

二状態で変化がある脳波共分散行列の同時対角化に基づく信号源推定法

笹山 瑛由^{†,††} 濱田 昌司[†] 小林 哲生[†]

[†] 京都大学大学院工学研究科 〒615-8510 京都府京都市西京区京都大学桂

^{††} 日本学術振興会 〒102-8471 東京都千代田区一番町 6

E-mail: †sasayama@bfe.kuee.kyoto-u.ac.jp

あらまし 運動時, 安静時等, 二状態間で変化がある脳波 (EEG) 信号源の推定法として, 各状態の共分散行列を同時対角化し, その差分を用いて推定する, 同時対角化ビームフォーマを提案する. β 律動の増大信号源を一次運動野に配置した際の EEG をシミュレーションにより作成し, 提案手法および従来法であるミニマムバリエーションビームフォーマにより信号源推定して性能の比較を行った. その結果, 提案手法の信号源推定の誤差が 10 mm 以下となる信号対雑音比の下限值が, ミニマムバリエーションビームフォーマの信号対雑音比の下限値の 1/3 より小さく, 二状態間で変化がある信号源の推定に適用可能であることが示唆された.

キーワード ビームフォーマ, 脳波, 律動, 同時対角化

Signal source estimation based on simultaneous diagonalization of EEG covariance matrices of two different states

Teruyoshi SASAYAMA^{†,††}, Shoji HAMADA[†], and Tetsuo KOBAYASHI[†]

[†] Graduate School of Engineering, Kyoto University Kyoto-Daigaku-Katsura, Nishikyo-ku, Kyoto, 615-8510 Japan

^{††} Japan Society for the Promotion of Science 6 Ichibancho, Chiyoda-ku, Tokyo, 102-8471 Japan

E-mail: †sasayama@bfe.kuee.kyoto-u.ac.jp

Abstract We proposed a signal source estimation method based on simultaneous diagonalization of electroencephalogram (EEG) covariance matrices of two different states such as movement and resting states. We compared performances of the proposed method and conventional minimum variance beamformer them to simulation data in which an increasing signal source of β rhythmic spontaneous EEG activity was located in the primary motor cortex. As a result, it was found that the lower limit of signal-to-noise ratio of the proposed method, in which location bias became lower than 10 mm, was one third of that of minimum variance beamformer. This result indicates that indicates that the proposed method is applicable for signal source estimation that has two different states.

Key words beamformer, EEG, rhythmic activities, simultaneous diagonalization

1. はじめに

α 律動 (8~13 Hz), β 律動 (16~24 Hz) 等の変動の抽出法およびその生理学的な現象については, 脳波 (Electroencephalogram; EEG) において古くから研究がなされている [1]. 近年でも, 律動に関して生理学的な研究が行われている一方, 工学的な応用として, 律動変動を抽出することによって外部機器を制御する, ブ레인・コンピュータ・インタフェース (Brain-Computer Interface; BCI) に関する研究も行われている [2].

α , β 律動等, 特定の周波数帯域で, 基準となる状態 (コ

ントロール状態) よりも特定の状態 (タスク状態) において律動の信号強度が増大するものは事象関連同期 (Event-Related Synchronization; ERS), 減衰するものは事象関連脱同期 (Event-Related Desynchronization; ERD) と呼ばれる [1].

BCI において ERS/ERD を抽出する際には, 実用上短時間でその信号強度の変化を捉える必要があるが, 自発脳波のうち, ERS/ERD として変化する量は背景脳波と比べてわずかである. 一方, EEG および脳磁図 (Magnetoencephalogram; MEG) において, 特定の脳部位の信号を捉える, 空間フィルタ法に関する研究が近年盛んにされており [3], [4], 特定の脳部

位の信号変化のみに着目することで、背景脳波の影響を抑え、BCI の識別率の向上が期待できると考えられる [5], [6].

各脳部位における信号を再構成する手法として、EEG や MEG 等の計測データの共分散行列を用いて空間フィルタを構成する、アダプティブビームフォーマ [4] があり、その代表的なものにミニマムバリエーションビームフォーマ [4], [7] がある。さらに、コントロール状態、タスク状態の二状態を考え、両状態の共分散行列コントロール状態よりタスク状態で信号強度が増大および減衰する信号源を推定する、プリホワイトニングビームフォーマがある [8]. ERS/ERD の信号源推定について有効性が示されているが、増大信号源と減衰信号源の信号の部分空間が直交している等、両状態の共分散行列の固有ベクトルに関して複数の仮定が必要となる [8].

そこで、両状態の共分散行列が同一の固有ベクトルになるよう同時対角化を行い、その差を求めたものをビームフォーマに用いる、同時対角化ビームフォーマを提案する。同時対角化は、パターン認識においては有用な方法であることが知られており [9], BCI の研究で広く用いられる空間フィルタである Common Spatial Pattern (CSP) [10] にも二状態を識別するための特徴抽出法として用いられる [2].

本研究では、信号強度の推定結果の比較を行うため、左右手首屈伸運動時の EEG 律動変動を想定し、左一次運動野に増大信号源、右一次運動野に定常信号源があることを想定したシミュレーションを行う。信号強度の推定は、ミニマムバリエーションビームフォーマならびに同時対角化ビームフォーマを用いて行う。なお、信号強度の推定については、過去の研究 [6] で行った実頭部モデルを用いたベクトル型ビームフォーマを適用する。

2. 方 法

2.1 頭部モデル・リードフィールド行列

Siemens 社製の MRI 装置 (静磁場強度 1.5 T) を用いて、男性被験者 1 名の T1 強調画像を得た。ボクセルの辺の長さは、 x, y, z 軸方向について、それぞれ 1.20 mm, 1.25 mm, 1.25 mm である。頭部モデルの作成方法は我々の過去の報告 [11] に従った。頭部モデルについては、ボクセルの辺長を揃えるため、また、計算コスト削減のため、ボクセルサイズを 2.0 mm × 2.0 mm × 2.0 mm に変換した。頭部組織は灰白質、白質、脳脊髄液、皮膚、筋肉、脂肪、頭蓋骨、眼球の 8 種類に分類し、それぞれの導電率は文献 [12] に従った。

リードフィールド行列は、境界要素法の一つであるボクセルデータ用高速多重極表面電荷法 [13] を用いて求めた。電極座標は、128 チャンネル生体アンプシステム (ActiveTwo System, BioSemi 社) の電極キャップを被験者が装着し、その電極位置をディジタイザ (Polhemus Fastrak digitizer, Polhemus 社) によって計測した。ActiveTwo System の電極位置を図 1 に示す。

2.2 ビームフォーマ

位置 $\mathbf{r}$ に等価電流双極子 (Equivalent Current Dipole; ECD) モーメント $\mathbf{s}(\mathbf{r}, t) = [s_x(t), s_y(t), s_z(t)]^T$ をもつ信号源が存在すると仮定する。なお、 $s_x(t)$, $s_y(t)$, $s_z(t)$ はそれぞれ $\mathbf{s}(t)$ の x, y, z 成分を表す。また、時刻 t におけるセンサ番号 n の計

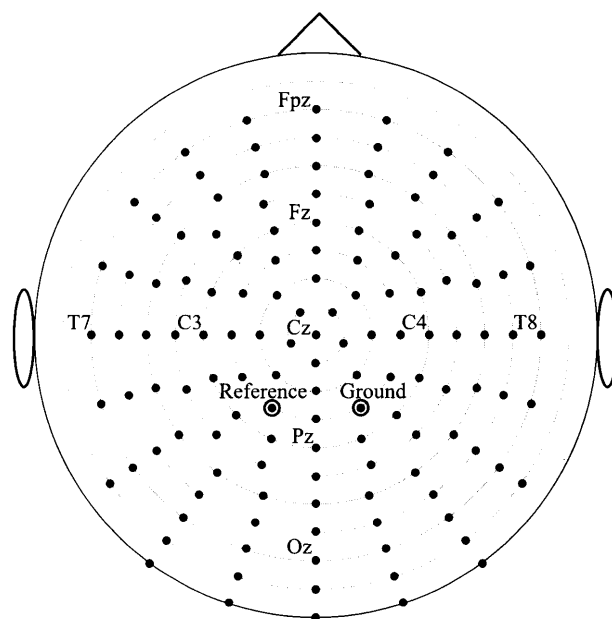


図 1 ActiveTwo System の電極配置。電極位置を黒丸で示している。

測電位を $v_n(t)$ と定義し、計測ベクトル $\mathbf{v}(t)$ を次式のように表す。

$$\mathbf{v}(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_N(t)]^T \quad (1)$$

ここで、 N はセンサの総数 ($N = 128$)、上付き添え字 T は転置を表す。 $\mathbf{s}(\mathbf{r}, t)$ の推定値 $\hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t)$ は適当な重み行列 $\mathbf{W}(\mathbf{r})$ を用いて、次式のように表される。

$$\hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t) = \mathbf{W}^T(\mathbf{r})\mathbf{v}(t) \quad (2)$$

ここで、ハット (^) は推定値を表す。ビームフォーマは、この $\mathbf{W}(\mathbf{r})$ を適切に与えることで特定の位置 $\mathbf{r}$ に存在する ECD モーメントを推定する手法である。特に、 $\mathbf{W}(\mathbf{r})$ が計測データに依存するものはアダプティブビームフォーマと呼ばれ、その代表的なものにミニマムバリエーションビームフォーマがある。さらに、特定の時間区間 T_r における推定信号強度の時間平均値は、次式のように定義することができる。

$$\begin{aligned} \hat{P}(\mathbf{r}, C) &= \text{tr} \left\{ \left\langle \hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t) \hat{\mathbf{s}}^T(\mathbf{r}, t) \right\rangle_{t \in T_r} \right\} \\ &= \text{tr} \left\{ \mathbf{W}^T(\mathbf{r}) C \mathbf{W}(\mathbf{r}) \right\} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、 C は計測共分散行列、 $\text{tr}\{\cdot\}$ は括弧内の正方行列のトレース、 $\langle \cdot \rangle_{t \in T_r}$ は t に関して平均を計算する演算子を表す。

式 (3) 中の共分散行列 C の計算方法は様々ある。代表的な方法としては、EEG/MEG 時間波形を試行間で加算平均し、その加算平均波形 $\mathbf{v}(t)$ から求めた共分散行列を C とする方法がある。すなわち、

$$C = \left\langle \mathbf{v}(t) \mathbf{v}^T(t) \right\rangle_{t \in T_r}, \quad \mathbf{v}(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{v}_k(t) \quad (4)$$

ここで、 $\mathbf{v}_k(t)$ は着目する信号の周波数帯域が通過する BPF 適用後の k 試行目の EEG、 K は試行の総数である。加算平均法を行うことで、刺激に同期している成分のみを抽出することが

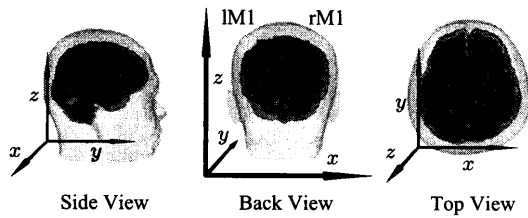


図2 ECDの配置位置および方向. 黒矢印でECDの配置位置, 方向を示している.

表1 ECD インデックスおよび脳部位名, ECDの座標および方向.

ECD インデックス d	脳部位名	座標 $\mathbf{r}_{(d)}^T$ 単位: mm	方向 $\boldsymbol{\theta}_d^T$
1	IM1	(62, 90, 172)	$(-\frac{2}{3}, -\frac{1}{3}, \frac{2}{3})$
2	rM1	(126, 98, 172)	$(\frac{2}{3}, -\frac{1}{3}, \frac{2}{3})$

できるため, 刺激に対し非同期な背景脳波の影響を抑制することができる.

一方, α 律動, β 律動等の自発脳波は, 視覚刺激に対して完全には位相同期していないため, 加算平均法では自発脳波を抽出することができない. そこで, 着目する周波数帯域 (例えば α 帯域) が通過する BPF 適用後の EEG について各試行で共分散行列を計算し, そのアンサンブル平均を計算したものを $\mathbf{C}$ とする.

$$\mathbf{C} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left\langle \mathbf{v}_k(t) \mathbf{v}_k^T(t) \right\rangle_{t \in T_r} \quad (5)$$

本研究でも, 式 (5) を用いて共分散行列を計算した. なお, BCI で CSP を用いる場合は, 式 (5) において, 各試行の共分散行列をいったんその共分散行列のトレースで規格化してから加算平均を行うことがある [2].

2.2.1 ミニマムバリエーションビームフォーマ

ミニマムバリエーションビームフォーマの重み行列 $\mathbf{W}(\mathbf{r})$ は次式のように与えられる.

$$\mathbf{W}(\mathbf{r}) = \arg \min_{\mathbf{W}(\mathbf{r})} \text{tr} \left\{ \mathbf{W}^T(\mathbf{r}) \mathbf{C} \mathbf{W}(\mathbf{r}) \right\} \quad (6)$$

subject to

$$\mathbf{W}^T(\mathbf{r}) \mathbf{L}(\mathbf{r}) = \text{diag}(\|\mathbf{l}_x(\mathbf{r})\|, \|\mathbf{l}_y(\mathbf{r})\|, \|\mathbf{l}_z(\mathbf{r})\|) \quad (7)$$

ここで, $\mathbf{L}(\mathbf{r}) = [\mathbf{l}_x(\mathbf{r}), \mathbf{l}_y(\mathbf{r}), \mathbf{l}_z(\mathbf{r})]$, $\|\cdot\|$ はユークリッドノルム, $\mathbf{l}_x(\mathbf{r})$, $\mathbf{l}_y(\mathbf{r})$, $\mathbf{l}_z(\mathbf{r})$ は位置 $\mathbf{r}$ に存在する ECD の x , y , z 方向成分に対応するリードフィールドベクトル, $\text{diag}(\cdot)$ は括弧内の値を対角成分とする対角行列である. なお, 本研究では位置バイアスが現れないアレイゲイン制約ミニマムバリエーションビームフォーマとした [4]. 式 (7) を解けば, 次式が得られる [4].

$$\mathbf{W}(\mathbf{r}) = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}(\mathbf{r}) \left(\mathbf{L}^T(\mathbf{r}) \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}(\mathbf{r}) \right)^{-1} \cdot \text{diag}(\|\mathbf{l}_x(\mathbf{r})\|, \|\mathbf{l}_y(\mathbf{r})\|, \|\mathbf{l}_z(\mathbf{r})\|) \quad (8)$$

2.2.2 同時対角化ビームフォーマ

式 (3), (8) の共分散行列 $\mathbf{C}$ を, タスク状態の共分散行列 $\mathbf{C}$

とコントロール状態の共分散行列 $\mathbf{C}'$ との差分に置き換えることで, 増大および減衰信号源の推定を行うことを考える. 一般に両状態の共分散行列の固有ベクトルが異なるため, 本研究では, 両状態の共分散行列について同時対角化を行った後に差分をとる.

まず, $\mathbf{C}$ と $\mathbf{C}'$ の和 $\mathbf{C}_c$ を定義し, これを固有値分解する.

$$\mathbf{C}_c \equiv \mathbf{C} + \mathbf{C}' = \boldsymbol{\Phi}_0 \boldsymbol{\Lambda}_0 \boldsymbol{\Phi}_0^T \quad (9)$$

ここで, $\boldsymbol{\Phi}_0$ は固有ベクトルを並べた行列, $\boldsymbol{\Lambda}_0$ は固有値を対角成分に持つ対角行列である. 次に, $\mathbf{C}_c$ を白色化する白色化行列 $\mathbf{P}$ を求める.

$$\mathbf{P} \equiv \boldsymbol{\Lambda}_0^{-1/2} \boldsymbol{\Phi}_0^T \quad (10)$$

$\mathbf{C}_c$ に対して $\mathbf{P}$, $\mathbf{P}^T$ を左右から掛ければ単位行列となる.

$$\mathbf{P} \mathbf{C}_c \mathbf{P}^T = \mathbf{I} \quad (11)$$

ここで, $\mathbf{I}$ は単位行列を表す.

次に, $\mathbf{C}$, $\mathbf{C}'$ に対して $\mathbf{P}$, $\mathbf{P}^T$ を左右から掛けたものをそれぞれ $\tilde{\mathbf{C}}$, $\tilde{\mathbf{C}}'$ とする. すなわち,

$$\tilde{\mathbf{C}} \equiv \mathbf{P} \mathbf{C} \mathbf{P}^T, \tilde{\mathbf{C}}' \equiv \mathbf{P} \mathbf{C}' \mathbf{P}^T \quad (12)$$

$\tilde{\mathbf{C}}$, $\tilde{\mathbf{C}}'$ はそれぞれタスク状態, コントロール状態の計測 EEG データ $\mathbf{v}(t)$ に $\mathbf{P}$ を左から掛けて得られる時系列データの共分散行列を意味する. このとき, $\tilde{\mathbf{C}}$ と $\tilde{\mathbf{C}}'$ は同一の固有ベクトルで固有値分解することができる [9].

$$\tilde{\mathbf{C}} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Phi}^T, \tilde{\mathbf{C}}' = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Lambda}' \boldsymbol{\Phi}^T \quad (13)$$

ここで, $\boldsymbol{\Phi}$ は固有ベクトルを並べた行列で, $\boldsymbol{\Lambda}$, $\boldsymbol{\Lambda}'$ は固有値を対角成分に持つ対角行列である. なお, $\boldsymbol{\Lambda}$ の対角成分 λ_n の並びは降順, $\boldsymbol{\Lambda}'$ の対角成分 λ'_n の並びは昇順とする ($n = 1, \dots, N$).

式 (9) の左辺及び中辺に $\mathbf{P}$, $\mathbf{P}^T$ を左右から掛け, 式 (11), (12), (13) を用いると, 次式のような関係が成り立つことが分かる.

$$\begin{aligned} \mathbf{P} \mathbf{C}_c \mathbf{P}^T &= \mathbf{P} \mathbf{C} \mathbf{P}^T + \mathbf{P} \mathbf{C}' \mathbf{P}^T \\ &= \tilde{\mathbf{C}} + \tilde{\mathbf{C}}' \\ &= \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Phi}^T + \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Lambda}' \boldsymbol{\Phi}^T \\ &= \boldsymbol{\Phi} (\boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Lambda}') \boldsymbol{\Phi}^T \\ &= \mathbf{I} \end{aligned} \quad (14)$$

式 (14) について, $\boldsymbol{\Phi}$ が直交行列であることを注意すれば, 次式の関係が得られる.

$$\boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Lambda}' = \mathbf{I} \quad (15)$$

すなわち, $n = 1, \dots, N$ について, $\lambda_n + \lambda'_n = 1$ が成り立つ. 一方, $\tilde{\mathbf{C}}$, $\tilde{\mathbf{C}}'$ は半正定値行列であり, これらの固有値 λ_n , λ'_n は非負である. 以上のことから, λ_n , λ'_n は 0 から 1 までの値であり, λ_n が大きいほど λ'_n は小さく, 反対に λ_n が小さいほど λ'_n は大きくなるのが分かる.

式 (13) のとおり, $\tilde{\mathbf{C}}$, $\tilde{\mathbf{C}}'$ は共通の固有ベクトルを有するよ

うになったので、次式のようにその差分を考える。

$$\begin{aligned}\Delta\tilde{C} &\equiv \tilde{C} - \tilde{C}' \\ &= \Phi\Lambda\Phi^T - \Phi\Lambda'\Phi^T \\ &= \Phi(\Delta\Lambda)\Phi^T\end{aligned}\quad (16)$$

where

$$\Delta\Lambda \equiv \Lambda - \Lambda' \quad (17)$$

$\Delta\Lambda$ の対角成分を $\Delta\lambda_n$ とすると、 $\Delta\lambda_n$ が正となる成分は、コントロール状態よりタスク状態のほうが信号強度が増大したこと (ERS) を反映しており、負となる成分は、信号強度が減衰したこと (ERD) を反映している。前者について、 $\Delta\lambda_n$ を大きいものから P 個選択し、後者について、 $\Delta\lambda_n$ を小さいものから Q 個選択することを考える。本研究では、 $\Delta\lambda_n > 0$ を満たす n の個数を P 、 $\Delta\lambda_n < 0$ を満たす n の個数を Q とした。

最後に、 P^{-1} および $(P^T)^{-1}$ を用いて、 C および C' の固有空間に戻すことを考える。増大信号源を再構成する場合は、式 (3)、(8) の共分散行列 C を、次式で定義される共分散行列 C_+ に置き換える。

$$C_+ \equiv P^{-1}\Phi\Lambda_+\Phi^T(P^T)^{-1} \quad (18)$$

where

$$\Lambda_+ \equiv \text{diag}(\Delta\lambda_1, \dots, \Delta\lambda_P, \underbrace{0, \dots, 0}_{N-P}) \quad (19)$$

減衰信号源を再構成する場合は、式 (3)、(8) の共分散行列 C を、次式で定義される共分散行列 C_- に置き換える。

$$C_- \equiv P^{-1}\Phi\Lambda_-\Phi^T(P^T)^{-1} \quad (20)$$

where

$$\Lambda_- \equiv \text{diag}(\underbrace{0, \dots, 0}_{N-Q}, \Delta\lambda_{N-Q+1}, \dots, \Delta\lambda_N) \quad (21)$$

ここで、同時対角化ビームフォーマと CSP との関連を述べる。 k 試行目の計測ベクトル $v_k(t)$ に CSP を適用すれば、次式で定義される時系列データ $z_k(t)$ が得られる。

$$z_k(t) \equiv \Phi^T P v_k(t) \quad (22)$$

$z_k(t)$ のタスク状態の共分散行列の k に関するアンサンブル平均が Λ となる。同様に、 $z_k(t)$ のコントロール状態の共分散行列の k に関するアンサンブル平均が Λ' となる。

2.3 β 律動 ERS のシミュレーション

コントロール状態を $-2000 \sim 0$ ms、タスク状態を $0 \sim 2000$ ms とし、コントロール状態では右手の手首屈伸運動を行い、0 ms にその運動を止めた場合を想定した。

本研究では、左右手首運動の左右識別を行う BCI を対象とし、既存の報告 [1] 及び過去の右手の手首屈伸運動の実験結果 [14] を参考にして、左一次運動野 (left primary motor area; LM1) について、コントロール状態よりもタスク状態で β 律動が増大 (ERS) する ECD、右一次運動野 (right primary motor area; rM1) は両状態で β 律動がほぼ定常の状態の ECD をそれぞれ 1 つずつ配置した。 d 番目の ECD の座標、単位方向ベクト

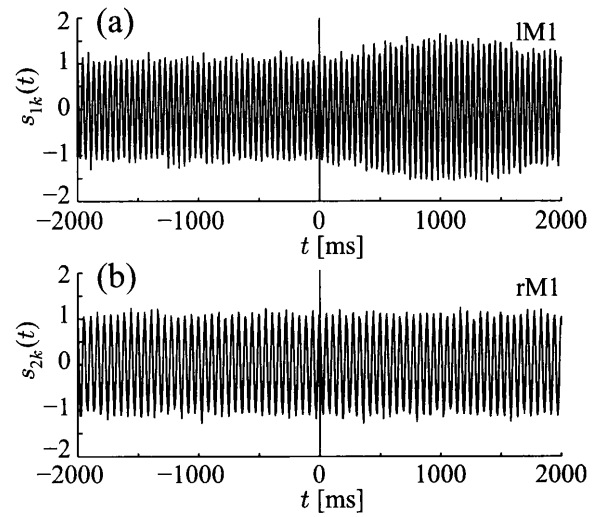


図3 式 (23)~(25) を用いて作成した ECD の単試行の時間波形. (a) 左一次運動野 ($s_{1k}(t)$), (b) 右一次運動野 ($s_{2k}(t)$).

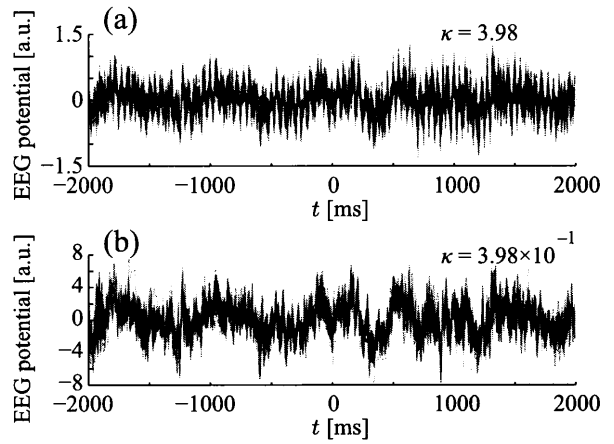


図4 式 (23)~(27) を用いて作成した EEG 時間波形の一例. (a) $\kappa = 3.98$, (b) $\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$.

ルをそれぞれ r_d 、 η_d と定義し、左一次運動野にある ECD を $d = 1$ 、右一次運動野にある ECD を $d = 2$ とした。各 ECD の r_d および η_d を図 2 および表 1 に示す。

左右一次運動野の ECD の β 律動の時間波形の包絡線については、律動をシミュレーションしている他の文献 [15] および著者の研究室で行った過去の EEG の実験データ [14] を参考に次式のように定めた。

$$s_1^{\text{ENV}}(t) = \begin{cases} 1 & t < 0 \\ 1 + 0.4 \exp(1) \cdot t^2 \exp(-t^2) & t \geq 0 \end{cases} \quad (23)$$

$$s_2^{\text{ENV}}(t) = 1 \quad (24)$$

左右一次運動野の β 律動を示す ECD の時間波形は、式 (23)、式 (24) を用いて次式のように定めた。

$$s_{dk}(t) = \mathcal{N}_{dk}(1, 0.1) s_d^{\text{ENV}}(t) \cdot \sin(2\pi f_d t + \mathcal{N}_{dkt}(0, 0.3\pi) + U_{dk}(0, 2\pi)) \quad (25)$$

ここで、 $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ は平均 μ 、標準偏差 σ の正規分布に従う乱数を下付き添え字の変数について返す関数、 $U(0, 2\pi)$ は 0 から 2π の一様分布に従う乱数を下付き添え字の変数について返す

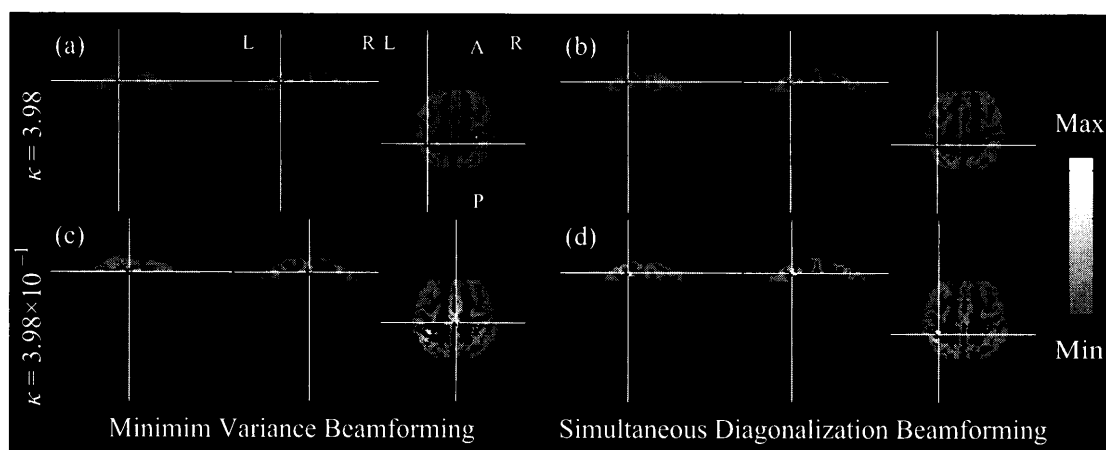


図5 信号強度の推定結果. (a) ミニマムバリエンスビームフォーマ ($\kappa = 3.98$), (b) 同時対角化ビームフォーマ ($\kappa = 3.98$), (c) ミニマムバリエンスビームフォーマ ($\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$), (d) 同時対角化ビームフォーマ ($\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$). なお, 推定信号強度のピーク位置を白の十字で示している.

関数である. f_d は ECD の周波数を表し, 本研究では, $f_1 = 22$ Hz, $f_2 = 18$ Hz とした. なお, サンプリング周波数は 1024 Hz, 試行回数は 20 回とした. 式 (23)~(25) を用いて作成した ECD の時間波形 $s_{dk}(t)$ の一例を図 3 に示す.

図 2, 表 1 で示した ECD によって発生する k 回目の試行の EEG の計測電位 $v_{Sk}(t)$ は次式で表される.

$$v_{Sk}(t) = \sum_{d=1}^2 L(r_d) \eta_d s_{dk}(t) \quad (26)$$

k 回目の試行の EEG 計測ノイズ $v_{Nk}(t)$ は, 2.1 節で述べた生体アンプシステムを用いて取得した開眼安静時の EEG 計測データとした. $v_k(t)$ は, $v_{Sk}(t)$ および $v_{Nk}(t)$ を用いて次式のとおり求めた.

$$v_k(t) = \frac{v_{Sk}(t)}{\text{std}(v_{Sk})} + \frac{1}{\kappa} \cdot \frac{v_{Nk}(t)}{\text{std}(v_{Nk})} \quad (27)$$

ここで, κ は信号対雑音比 (Signal to Noise Ratio; SNR) に対応するパラメータ, $\text{std}(\cdot)$ は $v_{Sk}(t)$ について最大値が計測されるチャンネルにおける標準偏差を返す関数である. 本研究では, $\kappa = 10^{-1.0}, 10^{-0.9}, 10^{-0.8}, \dots, 10^{1.0}$ とした. 式 (23)~(27) を用いて作成した EEG 時間波形の一例を図 4 に示す.

2.4 ビームフォーマに関わる前処理

ビームフォーマの適用前に, EEG データに対し 16~24 Hz のバンドパスフィルタを適用した. 同時対角化ビームフォーマ適用時は, 図 2 中の IM1 の増大信号源の推定を企図するため, 本研究では C_+ のみを用いた. なお, C_+ はフルランクではなく, 式 (8) 中の C に C_+ を代入したときに C_+ の逆行列が求まらないため, C_+ に γI を加えて正則化を行った (γ : 正則化パラメータ). 本研究では, 経験的に $\gamma = 10^{-2} \text{tr}(C_+)$ と設定した. また, ミニマムバリエンスビームフォーマで用いる C に対しても, 同様の正則化を行った.

2.5 評価方法

増大信号源に対応する ECD の位置である r_1 の座標と, ビームフォーマによって得られる再構成信号強度のピークとなる座標との距離 (位置バイアス) を評価した.

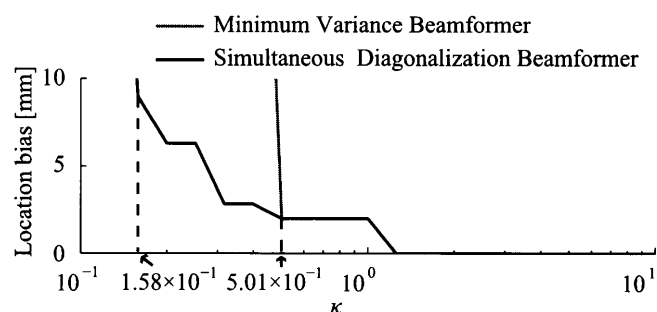


図6 推定した信号源の位置バイアス. 矢印で各ビームフォーマの位置バイアスが 10 mm 未満となる κ の下限値を示している.

3. 結 果

信号強度の推定結果を図 5 に示す. $\kappa = 3.98$ のとき, ミニマムバリエンスビームフォーマ, 同時対角化ビームフォーマは共に左一次運動野に信号強度のピークを捉えており, 増大信号源を検出できていることが分かる. 一方, $\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$ のとき, 同時対角化ビームフォーマは左一次運動野に信号強度のピークを捉えているが, ミニマムバリエンスビームフォーマは頭部中心部に信号強度のピークを捉えている.

推定した信号源の位置バイアスを図 6 に示す. なお, 位置バイアスが 10 mm を超えるものは信号源推定に失敗しているものとした. 本研究で設定した全ての κ において, 同時対角化ビームフォーマの位置バイアスは, ミニマムバリエンスビームフォーマの位置バイアスよりも小さいことが分かる. また, ミニマムバリエンスビームフォーマおよび同時対角化ビームフォーマにおける位置バイアスが 10 mm 未満の κ の下限値はそれぞれ 5.01×10^{-1} , 1.58×10^{-1} である. 以上のことから, 同時対角化ビームフォーマの方が増大信号源の推定精度が高い傾向があることが示唆された.

4. 検 討

本研究では増大信号源の推定について, 同時対角化ビーム

フォーマの方がミニマムバリエーションビームフォーマよりも増大信号源の推定精度が高い傾向があることが示唆された。これは、コントロール状態、タスク状態に共通する背景脳波を効果的に抑制できたためであると考えられる。その他の同時対角化ビームフォーマの特徴として、プリホワイトニングビームフォーマ[8]と同様、増大信号源、減衰信号源の推定を区別して推定できることである。ミニマムバリエーションビームフォーマの場合、増大信号源、減衰信号源、定常信号源を区別することなく推定するため、左右一次運動野の両方で信号源が検出される(図5)。

本研究では律動データの信号源推定に同時対角化ビームフォーマを用いたが、プリホワイトニングビームフォーマ[8]と同様、原理上誘発反応の信号源推定にも応用できる。すなわち、コントロール状態、タスク状態に共通する背景脳波を打ち消し、タスク状態のみに存在する誘発反応の信号源推定を行うことができる。誘発反応に適用する場合は、共分散行列を式(4)を用いて推定するとよい。

相関の高い干渉信号源が存在する場合は、著者らの過去の研究[6]と同様、干渉信号源の影響を抑制する線形制約条件を付加することで信号源推定の失敗を回避できると考えられる[3],[4]。同時対角化ビームフォーマに線形制約条件を加えるということは、CSPに線形制約条件を加えることであるとも解釈できる。なお、線形制約条件の付加は、干渉信号源の位置が不明な場合は適用が困難であるが、そのような場合でも信号源再構成に有効な空間フィルタ等を参考にして同時対角化ビームフォーマを改良する余地はある。

同時対角化ビームフォーマで用いる C_+ , C_- は、2.2.2項で示しているとおりCSPを用いて計算することができる。一方、CSPはBMIの分野では盛んに研究がされており、様々な改良がなされている[16]。そのため、同時対角化ビームフォーマにCSPと同様な改良を行うことで、信号源の推定精度を改良できると考えられる。

他の空間フィルタにも、提案手法で求めた共分散行列 C_+ , C_- を用いることができる。例えば、式(3)について重み行列 W を sLORETA[17]で得られる重み行列に置き換え、計測共分散行列 C を C_+ , C_- に置き換えれば、sLORETAの特性に基づいて増大信号源および減衰信号源を推定することができると考えられる。

5. む す び

本研究では同時対角化ビームフォーマを提案し、律動増大信号源を模擬したEEGデータに適用した。その結果、増大信号源の位置バイアスは、本研究で設定した全てのSNRにおいてミニマムバリエーションビームフォーマよりも小さいことが示された。今後は、同時対角化ビームフォーマを用いた信号源再構成法を、左右の手首運動およびそのイメージに基づくBCIに応用する予定である。

謝 辞

本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金特別研究

員奨励費(課題番号21・5335)の補助によって行われた。

文 献

- [1] G. Pfurtscheller and F.H.L. da Silva, "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: Basic principles," *Clin. Neurophysiol.*, vol.110, no.11, pp.1842–1857, 1999.
- [2] B. Graimann, B. Allison, and G. Pfurtscheller, *Brain-computer interfaces*, Springer, 2010.
- [3] 小林 哲生, 高次脳機能の画像研究の基礎と応用. 呉, 津本編, 神経医工学 - 脳神経科学・工学・情報科学の融合 -, pp.157–210, オーム社, 2009.
- [4] K. Sekihara and S.S. Nagarajan, *Adaptive Spatial Filters for Electromagnetic Brain Imaging*, Springer, 2008.
- [5] M. Grosse-Wentrup, C. Liefhold, K. Gramann, and M. Buss, "Beamforming in noninvasive brain-computer interfaces," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.56, no.4, pp.1209–1219, 2009.
- [6] T. Sasayama, S. Hamada, and T. Kobayashi, "Application of linearly-constrained prewhitening beamformer to reconstruction of highly correlated EEG signal sources," *Proc. IEEE/ICME Int. Conf. Complex Medical Engineering 2011*, pp.593–598, 2011.
- [7] S. Robinson and J. Vrba, *Functional neuroimaging by synthetic aperture magnetometry (SAM)*. In: Yoshimoto T, Kotani M, Kuriki S, Karibe H, Nakasato N, eds. *Recent advances in biomagnetism.*, Tohoku University Press, 1999.
- [8] K. Sekihara, K.E. Hild, S.S. Dalal, and S.S. Nagarajan, "Performance of prewhitening beamforming in MEG dual experimental conditions," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.55, no.3, pp.1112–1121, 2008.
- [9] K. Fukunaga, *Introduction to statistical pattern recognition*, 2nd ed., Academic Press, 1990.
- [10] Z. Koles, "The quantitative extraction and topographic mapping of the abnormal components in the clinical EEG," *Electroen. Clin. Neurophysiol.*, vol.79, no.6, pp.440–447, 1991.
- [11] T. Sasayama, T. Iida, T. Oida, S. Hamada, and T. Kobayashi, "Construction of human head voxel models from MR images for EEG analysis based on EM algorithm," *Proc. IEEE/ICME Int. Conf. Complex Medical Engineering 2010*, pp.100–105, 2010.
- [12] A. Hirata, K. Yamazaki, S. Hamada, Y. Kamimura, H. Tarao, K. Wake, Y. Suzuki, N. Hayashi, and O. Fujiwara, "Intercomparison of induced fields in Japanese male model for ELF magnetic field exposures: effect of different computational methods and codes," *Rad. Prot. Dos.*, vol.138, no.3, pp.237–244, 2010.
- [13] 濱田 昌司, 小林 哲生, "ボクセルデータ用高速多重極表面電荷法による低周波磁界誘導電界計算," *電気学会論文誌 A*, vol.126, no.5, pp.355–362, 2006.
- [14] 笹山 瑛由, 小林 哲生, "fMRI 賦活部位を線形制約条件とする EEG 空間フィルタに基づく手首屈伸運動の左右識別," *生体医工学*, vol.49, no.6, pp.983–988, 2011.
- [15] A. Matani, Y. Naruse, Y. Terazono, T. Iwasaki, N. Fujimaki, and T. Murata, "Phase-compensated averaging for analyzing electroencephalography and magnetoencephalography epochs," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.57, no.5, pp.1117–1123, 2010.
- [16] F. Lotte and C. Guan, "Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: Unified theory and new algorithms," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.58, no.2, pp.355–362, 2011.
- [17] R.D. Pascual-Marqui, "Standardized low resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA): technical details," *Methods & Findings in Experimental & Clinical Pharmacology*, vol.24D, pp.5–12, 2002.