.4のパワスペクトルは  $u_x$ ,  $u_y$ ,  $u_z$  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ため、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3.5では、まず上段の (a) ( $x \rightarrow y$ ) の多次元有向コヒーレンス  $|\gamma_{yx}(f)|$  は 10Hz 付近でピークを示し、また、(b) ( $y \rightarrow x$ ) の  $|\gamma_{xy}(f)|$  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3.2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3.5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3.2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3.2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系列間のみでの解析ではあたかも ( $z \rightarrow y$ ) 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3.5の下段では、(f) ( $x \rightarrow z$ ) の3次元有向コヒーレンス  $|\gamma_{zx}(f)|$  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) ( $z \rightarrow x$ ) の  $|\gamma_{xz}(f)|$  成分は殆どなく、図3.2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) ( $z \rightarrow x$ ) の成分は、10Hz から 12Hz にわたって高振幅となっており、図3.2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) ( $y \rightarrow z$ ) や (f) ( $x \rightarrow z$ ) 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3.2のモデルでは、 $u_x$ ,  $u_y$ ,  $u_z$  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は限らない。しかし、この場合も、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3.1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。

$$u_x = u_x' + u_x'' = u_x' + G_{xy}u_y + G_{xz}u_z \quad (3.20)$$

このとき、図 3.2 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、 $0.2 \cdot D^4 G_{xy}$  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 3.1 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や測定点の間隔に比して大きい場合が考えられる。図 3.1 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に相当する。

図 3.5 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、临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 3.2 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、上述にのように設定したモデルで別経路が生ずるので、滯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は、分離はさらに良くなることが確かめられている。

### 3.3 実脳波データの解析

#### 3.3.1 データ概要

前述の多次元有向コヒーレンス解析法を実脳波データに適用した。データ1は22歳健常者男性で、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。ともに標本化周波数は200Hz、閉眼安静状態で測定した。

解析はすべて $\alpha$ 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3.5に示す $Fp_1$ 、 $Fp_2$ 、 $C_3$ 、 $C_4$ 、 $P_3$ 、 $P_4$ 、 $O_1$ 、 $O_2$ の8点を選んだ。また、脳波波形を図3.6に示す。

#### 3.3.2 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 $x_q$ に対する多次元有向コヒーレンスの振幅 $|\gamma_{qp}(f)|$ を最大とする周波数 $f_0$ 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 $f_0 \pm 0.5\text{Hz}$ ）において多次元有向コヒーレンスの振幅 $|\gamma_{qp}(f)|$ 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。

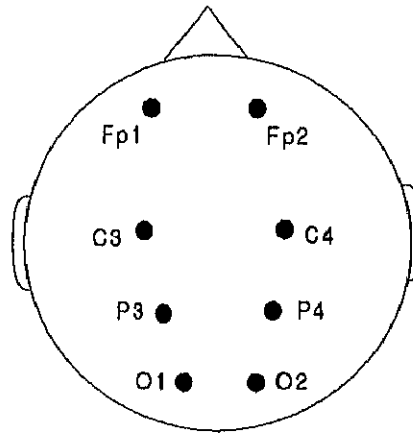
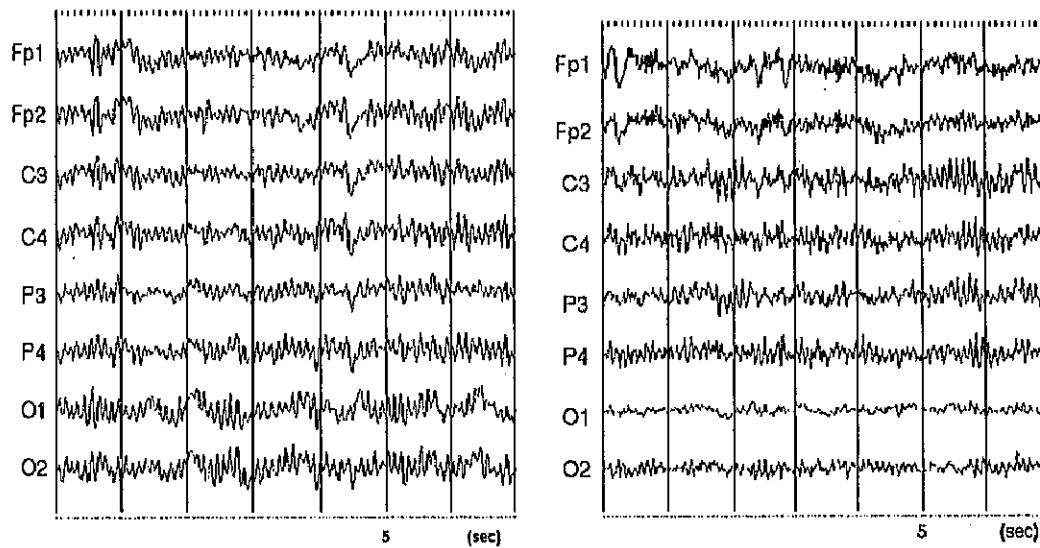


図 3.6 : 測定電極の配置



(a) データ 1 (健常者)

(b) データ 2 (脳器質障害患者)

図 3.7 : 脳波波形



### 3. 3. 3 解析結果

#### データ1 (健常者)

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 3.8 は  $Fp_1$ 、 $Fp_2$ 、 $O_1$ 、 $O_2$  を基準にしたときの対象点へ流れ出す方向の振幅  $|\gamma_{qp}(f)|$  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 3.9 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 3.10 にデータ1と同様に、 $Fp_1$ 、 $Fp_2$ 、 $O_1$ 、 $O_2$  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 3.11 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。

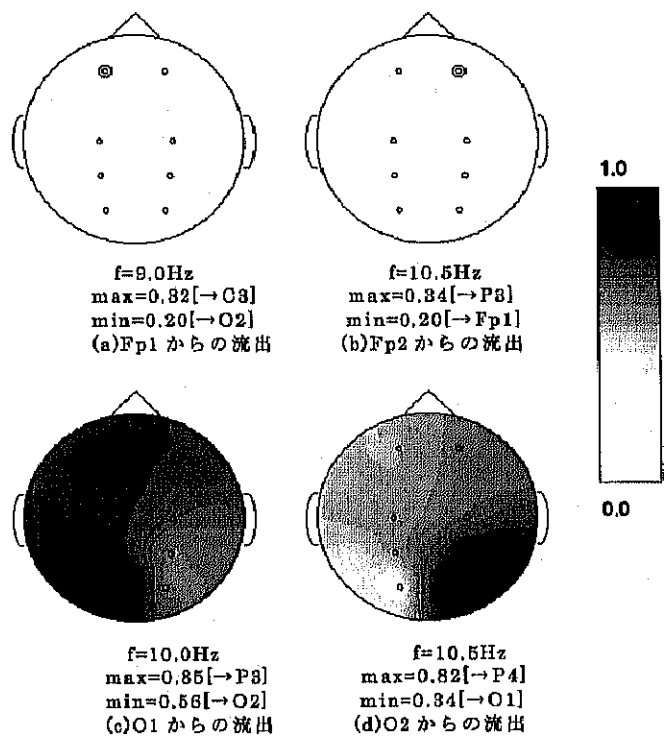
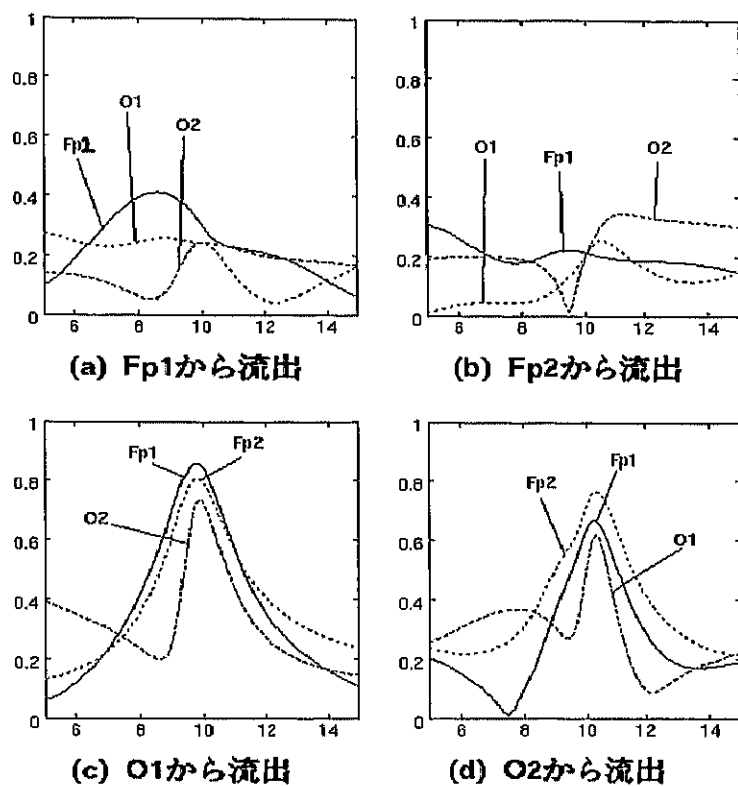


図 3.8 : 多次元有向コヒーレンス解析結果 (データ 1)

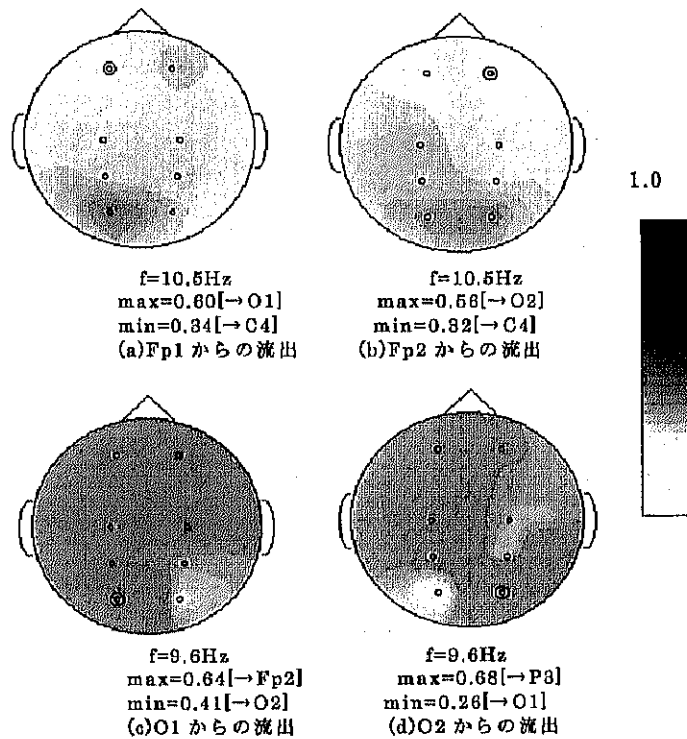
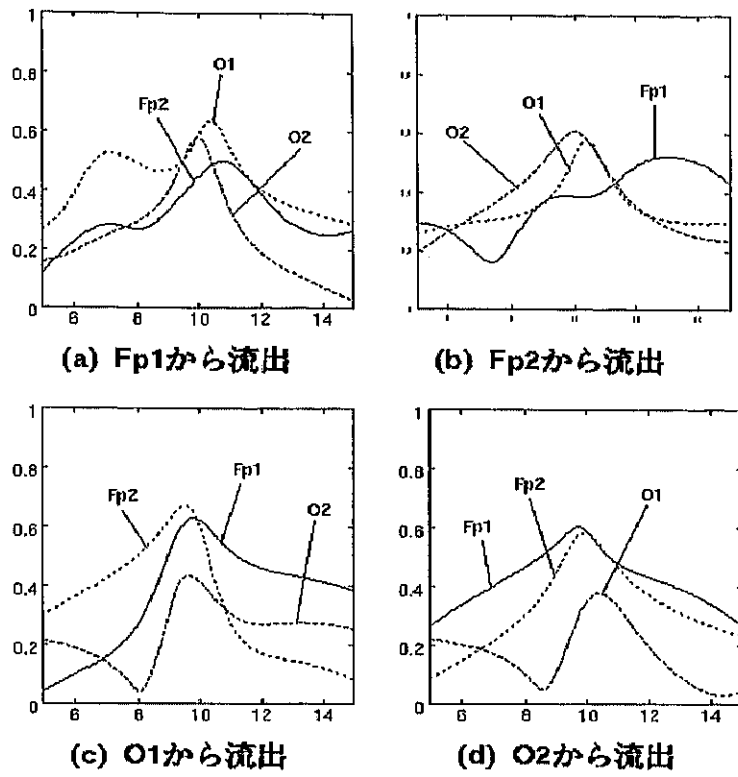


図 3.9: 2系列間有向コヒーレンス解析結果 (データ 1)

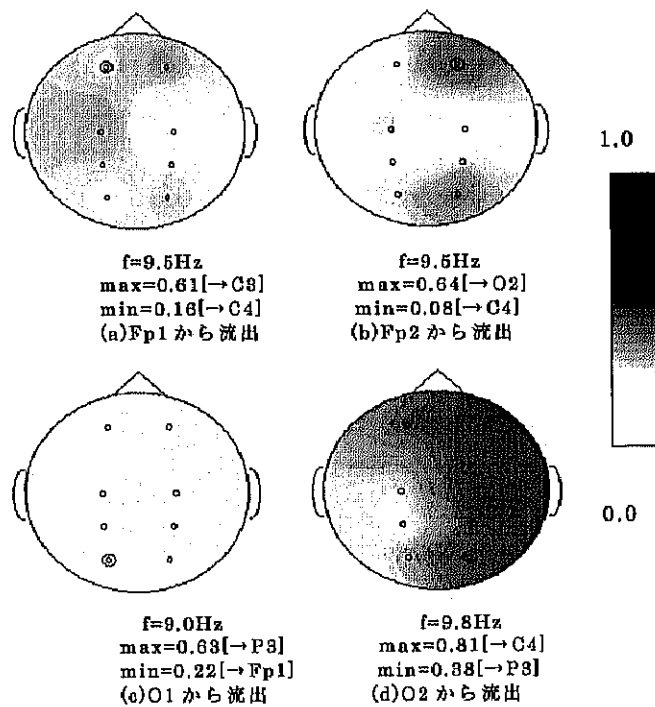
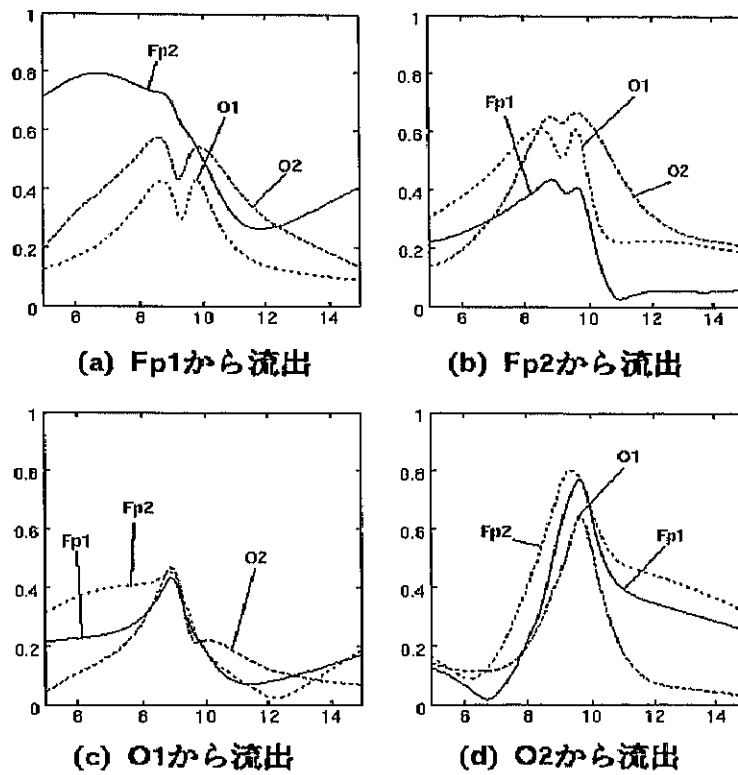


図 3.10 : 多次元有向コヒーレンス解析結果 (データ 2)

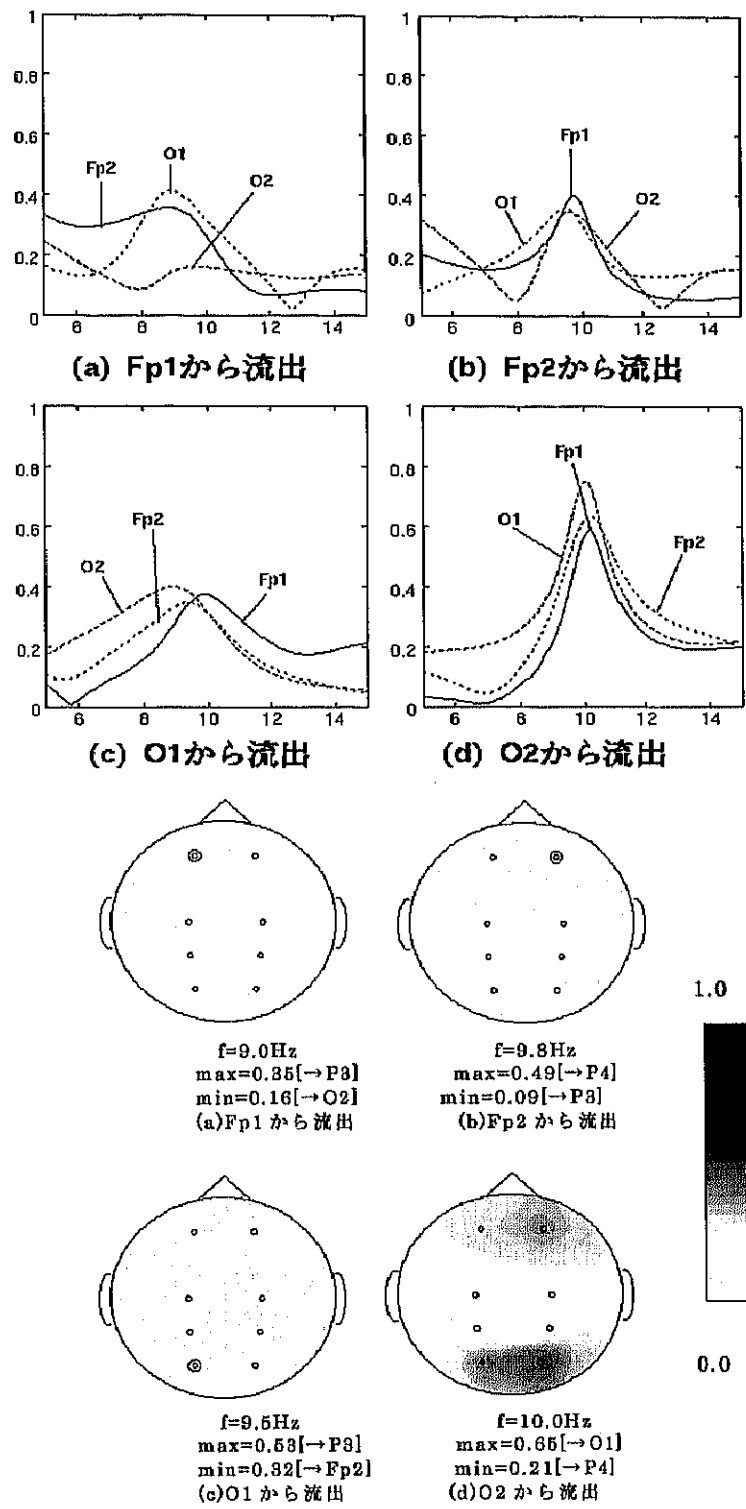


図 3.11 : 2 系列間有向コヒーレンス解析結果 (データ 2)

### 3. 3. 4 考察

図 3.8 の健常者(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  $O_1$  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、振幅が小さいことが特徴である。ピーク周波数が比較的明確な  $Fp_1$ 、 $Fp_2$  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  $\alpha$  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、 $\alpha$  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  $\alpha$  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 3.9 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 3.8 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 3.8 ではピーク周波数が対象点によらずほぼ同じであるが、図 3.9 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  $\alpha$  波は後頭成分が大きいいため、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 3.10 をみると、 $O_1$  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、 $O_2$  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  $O_1$  の (g) では振幅の大きい  $P_3$  でも 0.6 と小さく、 $Fp_1$  では 0.2 と最低になっている。これは、図 3.8 (c) のように左後頭部分 ( $O_1$ ) から前頭(Fp)へ流出が大きい正常者と大きく異なっており、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 3.10 (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と対応付けられる。

一方、図 3.11 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  $Fp_1$  への流出のピーク周波数は 10Hz 近傍であり、(d) の  $O_2$  から  $Fp_1$  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  $Fp_1$  への流出成分は、 $O_2$  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 3.10 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。

### 3. 4 まとめ

本章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系列データのみによる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 $\alpha$ 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。