

単一試行・多試行加算平均脳磁図の解析と磁場源推定精度の評価 Evaluation for Decomposed Brain Activities of Single-Trial and Averaged Multiple-Trials MEG Data

今野 義男* 曹 建庭†‡ 荒井 隆行* 武田 常広§ 遠藤 博史¶
Yoshio konno Jianting Cao Takayuki Arai Tsunehiro Takeda Hiroshi Endo

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 paper, to investigate the performance of source decomposition of single-trial and averaged multiple-trials MEG data, we apply our ICA algorithm to synthesized data. 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. Applying our method, we demonstrate and evaluate the results of source decomposition of averaged and non-averaged MEG data.

1 まえがき

脳磁波 (Magnetoencephalography: 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、独立成分分析法 (Independent Component Analysis: ICA) を用いて磁場源信号を分離する研究が進められている [1][2][3][4][5]。しかし、脳内で発生される磁場は地磁気の数億分の一程度と極めて微弱であるため、ICA の前処理として雑音を除去することが極めて重要な課題となっている。そのため、聴覚刺激や視覚刺激により誘発された応答を見る場合、同様の実験を多試行繰り返し、それを加算平均することで試行毎に独立なノイズ成分を除去する処理が施されている。本研究では、ICA

を実際の MEG データ解析に適用する際の基本問題として、MEG の単一試行データ、部分試行の加算平均データ、全試行の加算平均データに ICA を適用し、それぞれの場合について、1) ICA により原信号が分離される割合、2) 分離信号のパワー、3) 分離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、このような活動源情報を事前に把握できる合成データを利用する。これは、ヒトの脳から計測された誘発波形 (Evoked Field: EF) に似せて作られた合成データである。これを利用することで、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評価する。

2 MEG データの解析モデル

本節では、ICA の MEG データ解析モデルについて述べる。雑音を考慮した MEG データの解析モデルは

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

*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, e-mail yo-konno@sophia.ac.jp, Department of Electrical and Electronics Engineering, Sophia University, 7-1 Kioicho, Chiyoda-ku, Tokyo 102-8554

†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菅崎寺 1690, e-mail cao@sit.ac.jp, Department of Electronics Engineering, Saitama Institute of Technology, 1690 Fusaiji, Okabe, Saitama 369-0293

‡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 cao@brain.riken.go.jp, Brain Signal Processing, RIKEN, 2-1 Hirosawa, Wako-shi, Saitama 351-0198

§東京大学大学院 新領域創成科学研究科, 〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1, Department of Complexity of Science and Engineering, Graduate School of Tokyo University, 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113-8656

¶生命工学工業技術研究所, 〒305-8566 茨城県つくば市東 1-1-1, National Institute of Bioscience and Human-Technology, 1-1-1 Tsukuba-shi-higashi, ibaraki 305-8566

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 α 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に関係する係数である。 $\mathbf{e} = [e_1, \dots, e_m]^T$ は、各センサに独自に影響を与える付加雑音である。

3 MEG データの解析法

3.1 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を適用する [1][2][3]。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 Σ は、付加雑音の共分散を Ψ とすると、 $\Sigma = \mathbf{A}\mathbf{A}^T + \Psi$ で与えられる。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} の推定値 $\hat{\mathbf{A}}$ は PCA を用いて $\hat{\mathbf{A}}\hat{\mathbf{A}}^T = \mathbf{U}_{\hat{n}}\mathbf{\Lambda}_{\hat{n}}\mathbf{U}_{\hat{n}}^T$ のように分解する。但し、 \hat{n} は縮約しようとする次元であり、 $\mathbf{\Lambda}_{\hat{n}}$ 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。これより、 $\hat{\mathbf{A}}$ は

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

と求められる。また、付加雑音の共分散 Ψ は損失関数 $L(\mathbf{A}, \Psi) = \text{tr}[\Sigma - \mathbf{C}]^2$ を最小とする時、 $\partial L(\mathbf{A}, \Psi)/\partial \Psi = 0$ により

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

と求められる。式 (2)、(3) の推定値 $\hat{\mathbf{A}}$ 、 $\hat{\Psi}$ 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。

統計的処理により雑音を低減させる手法としては、因子分析を用いた手法 [4] がよく知られている。ロバスト前処理法は、因子分析を用いた手法と同様に雑音混入の

モデルを仮定しているが、雑音の確率分布を仮定していない。このため、ガウス分布以外の雑音に対してもロバストであるという利点があり、単一試行解析などに見られるパワーが強い非ガウス性雑音、例えば、外れ値などが混入しているデータの解析に対しても有効である [3]。

3.2 JADE アルゴリズム

前節に述べたように、ロバスト前処理法を用いることで観測信号の相関を取り除き、次元を縮約することができる。しかし、信号が互いに無相関であっても必ずしも独立ではなく、依然として回転の任意性が残ってしまう。この回転までを考慮して信号を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 [5]。JADE は前処理として PCA で信号の相関を取り除き、次に同時回転算法で独立成分を分離する手法である。本研究では、前処理として用いられている PCA をロバスト前処理法に置き換えて適用する。

JADE アルゴリズムでは、4 次のキュムラント行列

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

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、ロバスト前処理法 + JADE の出力信号 \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。

3.3 分離信号の射影とパワー推定

ロバスト前処理法 + ICA により求められる分離信号の情報をより明確化するために、分離信号の観測空間への射影処理を行う。着目する k 番目の分離信号だけを観測空間に射影した信号は式 (7) より

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

のように実現できる。このとき、 $\hat{\mathbf{A}}$ は行列 \mathbf{Q} の一般化された逆行列である。この $\hat{\mathbf{x}}_k(t)$ は、観測信号 $\mathbf{x}(t)$ から様々な雑音を取り除き、 k 番目の分離信号だけを取り出したものである。

次に、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

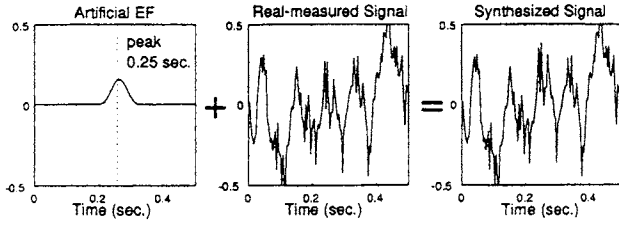


図 1: 第 1 試行センサ-L24 のデータ合成例, (左) 人工的に設定した誘発波形, (中) 無タスクでの測定脳磁波, (右) 合成波形: 横軸は時間 (sec.), 縦軸は磁界強度 (pT).

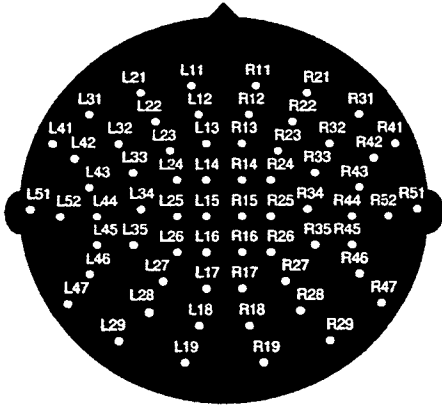


図 2: センサ配置

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

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

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信号 \mathbf{y} から任意性を取り除いた信号 \mathbf{v} が得られたことが判る.

本研究では, この結果を用いて k 番目の分離信号のパワーを

$$P_{\mathbf{v}_k} = \sum_{t=1}^N \mathbf{v}_k(t) \mathbf{v}_k^T(t) \quad (10)$$

のように与える. この P を用いることで, ICA により分離された信号のパワーを比較することが出来る.

4 MEG データ解析

4.1 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)) と無タスクでの測定 MEG 信号 (図 1(中)) が合成されている. 試行数は計 100 試行あり, サンプル周波数は 250 Hz, 1 試行あたり 125 サンプル, 0.5 sec. で

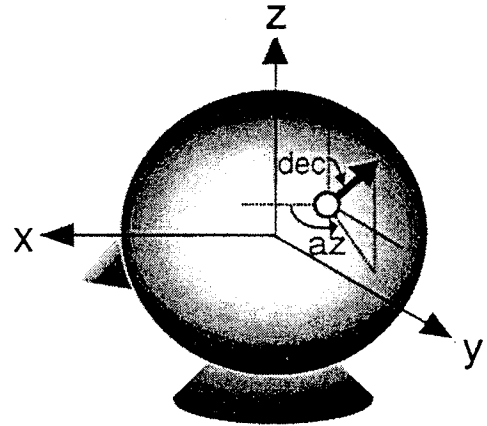


図 3: 3次元座標系

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 ± 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.

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 α 波成分が考えられる.

4.2 シミュレーション方法

シミュレーションでは, 単一試行データと多試行の加算平均化データに独立成分解析を行う. データ平均数は, 1, 2, 3, 5, 7, 10, 20, 30, 50, 70, 100 の 11 通りとし, 各平均数 (100 試行平均を除く) につき加算する試行の組み合わせを変化させて 30 通りシミュレーションを行う. 但し, 加算平均は試行順に平均数だけ行い, 加算を始める試行は第一試行から第三十試行まで変化させる. 例えば, 平均数が 10 のときは, 最初に第一試行から第十試行までの加算平均データを用い, 次に, 第二試行から第十一試行までの加算平均データを用いる. これを繰り返し, 30 通り目に第三十試行から第三十九試行までの加算平均データを用いる.

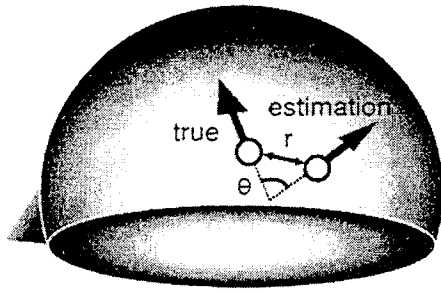


図 4: 推定誤差

4.3 評価方法

本研究では、加算平均数に対する分離精度の評価方法を以下のように設定する。

1) 誘発波形が分離される割合の評価には、各加算平均数 (30 通りのシミュレーション) につき、原信号 (誘発波形・電源の干渉成分 (50Hz)・ α 波成分) が何回分離されたかという割合を求める。但し、分離信号からの原信号の分類には、以下のように信号の分散に着目して行う。

誘発波形信号の分離条件は、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 ± 0.05 sec. であることを利用し、各分離信号 \mathbf{v}_k の全時間領域に渡る分散 $P_{\mathbf{v}_k}$ と 0.2 ~ 0.3 sec. における分散 $P'_{\mathbf{v}_k}$ を

$$P_{\mathbf{v}_k} = \sum_{t=0}^{0.5} \mathbf{v}_k(t) \mathbf{v}_k^T(t) \quad (11)$$

$$P'_{\mathbf{v}_k} = \sum_{t=0.2}^{0.3} \mathbf{v}_k(t) \mathbf{v}_k^T(t) \quad (12)$$

のように求め、その比率

$$R'_{\mathbf{v}_k} = \frac{P'_{\mathbf{v}_k}}{P_{\mathbf{v}_k}} \quad (13)$$

が $R'_{\mathbf{v}_k} \geq k_{EF}$ を満たすときとする。但し、 k_{EF} は正の定数である。

また、電源の干渉成分 (50 Hz) と α 波成分の分類条件を設定するために、 \mathbf{v} に 125 サンプルの離散フーリエ変換を行い周波数成分 \mathbf{V} を求める。電源の干渉成分と α 波成分の分類条件は、 \mathbf{V} の全周波数領域に渡る分散 $P_{\mathbf{V}_k}$ と 48 ~ 52 Hz における分散 $P'_{\mathbf{V}_k}$ 、8 ~ 12 Hz における分散 $P''_{\mathbf{V}_k}$ を

$$P_{\mathbf{V}_k} = \sum_{f=0}^{125} \mathbf{V}_k(f) \mathbf{V}_k^T(f) \quad (14)$$

$$P'_{\mathbf{V}_k} = \sum_{f=48}^{52} \mathbf{V}_k(f) \mathbf{V}_k^T(f) \quad (15)$$

$$P''_{\mathbf{V}_k} = \sum_{f=8}^{12} \mathbf{V}_k(f) \mathbf{V}_k^T(f) \quad (16)$$

のように求め、次の比率

$$R'_{\mathbf{V}_k} = \frac{P'_{\mathbf{V}_k}}{P_{\mathbf{V}_k}}, \quad R''_{\mathbf{V}_k} = \frac{P''_{\mathbf{V}_k}}{P_{\mathbf{V}_k}} \quad (17)$$

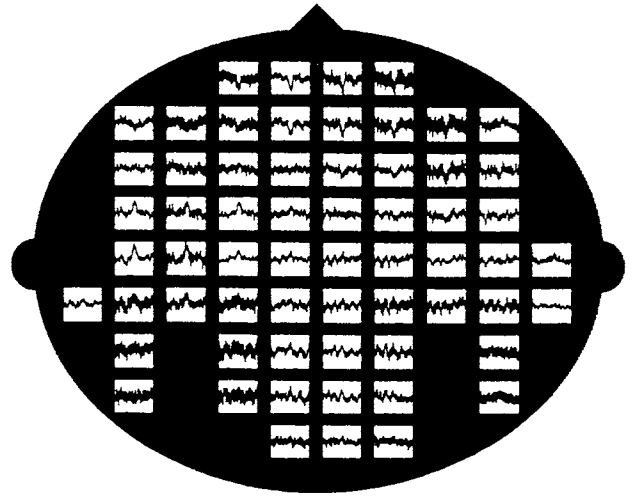


図 5: 50 試行加算平均化データ (第一試行から第五十試行までを平均化): 横軸は時間 (0~0.5 sec.), 縦軸は磁場強度 (-0.2~0.2 pT)

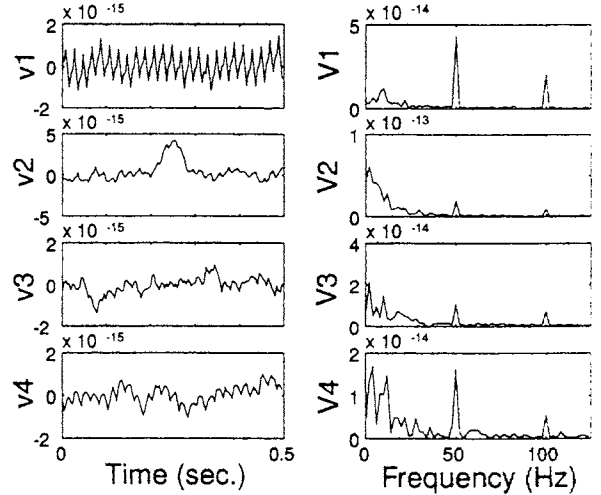


図 6: 50 試行加算平均化データの解析結果

がそれぞれ、 $R'_{\mathbf{V}_k} \geq k_e$ 、 $R''_{\mathbf{V}_k} \geq k_\alpha$ を満たすときとする。但し、 k_e 、 k_α は正の定数とする。

2) 分離される信号のパワーの評価には、加算平均数毎に分離された原信号 (誘発波形・電源の干渉成分・ α 波成分) の分散の平均値を求める。

3) 磁場源の推定誤差の評価には、既知の磁場源 (位置成分・方向成分) と等価ダイポール推定法により求めた加算平均化データ (解析前) と分離誘発波形の推定磁場源 (位置成分・方向成分) との誤差を求める。磁場源推定には、CTF 社のソフトウェア (CTF SYSTEMS INC. MEG v3.3a* Version:Dec 14 1995) を使用した。

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

$$r = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2 + (z - \hat{z})^2} \quad (18)$$

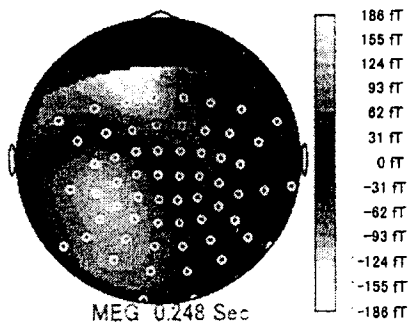


図 7: 平均化観測信号の推定磁場マップ

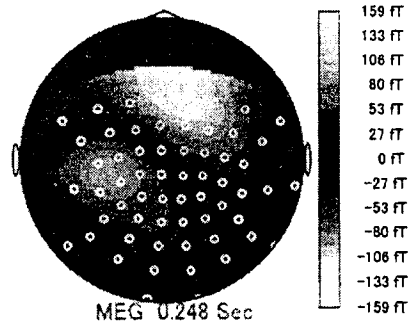


図 8: 分離波形の推定磁場マップ

表 1: 50 試行加算平均化データの推定磁場と推定誤差

	位置成分 (mm)				方向成分 (deg.)		
	x	y	z	r	az	dec	Θ
実際値	10.0	10.0	60.0	-	50.0	103.0	-
解析前	6.1	25.3	64.9	16.5	54.5	111.5	9.6
解析後	9.8	11.6	71.5	11.6	56.3	101.9	6.3

を用いる (図 4).

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

$$\theta = \cos^{-1}[\sin(d)\sin(\hat{d})\cos(a - \hat{a}) + \cos(d)\cos(\hat{d})] \quad (19)$$

を用いる。

4.4 シミュレーション結果

4.4.1 50 試行加算平均化データの解析例

本節では、50 試行加算平均化データ (第一試行から第五十試行までを平均化) に提案手法を適用した結果を示す。図 5 に 50 試行加算平均化データを、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、分離信号 v_1, v_2 はそれぞれ $R'_{V1} \geq k_e, R'_{V2} \geq k_{EF}$ を満たし、それぞれ電源の干渉成分、誘発波形と見なすことが出来る。また、分離信号 v_3, v_4 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、解析前の加算平均化データと分離誘発信号 v_2

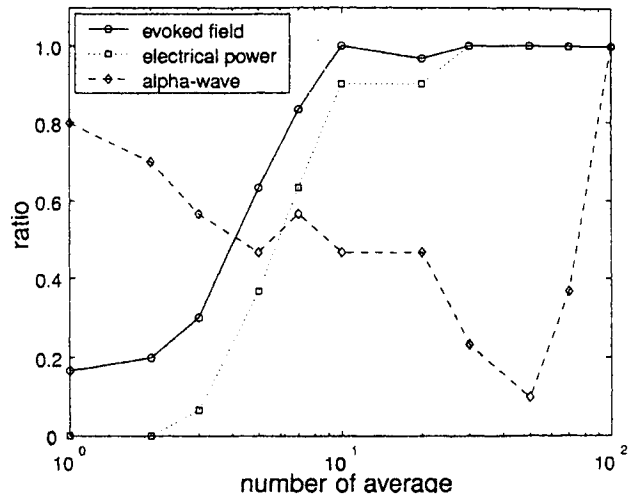


図 9: 原信号が分離される割合

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、解析前後の磁場マップを図 7, 図 8 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、本手法の有効性が確認出来る。

4.4.2 加算平均数に対する分離精度の評価

本節では、加算平均数に対する ICA の分離精度の評価として、1) 原信号が分離される割合、2) 分離信号のパワー、3) 磁場源の推定誤差をシミュレーションした結果を示す。

1) 加算平均数に対する原信号 (誘発波形・電源の干渉成分・ α 波成分) の分離率の変化を図 9 に示す。ここから、誘発波形と電源の干渉成分は 10 試行以上の加算平均でほぼ 100% 分離されることが判る。また、 α 波成分は少ない平均数のときは分離率が高いが、平均数を増やすにつれて分離率が減少し、平均数が 50 を越すとまた増えていくのが判る。

2) 加算平均数に対する平均化観測信号と各分離信号のパワーを図 10 に示す。ここから、電源の干渉成分 (図 10(c)) と α 波成分 (図 10(d)) は解析前の平均化観測信号 (図 10(a)) と同様に、加算平均数を増やすに従いパワーが減少し、加算平均の影響が反映されていることが判る。一方、誘発波形 (図 10(b)) については、加算平均数に関わらずほぼ一定の大きさとなり、ロバスト前処理法を組み合わせた ICA の効果が確認できる。しかし、単一試行解析の時には付加雑音の影響で強いパワーで分離されている。

3) 加算平均数に対する磁場源の推定誤差 (位置成分・方向成分) を図 11 に示す。ここから、解析前後に関わらず加算平均数を増やすに従い誤差は小さくなっているのが確認される。また、加算平均数に関わらず本手法を用

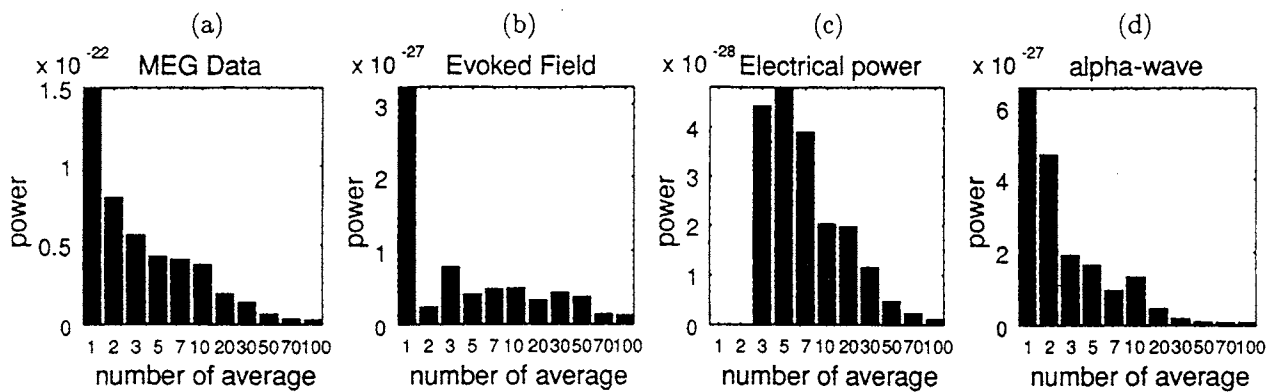


図 10: 信号のパワー: (a) 平均化観測信号 (b) 分離された誘発波形 (c) 分離された電源成分 (d) 分離された α 波成分

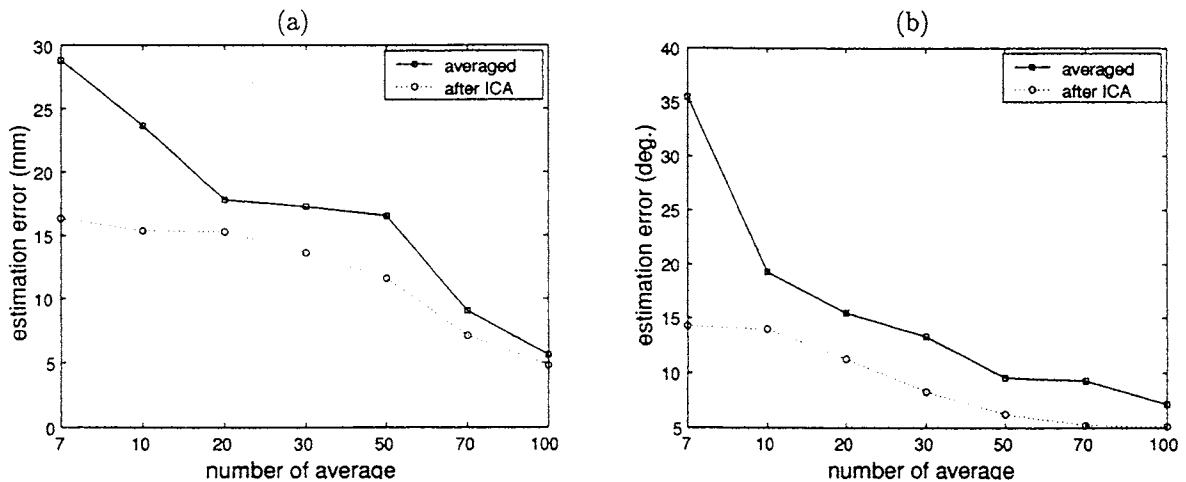


図 11: 推定誤差: (a) 距離差 (b) 角度差

いることで推定精度を高められることが判り、ICA を適用することでより少ない加算平均数である程度正確な磁場源推定が可能であることが判る。更に、少ない加算平均数のときの方が ICA の効果が大きく反映されており、少ない加算平均数の解析に ICA がより効果的であることが確認された。

5 結論と課題

本研究では、MEG の単一試行データ、部分試行の加算平均データ、全試行の加算平均データに ICA を適用し、それぞれの場合について、原信号の分離精度を評価した。シミュレーションから、本手法を適用することで磁場源の位置成分だけでなく磁場の方向成分についてもより正確に分離できることが判り、また、より少ない加算平均数である程度正確な磁場源推定が可能であることが確認された。今後は実際の MEG 計測データでのシミュレーションを考える。

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] S. Ikeda, K. Toyama, “Independent component analysis for noisy data - MEG data analysis,” Neural Networks 13, pp. 1063-1074, 2000.

[5] 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>