

## 脳磁界 (MEG) による擬似聴覚データの解析

今野 義男<sup>1</sup>, 曹 建庭<sup>2,3</sup>, 荒井 隆行<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 上智大学 理工学研究科電気電子工学専攻

〒 102-8554 東京都千代田区紀尾井町 7-1

<sup>2</sup> 埼玉工業大学 工学部電子工学科

〒 369-0293 埼玉県大里群岡部町普濟寺 1690

<sup>3</sup> 理化学研究所 脳科学総合研究センター

〒 351-0198 埼玉県和光市広沢 2-1

e-mail : yo-konno@sophia.ac.jp

## Independent Component Analysis for Synthesized MEG Data

Yoshio Konno<sup>1</sup>, Jianting Cao<sup>2,3</sup>, and Takayuki Arai<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Electrical and Electronics Engineering, Sophia University,  
7-1 Kioicho, Chiyoda-ku, Tokyo 102-8554, Japan.

<sup>2</sup>Department of Electronics Engineering, Saitama Institute of Technology,  
1690 Fusaiji, Okabe, Saitama 369-0293, Japan.

<sup>3</sup>Brain Signal Processing, RIKEN,  
2-1 Hirosawa, Wako-shi, Saitama 351-0198, Japan.

**abstract:** Independent component analysis (ICA) has been applied to electroencephalographic (EEG) or magnetoencephalographic (MEG) data to determine the behavior and localization of brain sources. In this study, we apply our ICA algorithm to synthesized MEG data and evaluate the results of decomposition. The main advantage of our synthesized data set is that dipole location of evoked responses and its dynamics are known in advance, which facilitates the evaluation of the decomposed components. In this paper, we demonstrate that not only the location, but also the direction vector of evoked fields (EFs) can be obtained by applying our method.

### 1 まえがき

MEG は非侵襲で脳内神経の電気的な活動を捉える方法として注目されており, ICA を用いて磁場源信号を復元する研究が進められている [1][2][3][4]. 本研究では, MEG の加算平均波形に ICA を適用し, 復元信号から逆問題として磁場源推定を行う際の推定誤差をシミュレーションした結果を報告する.

従来, ICA による脳データ処理の研究で取り扱われてきたデータのほとんどは実際にヒトの脳から計測さ

れたもので, 解析されたデータの解釈には神経科学の知識が利用されてきた. このため, 解析されたデータを厳密的に評価することは難しかった. 本研究では, このような活動源の情報を事前に把握できる合成データを利用する. これにより, ICA により信号源がどこまで分離できたかを確認することができ, 既知の磁場源と ICA による分離磁場源との間の誤差を評価することができる. 本研究では磁場源の位置成分だけではなく磁場の方向成分にも着目し分離の精度を検証する.

## 2 MEG データの解析法

### 2.1 MEG データの解析モデル

雑音を考慮した MEG データの解析モデルは

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}s(t) + \mathbf{e}(t) \quad (1)$$

のように与えられる。ここで、 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_m]^T$  は  $m$  個のセンサで測定された信号である。 $\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_n]^T$  は  $n$  個の未知の磁場源であり、これには脳内磁場源（聴覚や視覚刺激による誘発磁場や  $\alpha$  波などの自発的な磁場）と脳外磁場源（アーチファクトや地磁気, 50/60 Hz の電源の干渉磁場など）がある。これらの脳外磁場は多数のセンサへ同時に寄与しているという観点から、式 (1) のモデルでは信号源としている。 $\mathbf{A}$  は伝送路行列であり、 $\mathbf{A} = (a_{ij})$  の各要素は、信号源とセンサ間の距離や角度を表す係数である。 $\mathbf{e} = [e_1, \dots, e_m]^T$  は、各センサに独自に影響を与える付加雑音である。

### 2.2 ロバスト前処理法

データの前処理として、加法性の雑音に対してロバストな前処理法 [1][2][3] を適用する。これは付加雑音の低減や信号間の相関の除去、次元の縮約の役割を果たす。モデル表現した場合の観測値の共分散  $\Sigma$  は、付加雑音の共分散を  $\Psi$  とすると、 $\Sigma = \mathbf{A}\mathbf{A}^T + \Psi$  と与えられる。また実測データ  $\mathbf{X}$  の共分散は  $\mathbf{C} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T$  で与えられる。

ロバスト前処理法では、伝送路行列  $\mathbf{A}$  と付加雑音の共分散  $\Psi$  はそれぞれ PCA と固有値分解法を用いて

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{U}_{\hat{n}} \Lambda_{\hat{n}}^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

$$\hat{\Psi} = \text{diag}(\mathbf{C} - \hat{\mathbf{A}}\hat{\mathbf{A}}^T) \quad (3)$$

のように推定される。但し、 $\hat{n}$  は縮約しようとする次元であり、 $\Lambda_{\hat{n}}$  は  $\mathbf{C}$  の固有値を成分とする対角行列、 $\mathbf{U}_{\hat{n}}$  は  $\mathbf{C}$  の固有ベクトルである。これらの推定値を用いて、ロバスト前処理法の変換行列  $\mathbf{Q}$  は

$$\mathbf{Q} = [\hat{\mathbf{A}}^T \hat{\Psi}^{-1} \hat{\mathbf{A}}]^{-1} \hat{\mathbf{A}}^T \hat{\Psi}^{-1} \quad (4)$$

のように計算される。この変換行列  $\mathbf{Q}$  を利用することで、ロバスト前処理法の出力信号  $\mathbf{z}$  は

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(t) \quad (5)$$

と求められる。

### 2.3 独立成分分析法

ロバスト前処理法から得られる信号  $\mathbf{z}$  には、回転の任意性が残っている。この回転までを考慮して信号を

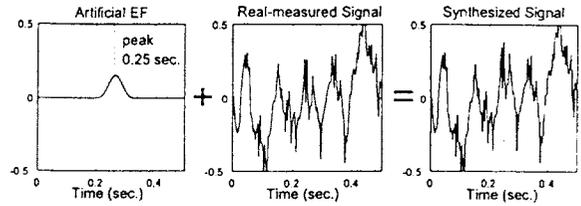


図 1: 第 1 試行センサ-L24 のデータ合成例

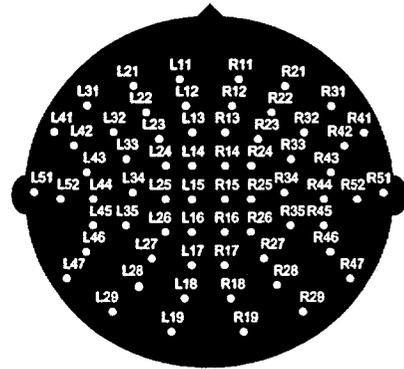


図 2: センサ配置

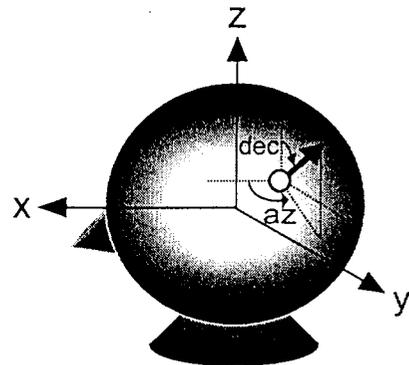


図 3: 3次元座標系

独立に分離する手法が ICA である。本研究では、ICA のアルゴリズムとして Cardoso らが提案する JADE アルゴリズムの回転算法を適用する [4]。JADE アルゴリズムでは、4 次のキュムラント行列

$$\mathbf{F}(\mathbf{M}) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \text{Cum}(z_i, z_j, z_k, z_l) m_{kl} \quad (6)$$

を利用して回転行列  $\mathbf{W}$  を推定する。但し、 $\text{cum}(\cdot)$  はキュムラント、 $m_{kl}$  は任意行列  $\mathbf{M}$  の  $(k, l)$  成分である。JADE アルゴリズムでは、回転行列  $\mathbf{W}$  はキュムラント行列  $\mathbf{F}(\mathbf{M})$  を対角化するように、つまり  $\mathbf{W}\mathbf{F}(\mathbf{M})\mathbf{W}^T$  をできるだけ対角化するように更新される。これより出力信号  $\mathbf{y}$  は

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{Q}\mathbf{x}(t) \quad (7)$$

と求められる。

次に、分離成分の観測空間へ射影処理を行う。ロバスト前処理法+ICA後の $k$ 番目の分離成分だけを観測空間に射影した信号は

$$\hat{x}_k(t) = \hat{A}W^{-1}[0 \cdots y_k(t) \cdots 0]^T. \quad (8)$$

で与えられる。 $\hat{x}_k(t)$ は、元の信号 $x(t)$ から様々な雑音を取り除いたものである。

更に、観測センサ上に射影された分離信号のセンサ間での平均を求めることで各分離信号間での大きさの任意性を取り除く。観測センサ上に射影された $k$ 番目の分離信号のセンサ間での平均は

$$v_k(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \hat{x}_{k,i}(t) \quad (9)$$

のように求められる。但し、 $M$ はセンサ数である。この方法により、大きさの任意性を許した $y$ から任意性を取り除いた $v$ が得られたことが判る。

### 3 MEG データ解析

#### 3.1 MEG データの概要

本節では、解析に用いたMEG合成データについて説明する。これは聴覚刺激による誘発磁場信号に似せて作られた合成信号である。図1に示すように、合成信号には人工的に設定した磁場源からの誘発磁場信号(図1(左))と刺激を与えていない状態の脳から測定されたMEG信号(図1(中))が合成されている。データは100試行観測し、1試行あたり125サンプルである。また、サンプリング周波数は250 Hzで、計測時間は100試行で50 sec。(1試行あたり0.5 sec.)である。MEG測定用センサは図2に示すように頭皮上に64個配置されている。

人工的に設定した磁場源からの誘発波形はピークが観測開始後0.25 sec.にあり、波形の幅がピークの時間を中心として $\pm 0.05$  sec.に設定されている(図1(左))。また、図3に示すように頭部を半径75 mmの球と近似し、球心を座標原点、正面から見て頭部後方から前方に $x$ 軸、左から右に $y$ 軸、下から上に $z$ 軸を設定したとき、磁場源の位置は、 $[x, y, z] = [10, 10, 60]$  mmに設定されている。磁場の方向成分は、 $x$ 軸から $y$ 軸方向に向かう角度を方位角( $az$ )、 $z$ 軸からの角度を偏角( $dec$ )としたとき、 $[az, dec] = [50, 103]$  deg.となっている。また、ダイポールモーメント $Q$ は40 nAmに設定されている。100試行の加算平均後のMEG合成データを図4に示す。

データ解析モデルより、このMEG合成データに含まれている原信号は、人工的に合成した磁場源からの

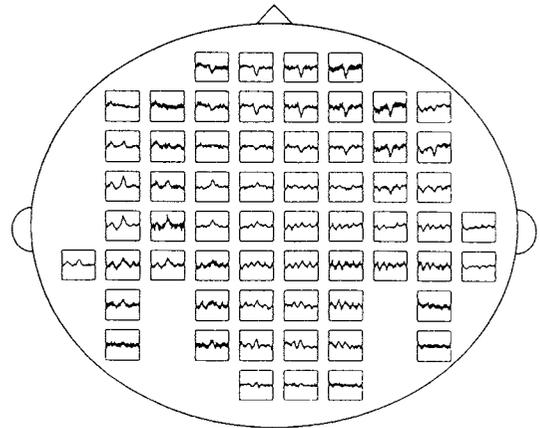


図4: 100試行加算平均化データ: 横軸は時間(0~0.5 sec.), 縦軸は磁場強度(-0.2~0.2 pT)

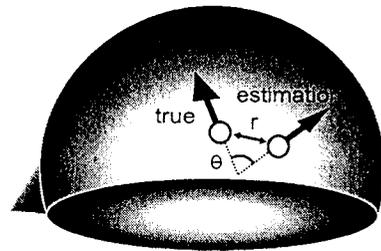


図5: 推定誤差

誘発磁場信号と刺激を与えていない状態の脳信号に含まれている電源の干渉成分(50 Hz)と $\alpha$ 波成分が考えられる。

#### 3.2 分離成分の分類法

推定原信号 $v$ からの原信号(誘発波形・電源の干渉成分(50Hz)・ $\alpha$ 波成分)の分類には、信号の分散に着目して行う。誘発波形の分類条件は、この信号のピークが0.25 sec.にあり、波形の幅がピークの時間を中心として $\pm 0.05$  sec.であるので、各分離信号の全時間領域に渡る分散 $P_{v_k} = \sum_{t=0}^{0.5} v_k(t)v_k^T(t)$ と0.2 sec.から0.3 sec.における分散 $P'_{v_k} = \sum_{t=0.2}^{0.3} v_k(t)v_k^T(t)$ を求め、その比率 $R'_{v_k} = \frac{P'_{v_k}}{P_{v_k}}$ が $R'_{v_k} \geq k_{EF}$ を満たすときとした。但し、 $k_{EF}$ は正の定数である。

また、電源の干渉成分(50 Hz)、 $\alpha$ 波成分の分類条件を設定するために、まず、 $v$ に125サンプルの離散フーリエ変換を行い周波数成分 $V$ を求めた。電源の干渉成分(50 Hz)と $\alpha$ 波成分の分類条件は、 $V$ の全周波数領域に渡る分散 $P_{V_k} = \sum_{f=0}^{125} V_k(f)V_k^T(f)$ と48 Hzから52 Hzにおける分散 $P'_{V_k} = \sum_{f=48}^{52} V_k(f)V_k^T(f)$ 、8 Hzから12 Hzにおける分散 $P''_{V_k} = \sum_{f=8}^{12} V_k(f)V_k^T(f)$ を求め、それらの比率 $R'_{V_k} = \frac{P'_{V_k}}{P_{V_k}}$ 、 $R''_{V_k} = \frac{P''_{V_k}}{P_{V_k}}$ がそれぞれ、 $R'_{V_k} \geq k_e$ 、 $R''_{V_k} \geq k_\alpha$ を満たすときとした。但し、 $k_e$ 、 $k_\alpha$ は正の定数とする。

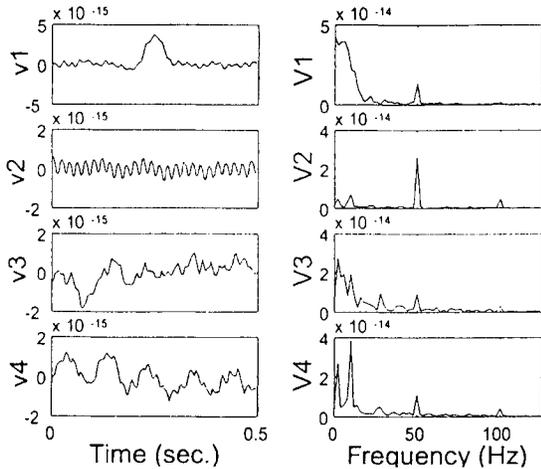


図 6: データの解析結果

### 3.3 推定精度の評価法

磁場源推定の誤差には、等価ダイポール推定法により解析前の観測信号と分離された誘発波形の磁場源位置・方向成分を求め、それらと既知の位置・方向成分との誤差を求める。

磁場源推定の位置成分の誤差には、既知の磁場源位置  $[x, y, z] = [10, 10, 60]$  mm と推定磁場源位置  $[\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}]$  との距離

$$r = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2 + (z - \hat{z})^2} \quad (10)$$

を用いる (図 5)。

磁場源推定の方向成分の誤差には、既知の方位角  $a$ 、偏角  $d$  から与えられる方向ベクトル  $[a, d] = [50, 103]$  deg. と推定された方位角、偏角から与えられる方向ベクトル  $[\hat{a}, \hat{d}]$  のなす角

$$\theta = \cos^{-1}[\sin(d)\sin(\hat{d})\cos(a - \hat{a}) + \cos(d)\cos(\hat{d})] \quad (11)$$

を用いる。

### 3.4 シミュレーション結果

本節では、提案手法を適用したシミュレーション結果を示す。図 6 にロバスト前処理法+ICA を適用した結果を示す。ここで、 $v_1, v_2, v_4$  はそれぞれ  $R'_{v_1} \geq k_{EF}$ 、 $R'_{v_2} \geq k_e$ 、 $R'_{v_4} \geq k_a$  を満たし、それぞれ誘発波形、電源の干渉成分、 $\alpha$  波成分と見なすことが出来る。また、 $v_3$  は背景雑音であり、平均化によってそのパワーが低減されたものと考えられる。

次に、解析前の観測信号と復元誘発信号  $v_1$  に磁場源推定を行い、推定誤差を比較する。それぞれの推定結果を表 1 に示す。また、解析後の磁場源マップを図 7 に示す。この結果より、磁場源の位置成分だけでなく方向成分についても解析により推定誤差が小さくなっていることが判り、本手法の効果が確認出来る。

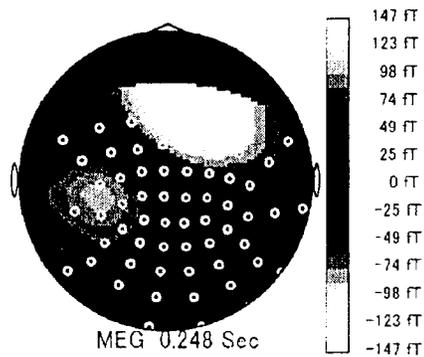


図 7: 復元誘発信号の推定マップ

表 1: 誘発磁場の推定値と推定誤差

	位置成分 (mm)				方向成分 (deg.)		
	$x$	$y$	$z$	$r$	$az$	$dec$	$\Theta$
実際値	10.0	10.0	60.0	-	50.0	103.0	-
解析前	5.8	12.2	63.0	5.6	57.3	102.1	7.2
解析後	5.7	10.4	62.1	4.8	54.7	107.1	5.1

## 4 結論

本研究では、誘発磁場源の位置成分・方向成分を予め把握できる合成 MEG データに ICA を適用し、分離された誘発信号の磁場源推定の誤差と解析前の観測信号の推定誤差を比較した。シミュレーションから、ICA を用いることで磁場源の位置成分だけではなく、方向成分についても推定の精度が高められることが判った。

## 参考文献

- [1] 今野 義男, 曹 建庭, 武田 常広, “脳磁場源の分解と位置推定”, Journal of Signal Processing, Vol. 6, No. 6, pp. 391-400, Nov 2002.
- [2] Y. Konno, J. Cao, T. Arai and T. Takeda, “Visualization of Brain Activities of Single-Trial and Averaged Multiple-Trials MEG Data,” IEICE Trans. on Fundamentals, Vol. E86-A, No. 9, pp. 2294-2302, Sep 2003.
- [3] J. Cao, N. Murata, S. Amari, A. Cichocki and T. Takeda, “A robust approach to independent component analysis of signals with high-level noise measurements,” IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 14, No. 3, pp. 631-645, June 2003.
- [4] J. F. Cardoso and A. Souloumiac, “Jacobi angles for simultaneous diagonalization,” SIAM J. Mat. Anal. Appl., Vol. 17, No. 1, pp. 145-151, 1996. Matlab code in WWW : <http://sig.enst.fr/~cardoso/jointdiag.html>