

論文

信号空間の距離を評価関数にもつ信号源探索法

横田 康成^{†a)} 岸田 邦治[†]

Signal Source Search Method Using a Distance between Signal Spaces
as an Evaluation Function

Yasunari YOKOTA^{†a)} and Kuniharu KISHIDA[†]

あらまし 任意のセンサ配置をもつセンサアレーによる信号源推定において、従来法よりも観測雑音に強く高い推定精度をもつ手法を提案した。最小分散法、MUSIC 法などの信号空間同定法には観測雑音に弱く、信号源探索法や仮想入射波付加法には多くの計算回数が必要であるという問題があった。本論文では、信号源候補が作る線形部分空間と観測信号から推定された信号空間の間の距離を表す一つの尺度を提案し、更に組合せ最適化問題のための局所探索法により提案した尺度を最小化する手法を提案した。数値実験により、提案法では、信号源の信号波形が一次従属関係にあるか否かにかかわらず、従来の信号空間同定法よりも高い信号源推定精度を有し、信号源探索法、仮想入射波付加法よりも少ない計算回数で信号源を推定できることが示された。

キーワード 信号源推定, ビームフォーマ, マイクロホンアレー, アンテナアレー, 脳磁図

1. ま え が き

未知の位置にある信号源からの信号を複数のセンサで観測し、それらの信号源の位置と信号波形を推定する問題がある。こうした問題は、センサアレーによる信号源推定問題と呼ばれ、アンテナアレーやマイクロホンアレーを用いた電波・音源推定 [1]~[4], 脳磁図 (MEG) や脳波 (EEG) を用いた脳内神経活動部位推定 [5]~[7] など様々な分野で現れる一般的な問題である。信号源推定は、信号源の信号が各センサで観測される際に信号源とセンサの位置に依存して様々な変調を受ける性質、例えば電波や音では位相が遅れる性質、MEG や EEG では振幅が減衰する性質を利用して行われる。

これまで信号源推定法として、遅延和アレー [8], 信号源探索法 [9], [10], 最小分散法 [11], MUSIC 法 [12], 仮想入射波付加法 (AVW 法) [13] などが提案されてきた。最小分散法や MUSIC 法は、信号源からの信号が属する線形部分空間 (以下、信号空間) を同定し、信号源の位置により決まるベクトルを探索範囲内で変

化させ、このベクトルが信号空間に入ったとき、その位置に信号源があると判定する手法である。これらの手法は信号空間同定法と呼ばれ、推定のための計算回数が少なく済むことからオンラインでの信号源推定に用いられることが多い。一方で観測雑音に弱く信号源の信号波形が一次従属関係にある信号源を検出できない問題がある。

信号源探索法は、センサで計測された観測信号を平均二乗誤差の意味で最もよく説明できるようにすべての信号源位置を同時に決定する方法である。信号源探索法では、位置が連続量で与えられている場合には最急降下法などの非線形最適化法、位置が離散量で与えられている場合には組合せ最適化法を利用することになる。信号源探索法には、深刻な局所解が存在する評価関数を用いているため最適化が困難であり多くの計算回数が必要であるという問題がある。そのため、信号源探索法はオンラインでの信号源推定には不向きであり、脳内神経活動部位推定 [5], [10] などサイエンスを目的とした用途に利用されることが多い。

仮想入射波付加法は、信号空間同定法において一次従属な信号波形をもつ信号源を同定できるように改良された手法である。この手法では信号源探索法と同様にすべての信号源を同時に決定するため組合せ最適化問題の一つとなるが、これを全探索法で解

[†] 岐阜大学工学部応用情報学科, 岐阜市

Department of Computer Science, Faculty of Engineering,
Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1193 Japan

a) E-mail: yokota@info.gifu-u.ac.jp

くことが前提にされている。したがって、探索範囲と信号源数が大きくなると現実的な時間内で解くことは困難であり、適用範囲は信号源数 3 程度までの信号源方位推定に限定される。

本論文では、主に MEG による脳内神経活動部位推定に適用することを目指し、信号源数が既知であることを前提に、信号空間同定法よりも観測雑音に強く、一次従属関係にあるような信号源も検出可能であり、信号源探索法や仮想入射波付加法よりも計算回数の少ない手法を開発することを目的とする。そこで、3.1 では信号源候補により作られる線形部分空間と実際の観測信号から推定された信号空間の間の距離を測る一つの尺度を提案する。この尺度は、信号源探索法や仮想入射波付加法で用いられている尺度に比べ、最適化しやすいという意味で優れた尺度である。更に 3.2 では、提案する尺度を評価関数として用い、組合せ最適化問題を局所最適化法により解く手法を提案する。4. では数値実験により、提案法は、信号源の信号波形が一次従属関係にあるか否かにかかわらず、従来の信号空間同定法に比べて観測雑音の分散が大きい場合にも高い信号源推定精度が得られ、従来の信号源探索法や仮想入射波付加法に比べ推定に要する計算回数を削減できることを示す。

2. センサアレーによる信号源推定

センサアレーを用いた信号源推定は様々な分野で行われているが、分野により用いられている手法の名称や用語、変数名などが異なる。また、本論文で提案する手法の原理を述べるためには従来法を問題点が明確になるように説明する必要がある。そこで、本章ではセンサアレーによる信号源推定問題とこれまでに提案されてきた代表的な手法について述べる。

2.1 信号源推定問題

信号源の位置（若しくは方位）をベクトル \mathbf{r} で表し、様々な位置 \mathbf{r} にある信号源の信号を M 個のセンサで観測する。位置 \mathbf{r} にある信号源が時刻を t として $s(t)$ なる信号を出力したとき、 $m = 1, \dots, M$ 番目のセンサでは $b_m(t) = a_m(\mathbf{r})s(t)$ が観測されるとする。 Q 個の信号源が存在する場合、 q 番目の信号源の位置、信号波形をそれぞれ $\mathbf{r}_q, s_q(t)$ で表し、線形性を仮定すれば $m = 1, \dots, M$ 番目のセンサでは、

$$b_m(t) = \sum_{q=1}^Q a_m(\mathbf{r}_q)s_q(t) \quad (1)$$

が観測されることになる。式 (1) は、

$$\mathbf{b}(t) = \begin{pmatrix} b_1(t) \\ b_2(t) \\ \vdots \\ b_M(t) \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a}(\mathbf{r}) = \begin{pmatrix} a_1(\mathbf{r}) \\ a_2(\mathbf{r}) \\ \vdots \\ a_M(\mathbf{r}) \end{pmatrix}$$

として定義されるベクトル、行列を用いることにより、

$$\mathbf{b}(t) = \sum_{q=1}^Q \mathbf{a}(\mathbf{r}_q)s_q(t)$$

と表現される。更に、行列とベクトル

$$\mathbf{A}_r = (\mathbf{a}(\mathbf{r}_1), \mathbf{a}(\mathbf{r}_2), \dots, \mathbf{a}(\mathbf{r}_Q)),$$

$$\mathbf{s}(t) = \begin{pmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_Q(t) \end{pmatrix}$$

を定義すれば、

$$\mathbf{b}(t) = \mathbf{A}_r \mathbf{s}(t) \quad (2)$$

と書ける。

問題は、対象とする範囲内の任意の \mathbf{r} に対する $\mathbf{a}(\mathbf{r})$ が既知であるとして $\mathbf{b}(t)$ を観測し、信号源の数 Q 、信号源の位置 $\mathbf{r}_q, q = 1, \dots, Q$ 、信号源の信号波形 $\mathbf{s}(t)$ を推定することである。本論文では、信号源の数 Q は既知である、あるいは他の手段により決定されていると考える。また、反射物などの存在によりある信号源の反射波が届く場合、鏡像の位置にその信号源と同じ信号を出力する別な信号源が存在するものとする。信号源数 Q とは、こうした鏡像信号源も含めた信号源の数を意味するものとする。

ところで、信号源の位置 \mathbf{r} が、任意の実数ベクトルをとる場合と標本化されて要素数 L のベクトルの集合 $\mathcal{R} = \{\mathbf{r}^{(l)} \mid l = 1, \dots, L\}$ の元をとる場合がある。後者では標本間隔を小さくして L を大きくすれば、実用的には前者と同等になる^(注1)。そこで、本論文では位置 \mathbf{r} は要素数 L の集合 \mathcal{R} （以下、探索集合）の元をとるものとする。

(注1)： \mathbf{r} と \mathbf{r}' の距離が小さくなると、 $\mathbf{a}(\mathbf{r})$ と $\mathbf{a}(\mathbf{r}')$ の距離も小さくなる。計算機では有限表現語長による丸め誤差が存在するため、 \mathbf{r} と \mathbf{r}' の距離があまり小さくなると、 $\mathbf{a}(\mathbf{r})$ と $\mathbf{a}(\mathbf{r}')$ を区別できずに等しいものと扱われ、文法上ではないエラーを引き起こすことがある。標本間隔を小さく設定する場合、こうしたエラーの発生に注意する必要がある。

仮に,

$$\mathbf{w}^T(\mathbf{r}^{(l_1)})\mathbf{a}(\mathbf{r}^{(l_2)}) = \begin{cases} 1, & l_1 = l_2 \\ 0, & l_1 \neq l_2 \end{cases} \quad (3)$$

$$l_1, l_2 = 1, 2, \dots, L$$

を満足する

$$\mathbf{w}(\mathbf{r}) = \begin{pmatrix} w_1(\mathbf{r}) \\ w_2(\mathbf{r}) \\ \vdots \\ w_M(\mathbf{r}) \end{pmatrix}, \quad \mathbf{r} \in \mathcal{R} \quad (4)$$

が存在するならば,

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{b}(t) &= \mathbf{w}^T(\mathbf{r}) \sum_{q=1}^Q \mathbf{a}(\mathbf{r}_q)s_q(t) \\ &= \begin{cases} s_q(t), & \mathbf{r} = \mathbf{r}_q \\ 0, & \mathbf{r} \neq \mathbf{r}_q \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

となる。ただし、 \cdot^T は \cdot のエルミート転置を意味する。したがって、

$$\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{b}(t), \quad \mathbf{r} \in \mathcal{R} \quad (6)$$

により位置 $\mathbf{r} \in \mathcal{R}$ にある信号源の信号波形を推定できる。しかし、連立一次方程式 (3) において決定しなければならない変数の数、つまり $\mathbf{w}(\mathbf{r}), \mathbf{r} \in \mathcal{R}$ に含まれる未知数の数が ML であるのに対し方程式の数は L^2 である。一般的には $L > M$ であるため、方程式の数が変数の数よりも多くなる優決定問題となり、連立一次方程式 (3) を満たす $\mathbf{w}(\mathbf{r})$ は一般的には存在しない。そこで、以下に述べる手法などがこれまでに提案されてきた。

2.2 信号源探索法

信号源の位置、信号波形の推定値をそれぞれ $\hat{\mathbf{r}}_q, q = 1, \dots, Q, \hat{\mathbf{s}}(t)$ で表すことにする。これらの推定値は、 $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}} = (\mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_1), \dots, \mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_Q))$ とおいて、推定値から再構成される観測信号 $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}\hat{\mathbf{s}}(t)$ と実際の観測信号 $\mathbf{b}(t)$ の間の平均二乗誤差

$$|(\mathbf{b}(t) - \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}\hat{\mathbf{s}}(t))^T(\mathbf{b}(t) - \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}\hat{\mathbf{s}}(t))|^2 \quad (7)$$

を最小化するように決められる [22]。ただし、 \cdot は \cdot の時間平均を表す。信号源位置の推定値が与えられれば、信号波形の推定値は、

$$\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}^+ \mathbf{b}(t) \quad (8)$$

となる。ただし、 \cdot^+ は行列 \cdot のムーア・ペンローズの一般逆行列を表す。したがって、信号源推定問題は、要素数 L の探索集合 \mathcal{R} の中から式 (8) を代入した式 (7) を最小化する Q 個の信号源位置の組 $\{\hat{\mathbf{r}}_q | q = 1, \dots, Q\}$ を決定する組合せ最適化問題に帰着される。組合せ最適化問題を列挙法 (総当り法, 全探索法ともいう) で解く場合、 LC_Q 回の評価関数の計算が必要であり、 L や Q が大きくなると現実的な時間内では解くことができなくなる。そのため、局所探索法などの反復法、例えば適当に与えた信号源候補の位置 $\hat{\mathbf{r}}_q, q = 1, \dots, Q$ を初期値として、式 (7) が減少するように信号源位置の候補を変更していく手法などが用いられる。こうした手法は、MEG を用いた脳内神経活動部位同定問題ではパラメータ探索法などと呼ばれている [10]。本論文では信号源探索法と呼ぶ。

信号源探索法では、信号源位置の候補 $\hat{\mathbf{r}}_q, q = 1, \dots, Q$ の中の一つが真の位置に一致していたとしても、それが他の信号源に比べて非常に強い信号源ではない限り式 (7) で与えられる平均二乗誤差を極端に減らすことはない。また、 $\mathbf{a}(\mathbf{r}), \mathbf{r} \in \mathcal{R}$ が直交基底を形成していないため、真値以外に平均二乗誤差の極小値が至るところに存在する。こうした理由により信号源探索法を反復法で実現する場合、局所解に陥ることが多く最適化が困難であるという問題がある。

2.3 最小分散法

前述したように連立方程式 (3) を満たす $\mathbf{w}(\mathbf{r})$ は存在しないので、連立方程式 (3) の代わりに、

$$\mathbf{w}^T(\mathbf{r}^{(l_1)})\mathbf{a}(\mathbf{r}^{(l_2)}) = \begin{cases} 1, & l_1 = l_2 \\ \text{indefinite}, & l_1 \neq l_2 \end{cases} \quad (9)$$

$$l_1, l_2 = 1, 2, \dots, L$$

とする手法が提案されている [11]。連立方程式 (3) では方程式の数が L^2 であるのに対し、連立方程式 (9) では $l_1 = l_2$ の場合の L となり条件が大幅に緩められ劣決定問題に転換される。これに伴い式 (5) は、

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{b}(t) &= \mathbf{w}^T(\mathbf{r}) \sum_{q=1}^Q \mathbf{a}(\mathbf{r}_q)s_q(t) \\ &= \begin{cases} s_q(t), & \mathbf{r} = \mathbf{r}_q \\ \text{indefinite}, & \mathbf{r} \neq \mathbf{r}_q \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

となり、 \mathbf{r} が $\mathbf{r}_q, q = 1, \dots, Q$ のいずれにも一致しない場合、 $\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{b}(t)$ が真値、つまりゼロになることが保証されない。そこで、位置 $\mathbf{r} \in \mathcal{R}$ にある信号源の

信号波形の推定値 $\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{b}(t)$ の平均パワー

$$\overline{|\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{b}(t)|^2} \quad (11)$$

を最小化する新たな条件を付加して $\mathbf{w}(\mathbf{r})$ を決定する．具体的に連立方程式 (9) を満たす条件下で式 (11) を最小化する解は，観測信号 $\mathbf{b}(t)$ の相互相関行列を

$$\mathbf{R}_b = \overline{\mathbf{b}(t)\mathbf{b}^T(t)}$$

として

$$\mathbf{w}(\mathbf{r}) = \frac{\mathbf{R}_b^{-1}\mathbf{a}(\mathbf{r})}{\mathbf{a}^T(\mathbf{r})\mathbf{R}_b^{-1}\mathbf{a}(\mathbf{r})} \quad (12)$$

により与えられる [11]．信号源探索法とは異なり信号源の位置そのものは明示的には与えられないが，一般的には平均パワー最小化の原理に従い，推定値の平均パワー

$$\overline{|\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{b}(t)|^2} = [\mathbf{a}^T(\mathbf{r})\mathbf{R}_b^{-1}\mathbf{a}(\mathbf{r})]^{-1} \quad (13)$$

が大きな値をとるいくつかの \mathbf{r} を信号源とみなすことが多い．こうした手法は（線形制約付）最小分散法と呼ばれ，スペクトル推定 [14]，電波・音源推定 [11]，脳内神経活動部位推定 [15]，[16] などに幅広く利用されている．

2.4 MUSIC 法

信号源波形 $\mathbf{s}(t)$ の相互相関行列を $\mathbf{R}_s = \overline{\mathbf{s}(t)\mathbf{s}^T(t)}$ と表せば，観測信号 $\mathbf{b}(t)$ の相互相関行列 \mathbf{R}_b は，式 (2) より，

$$\mathbf{R}_b = \mathbf{A}_r \mathbf{R}_s \mathbf{A}_r^T \quad (14)$$

と書ける．ここで，信号源の信号波形 $s_q(t)$ ， $q = 1, \dots, Q$ が一次独立であることを仮定すれば， \mathbf{R}_s と \mathbf{R}_b の階数はともに Q となる．行列 \mathbf{R}_b の Q 個の非ゼロ固有値に対応する固有ベクトルにより張られる Q 次元線形部分空間は， Q 個のベクトル $\mathbf{a}(\mathbf{r}_q)$ ， $q = 1, \dots, Q$ で張られる Q 次元線形部分空間に等しく，これを信号空間という [12]．

ところで，観測信号 $\mathbf{b}(t)$ は実際には観測雑音などの影響を受けて観測される．そこで，実際に観測される観測信号を $\mathbf{y}(t)$ ，その相互相関行列を $\mathbf{R}_y = \overline{\mathbf{y}(t)\mathbf{y}^T(t)}$ と表す．相互相関行列 \mathbf{R}_y は一般的にはフルランクであるので， \mathbf{R}_y の固有値を降順に λ_q ， $q = 1, \dots, M$ ，対応する正規直交化された固有ベクトルを列ベクトル ϕ_q ， $q = 1, \dots, M$ で表す．これにより相互相関行列 \mathbf{R}_y は次式で表現される．

$$\mathbf{R}_y = \sum_{q=1}^M \lambda_q \phi_q \phi_q^T \quad (15)$$

ここで，観測雑音の影響が小さく，「行列 \mathbf{R}_y の上位 Q 個の固有値に対する固有ベクトル ϕ_q ， $q = 1, \dots, Q$ で張られる Q 次元線形部分空間は信号空間に等しい」ことを仮定する．この仮定より，相互相関行列 \mathbf{R}_y の固有ベクトルを求めることにより信号空間を同定できることになる．一方， ϕ_q ， $q = Q+1, \dots, M$ で張られる $(M-Q)$ 次元線形部分空間は，信号空間の直交補空間を与える．

信号空間とその直交補空間をそれぞれ行列

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_s &= (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_Q), \\ \mathbf{V}_n &= (\phi_{Q+1}, \phi_{Q+2}, \dots, \phi_M) \end{aligned} \quad (16)$$

で表す． $\mathbf{a}(\mathbf{r})$ は，それが信号空間の元である場合， ϕ_q ， $q = Q+1, \dots, M$ のいずれとも直交しているので， $\mathbf{V}_n^T \mathbf{a}(\mathbf{r})$ はゼロベクトルとなる．したがって，非負値をとるスカラ

$$\mathbf{a}^T(\mathbf{r})\mathbf{V}_n\mathbf{V}_n^T\mathbf{a}(\mathbf{r}) \quad (17)$$

がゼロになることを調べることによって， \mathbf{r} が真の信号源位置 \mathbf{r}_q ， $q = 1, \dots, Q$ のいずれかに一致したことを検知することが可能になる．一般的には式 (17) の逆数

$$[\mathbf{a}(\mathbf{r})^T\mathbf{V}_n\mathbf{V}_n^T\mathbf{a}(\mathbf{r})]^{-1} \quad (18)$$

を位置 \mathbf{r} の信号源らしさを表す尺度として利用することが多い．一般的には様々な位置 \mathbf{r} に対して式 (18) を評価し，大きな値をとる上位 Q 個の位置 $\hat{\mathbf{r}}_q$ ， $q = 1, \dots, Q$ を信号源の位置と解釈する．位置 $\hat{\mathbf{r}}_q$ ， $q = 1, \dots, Q$ が決まれば，式 (8) により各信号源の信号波形が最小二乗推定される．

こうした手法は，MUSIC (multiple signal classification) 法と呼ばれ，もともとアレーアンテナによる電波到来方向推定のために開発され [12]，その後，MEG による脳内神経活動部位同定に適用された [17]．MUSIC 法は信号空間を同定することによって信号源を推定することから信号空間同定法，あるいは固有空間同定法と呼ばれる．最小分散法もまた，明示的ではないもののやはり固有値の大きさを信号空間を特定しているため，信号空間同定法の一つとみなされる．

信号空間同定法による信号源位置推定では，要素数 L の探索集合 \mathcal{R} 内の各位置に対し，式 (13)，あるい

は式 (18) を 1 回ずつ、つまり合計 L 回計算すればよいことになる。

2.5 空間移動平均法

信号空間同定法には一次従属関係にある信号波形をもつすべての信号源を同定できない問題がある。等間隔リニアアンテナ（あるいはマイクロホン）アレーによる信号源方位 (direction of arrival, DOA) 推定では、空間的に近い位置にあるセンサからの観測信号を平均したのち信号空間同定法を適用することにより一次従属な信号源を推定できることが知られている [18]。こうした手法は空間移動平均法と呼ばれる。不等間隔リニアアレーに対しては、センサ配置を等間隔リニアアレーに仮想的に変換したのち、空間移動平均法を適用する手法が提案されている [19]。

空間移動平均法は、MEG による脳内神経活動部位推定など信号源とセンサ間の振幅変化を利用する場合、任意のセンサ配置をもつ場合、信号方位推定ではなく位置推定 (localization) を行う場合などには適用が困難である。本論文では、位相変化を利用したリニアアレーによる信号源方位推定に適用範囲が限定されている空間移動平均法を除外して考える。

2.6 仮想入射波付加法

一次従属な信号波形をもつ信号源の検出を可能にする別な手法が提案されている。まず、観測信号の相互相関行列 \mathbf{R}_y に信号源位置の候補 $\hat{\mathbf{r}}_q$, $q = 1, \dots, Q$ に対応する固有空間を加えた行列

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{R}_y + \sum_{q=1}^Q \gamma \mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_q) \mathbf{a}^T(\hat{\mathbf{r}}_q)$$

を作る。ただし、 γ は観測雑音の分散よりも十分に大きな実数を表す。信号源位置の候補 $\hat{\mathbf{r}}_q$, $q = 1, \dots, Q$ が信号源の真の位置 \mathbf{r}_q , $q = 1, \dots, Q$ に一致したとき、 \mathbf{R}_y の信号空間は $\mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_q)$, $q = 1, \dots, Q$ で張られる線形部分空間の部分空間になる。このとき、 $\tilde{\mathbf{R}}$ の固有値は Q 個だけ大きな値をとり、残りは観測雑音の分散程度の値となる。一方、信号源位置の候補 $\hat{\mathbf{r}}_q$, $q = 1, \dots, Q$ が真の信号源位置 \mathbf{r}_q , $q = 1, \dots, Q$ に完全に一致していないとき、 \mathbf{R}_y の信号空間は $\mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_q)$, $q = 1, \dots, Q$ で張られる線形部分空間の部分空間とはならない。このとき、 $\tilde{\mathbf{R}}$ の固有値は少なくとも $Q + 1$ 個以上が大きな値をとり、残りは観測雑音の分散程度の値となる。

そこで、例えば行列 $\tilde{\mathbf{R}}$ の $Q + 1$ 番目に大きな固有値の大きさを評価関数とし、これを最小にする組合せ $\{\hat{\mathbf{r}}_q \mid q = 1, \dots, Q\}$ を探し、それらを信号源

位置の推定値とする手法 [13] が考えられる。また、 $Q + 1$ 番目に大きな固有値に対する固有ベクトルが $\mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_q)$, $q = 1, \dots, Q$ で張られる線形部分空間に直交するかどうかを調べることにより信号源の位置を推定する手法 [20] も提案されている。こうした手法は仮想入射波付加 (adding virtual waves) 法と呼ばれている。更に、空間移動平均法と仮想入射波付加法を組み合わせることで両者の欠点を補うことにより推定のための計算回数削減と推定精度改善を実現した手法 [21] も提案されている。

2.7 従来法の問題点

これまでに提案された手法の問題点は以下にまとめられる。信号源探索法は、反復法による求解が困難な問題であるため、信号源推定に多くの計算回数が必要である。仮想入射波付加法は、現時点では全探索による求解が前提とされているため、現実的な時間内で解くことが可能な対象が限定されている。反復法を利用することも可能であるが、その有効性は明らかにされていない。MUSIC 法、最小分散法などの信号空間同定法には、一次従属な信号波形をもつ信号源に適用できない以外、観測雑音の影響により推定精度が悪化しやすい問題がある。以下、その理由を述べる。

信号空間同定法は、探索範囲内で位置 \mathbf{r} を走査して $\mathbf{a}(\mathbf{r})$ の信号空間への近さを調べ、最も近かった Q 個の位置 \mathbf{r} を信号源位置とする方法である。観測雑音などの影響によって信号空間が真の位置から外れて同定されている場合、真の信号源位置 \mathbf{r}_q , $q = 1, \dots, Q$ 付近で信号空間に接近するとしても真の位置で最も近くなる保証はない。更に、真の信号源位置とは全く異なる位置で真の信号源位置よりも信号空間に接近し、それを信号源位置と誤って同定することもあり得る。一般的にこうしたことが起こる確率は、観測雑音の分散が大きくなるに従って増える。

本来ならば、信号源候補 $\mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_q)$, $q = 1, \dots, Q$ により張られる線形部分空間が信号空間を最もよく表現する位置 $\hat{\mathbf{r}}_q$, $q = 1, \dots, Q$ を信号源の位置とすべきである。信号空間に近い、あるいは偶然近づいたかもしれない一次元ベクトルを Q 個探すよりも、信号空間全体を見て、それを最もよく表現する Q 次元部分空間を探す方が観測雑音などに強いと考える方が自然である。仮想入射波付加法においても、 $Q + 1$ 番目の固有値や固有ベクトルだけで評価しており、信号空間全体を見ているとはいえない。

3. 信号空間の距離を評価関数とする信号源探索法

3.1 信号空間の距離の定義

$\mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_q)$, $q = 1, \dots, Q$ により張られる線形部分空間が信号空間を最もよく表現する位置 $\hat{\mathbf{r}}_q$, $q = 1, \dots, Q$ を探するためには, 二つの線形部分空間の距離を測る尺度が必要である. まず, $\mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_q)$, $q = 1, \dots, Q$ により張られる線形部分空間を行列 $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}} = (\mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_1), \dots, \mathbf{a}(\hat{\mathbf{r}}_Q))$ で表す. Q 個の信号源の信号波形の階数, つまり信号空間の次元を K とし, 観測信号の相互相関行列 \mathbf{R}_y の上位 K 個の固有値に対する固有ベクトル ϕ_k , $k = 1, \dots, K$ を用い, 信号空間を行列 $\mathbf{V} = (\phi_1, \dots, \phi_K)$ で表す.

一般に組合せ最適化問題では, 真値が含まれるほど値が下がる (あるいは上がる) 評価関数の方が最適化は容易である. 逆に, 多くの真値がそろったときにしか値が変わらない評価関数ほど最適化が困難である. このことを考慮し, 本論文では信号源候補が作る線形部分空間 $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}$ と信号空間 \mathbf{V} の距離を測る尺度として,

$$J(\hat{\mathbf{r}}_1, \dots, \hat{\mathbf{r}}_Q) = \det[(\mathbf{V}, \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}})^T (\mathbf{V}, \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}})] \quad (19)$$

を提案する. ただし, $(\mathbf{V}, \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}})$ は行列 \mathbf{V} と $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}$ を行方向に接続した合成行列であり, $\det[\cdot]$ は \cdot の行列式である. Q 個の信号源候補 $\hat{\mathbf{r}}_q$, $q = 1, \dots, Q$ の中の一つが真の信号源に一致している場合, 行列 $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}$ の中の対応する一つのベクトルが \mathbf{V} の列ベクトルの一次結合として表現できるため, 合成行列 $(\mathbf{V}, \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}})$ の階数はフルランクから一つ下がる. また, いくつかの信号源の信号波形が一次従属関係にある場合, それらの信号源が信号源候補に含まれていれば, 合成行列 $(\mathbf{V}, \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}})$ の階数が下がる.

合成行列 $(\mathbf{V}, \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}})$ がフルランクではない場合, $J(\hat{\mathbf{r}}_1, \dots, \hat{\mathbf{r}}_Q)$ はゼロとなるが, 実際には観測雑音や計算上の丸め誤差が存在するために小さな正の値になる. 信号源候補 $\hat{\mathbf{r}}_q$, $q = 1, \dots, Q$ の中により多くの真値が含まれているほど, 合成行列 $(\mathbf{V}, \mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}})$ の階数は下がり, $J(\hat{\mathbf{r}}_1, \dots, \hat{\mathbf{r}}_Q)$ は小さな値をとる. このことは信号源の信号波形が一次独立であるか否かにかかわらずにいえ.

ところで, $J(\hat{\mathbf{r}}_1, \dots, \hat{\mathbf{r}}_Q)$ は行列 $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}$ に含まれる列ベクトルのノルムに依存するので, 異なる $\{\hat{\mathbf{r}}_q \mid q = 1, \dots, Q\}$ に対してそれらの値を比較するためには, 行列 $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}$ に含まれる列ベクトルを正規直交化しておく必要がある. 具体的には行列 $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}$ の特異値分解を

$\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}} = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T$ とした際の行列 \mathbf{U} を行列 $\mathbf{A}_{\hat{\mathbf{r}}}$ の代わりに用いればよい.

3.2 信号空間の距離を評価関数とする信号源探索法

本論文では, 3.1 で提案した距離 $J(\hat{\mathbf{r}}_1, \dots, \hat{\mathbf{r}}_Q)$ を評価関数とし, これを最小化する組 $\{\hat{\mathbf{r}}_q \mid q = 1, \dots, Q\}$ を信号源位置の推定値とする手法を提案する. 提案法では, 従来の信号空間同定法とは異なり信号波形が一次従属であるような信号源にも適用可能である. 提案法の実現には組合せ最適化問題における様々な手法を利用することができるが, 本論文では局所探索法の一つである以下のアルゴリズムを用いる.

(1) 信号源探索集合 \mathcal{R} の中から, 信号源位置の初期値 $\hat{\mathbf{r}}_q$, $q = 1, \dots, Q$ を重複しないようにランダムに決める.

(2) 式 (19) で表される $J(\hat{\mathbf{r}}_1, \dots, \hat{\mathbf{r}}_Q)$ を評価する.

(3) $q = 1, 2, \dots, Q$ に対し順に以下を行う. $\hat{\mathbf{r}}_q$ を探索集合 \mathcal{R} に含まれる他のすべての信号源にそれぞれ置換して $J(\hat{\mathbf{r}}_1, \dots, \hat{\mathbf{r}}_Q)$ を求める.

(4) (3) で求めた評価関数値の最小値が (2) で求めた置換前の評価関数値よりも小さければ, 最小値を与える $\{\hat{\mathbf{r}}_q \mid q = 1, \dots, Q\}$ に更新して (2) に戻る. 評価関数値が下がらなければ更新を終了する.

提案法では信号源探索法と同様にこうした反復法による求解が必要である. しかし, 3.1 で述べたように評価関数 $J(\hat{\mathbf{r}}_1, \dots, \hat{\mathbf{r}}_Q)$ には信号源候補 $\{\hat{\mathbf{r}}_q \mid q = 1, \dots, Q\}$ の中により多くの真値が含まれるほど減少する性質があるため, 平均二乗誤差を評価関数に用いた従来の信号源探索法とは異なり局所解が存在しにくく, 最適化は比較的容易である.

4. 数値実験

4.1 MEG による脳内神経活動部位推定

提案する信号源推定法は, 音・電波を用いた音源・電波源推定, EEG, MEG を用いた脳内神経活動部位推定など様々な分野に適用できる. 本論文では, 主目的である MEG を用いた神経活動部位推定を例に数値実験により提案法の有効性を示す.

神経活動により生じた電流は, ビオサバールの法則によって周辺に磁場を発生させる. この磁場を頭皮上に設置した複数個の超伝導量子干渉素子 (SQUID) により計測したものは脳磁図 (MEG) と呼ばれる. MEG を用いた脳内神経活動部位推定問題は, SQUID (以下, センサ) で計測された MEG から脳内の電流源

(以下、信号源)を推定する問題となる。本問題において信号源の信号とセンサで観測される信号の間の関係 $\mathbf{a}(\mathbf{r})$ はリードフィールド (lead field) と呼ばれ、いくつかの近似の下で既に求められている [22], [23]。また、眼鏡、歯の詰め物などにより磁場のひずみが生じることがあるが、本論文では、こうした影響はないものとした。

頭蓋中心から半径 65 mm までを 5 mm 間隔で立方格子状に標本化し、これにより得られるすべての格子点 ($L = 8100$) を信号源探索集合 \mathcal{R} とした。また、センサ数は $M = 64$ である。

4.2 信号源の信号波形が一次独立である場合

真の信号源数を $Q = 4$ とし、それらの信号波形を

$$\begin{cases} s_1(t) = \exp(-(t-50)^2/500) \\ s_2(t) = \exp(-(t-75)^2/500) \\ s_3(t) = \exp(-(t-100)^2/500) \\ s_4(t) = \exp(-(t-125)^2/500) \end{cases} \quad (20)$$

とする。これらの信号波形を図 1 に示す。後述するが、これらの信号源は探索集合 \mathcal{R} の中の 4 箇所の位置 \mathbf{r}_q , $q = 1, \dots, Q$ にランダムに割り当てられる。リードフィールド $\mathbf{a}(\mathbf{r}_q)$, $q = 1, \dots, Q$ を用いて $M = 64$ 個のセンサに現れる信号を求めた後、各センサで独立な平均 0、分散 σ^2 の正規白色雑音を観測雑音として加えたものを観測信号 $\mathbf{y}(t)$, $t = 0, 1, \dots, 249$ とした。一例として、SN 比が約 23 dB であるときの $M = 64$ 個の観測信号波形を図 2(a) に重ねて示す。

図 2(a) に示した観測信号 $\mathbf{y}(t)$ から推定された相互

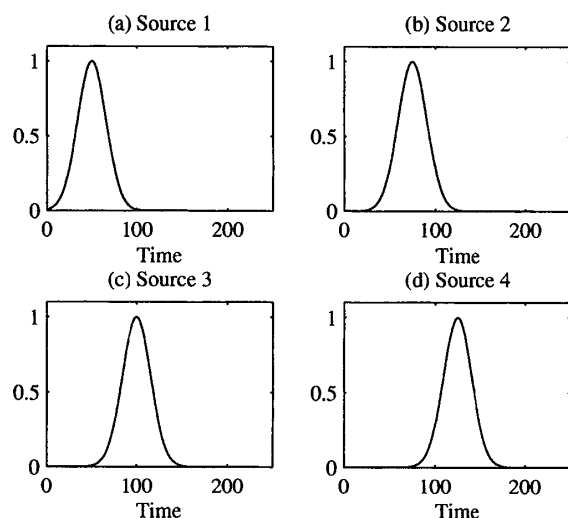


図 1 数値実験で用いる 4 個の信号源の信号波形
Fig. 1 The signal waveforms of four sources used in numerical experiments.

相関行列 \mathbf{R}_y のすべての固有値 λ_q , $q = 1, \dots, M$ を図 2(b) に降順に示す。すべての信号源の信号波形が一次独立であるので、信号空間の次元 K は信号源の数 $Q = 4$ に一致する。このことが図 2(b) から分かる。

提案法の有効性を示すため、提案法、信号源探索法、最小分散法、MUSIC 法、仮想入射波付加法により推定された信号源位置の推定精度と推定に要した評価関数の計算回数を比較する。ただし、仮想入射波付加法は、推定精度が高いとされている [20] で提案された手法とする。信号源位置の推定精度は、推定値と真値のユークリッド距離などによっても測ることができる。本論文では、信号源探索範囲を有限要素数の集合 \mathcal{R} に限定していることから、信号源のすべての推定値が真値に完全に一致していたとき、正しく推定が行えたものとする。

信号源推定精度は真の信号源位置と信号源候補の初期値に依存する。推定精度を統計的に評価するため、探索集合 \mathcal{R} 中から重複することなくランダムに選ばれた 4 個の位置を信号源位置とし、同様に信号源候補の初期値もランダムに選んで信号源推定を行う。こうした試行を 100 回行い、正しく信号源の位置を推定できた試行の割合を信号源推定精度として評価する。信号源探索法、仮想入射波付加法における局所探索アルゴリズムは、提案法の信号源推定精度と比較するため、

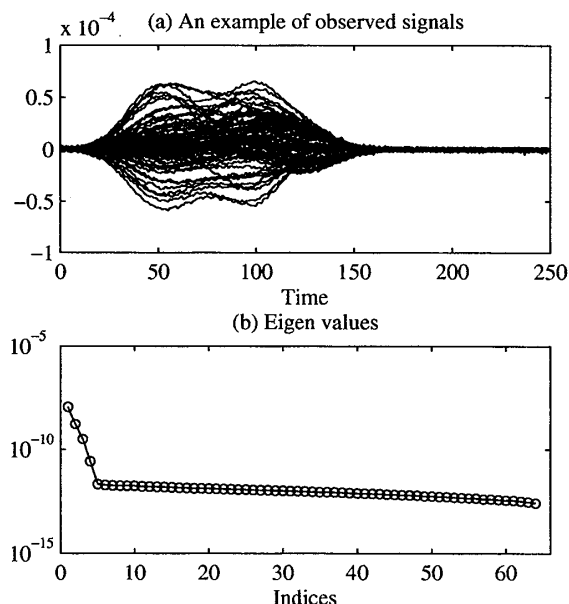


図 2 $M = 64$ 個の観測信号の一例 (a) と、その観測信号の相互相関行列の固有値 (b)

Fig. 2 (a) An example of $M = 64$ observed signals and (b) the eigen values for the cross-correlation matrix of the observed signals.

3.2 に述べた提案法と同様のアルゴリズムを用いることにした。また、これらの手法で評価関数を計算した回数の 100 回の試行にわたる平均値を計算回数として評価する。

提案法、信号源探索法、最小分散法、MUSIC 法、仮想入射波付加法により信号源位置を推定した際の推定精度と計算回数を観測信号の SN 比の関数として図 3 (a), (b) に示す。図中、MV は最小分散法、MUSIC は MUSIC 法、SS は信号源探索法、AVW は仮想入射波付加法、PP は提案法を意味する。

ところで、こうして評価される推定精度は各手法を反復法により解いた際の推定精度を表す。言い換えると反復法で解きやすい手法であるか否かを評価していることになる。こうした評価以外に、観測雑音などの外乱がある場合にも評価関数が真の信号源位置で正しく安定して最小値（あるいは最大値）をとるかどうかが

も評価関数そのものの評価として重要である。こうした評価関数の安定性を評価するためには、真の信号源位置で最小値（あるいは最大値）をとるかどうかを調べればよいが、最小値を与える位置は全探索を行わない限り分からないので実際には調べることができない。そこで、真の信号源位置を初期値として反復法を適用し、初期値から移動しなかった確率で評価関数そのものの安定性を評価することにする。移動しない確率が高ければ、評価関数が真の信号源位置で正しく最小値となっている安定した評価関数であることを意味する。真の信号源位置を初期値として提案法、信号源探索法、仮想入射波付加法を適用した際の結果を図 3 (a) に示した。図中、これらの結果には -T をつけて区別した。

図 3 (a), (b) より以下のことが分かる。

- 信号空間同定法（MUSIC 法、最小分散法）では、観測信号の SN 比が高いときには 100% の推定精度が得られるが、SN 比が悪くなると急速に推定精度が悪化する。

- 信号源探索法では、SN 比が高い場合でも 100% の信号源推定精度が得られない。真の信号源位置を初期値とすることにより 100% の推定精度が得られていることから、局所解に陥りやすい評価関数を用いていることが分かる。また、SN 比が低くなると信号空間同定法ほどではないものの次第に推定精度が悪化する。

- 仮想入射波付加法では、SN 比が高い場合でも信号源を推定できていない。この場合でも真の信号源位置を初期値とすれば 100% の推定精度が得られている。このことは、評価関数そのものは妥当であるものの、全探索を行うことを前提としているため反復法による求解に適していないことを意味する。また、たとえ全探索を行ったとしても、信号空間同定法よりも SN 比の悪化に弱い手法であることが分かる。

- 提案法は他の手法よりも SN 比の悪化に強く最も高い推定精度を有している。提案法の推定精度は真値を初期値とした場合とあまり変わらないことから、提案法で採用している評価関数は反復法による求解に適しているといえる。真の信号源位置を初期値とした提案法は、真の信号源位置を初期値とした信号源探索法よりも高い推定精度が得られている。このことは、提案法で採用している評価関数そのものが、真値で正しく最小値をとる意味で安定した優れた評価関数であることを意味している。

- 提案法の計算回数は、組合せ最適化問題を解か

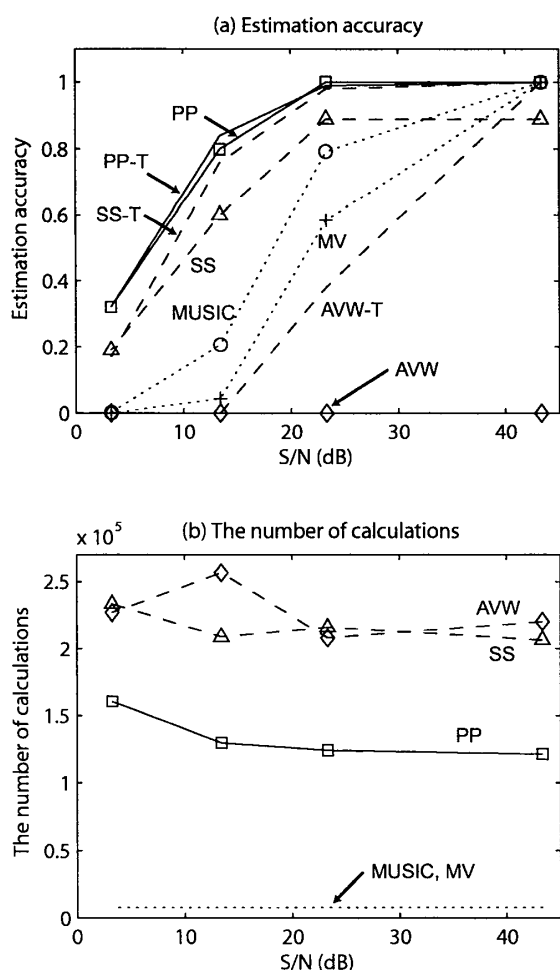


図 3 一次独立な信号源に対する信号源推定性能の比較
Fig. 3 Comparison of signal source localization performance for linearly independent signal sources.

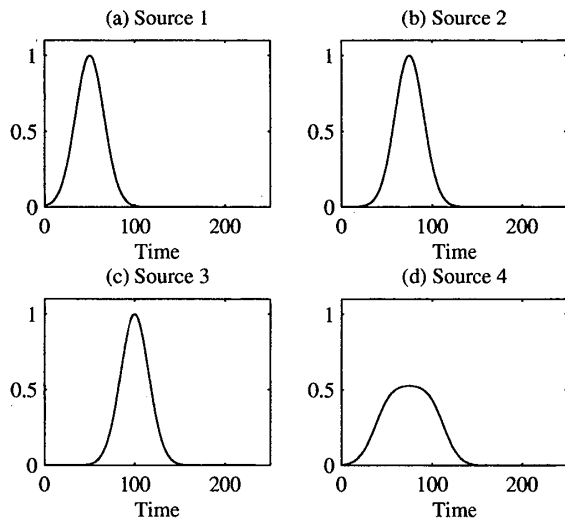


図 4 数値実験で用いる 4 個の一次従属な信号源の信号波形

Fig. 4 The signal waveforms of four linearly dependent sources used in numerical experiments.

なければならないため、信号空間同定法の 15~20 倍程度に増える。しかし、高い推定精度が得られることを考えれば、用途によっては十分に実用的であると思われる。

4.3 信号源の信号波形が一次従属である場合

信号源の信号波形が一次従属である場合について提案法の推定精度と計算回数を評価するため、信号波形を式 (20) の代わりに次式で与えた。

$$\begin{cases} s_1(t) = \exp(-(t-50)^2/500) \\ s_2(t) = \exp(-(t-75)^2/500) \\ s_3(t) = \exp(-(t-100)^2/500) \\ s_4(t) = \frac{1}{3}[s_1(t) + s_2(t) + s_3(t)] \end{cases} \quad (21)$$

これらの信号波形を図 4 に示す。同様に $M = 64$ 個のセンサに現れる観測信号 $\mathbf{y}(t)$ を得た。一例として SN 比が約 23 dB であるときの $M = 64$ 個の観測信号を図 5 (a) に重ねて示す。この観測信号から推定された相互相関行列 \mathbf{R}_y のすべての固有値 λ_q , $q = 1, \dots, M$ を図 5 (b) に降順に示す。式 (21) から明らかなようにこれらの信号波形は一次従属関係にあり、信号空間の次元は $K = 3$ である。このことが図 5 (b) から分かる。

他の条件を変えずに 4.2 と同様の実験を行い、図 3 に対応する結果を得た。その結果を図 6 に示す。信号空間同定法 (MUSIC 法, 最小分散法) では、全く推定できていないことが分かる。信号源探索法では、信号源が一次独立である場合よりも更に局所解に陥りや

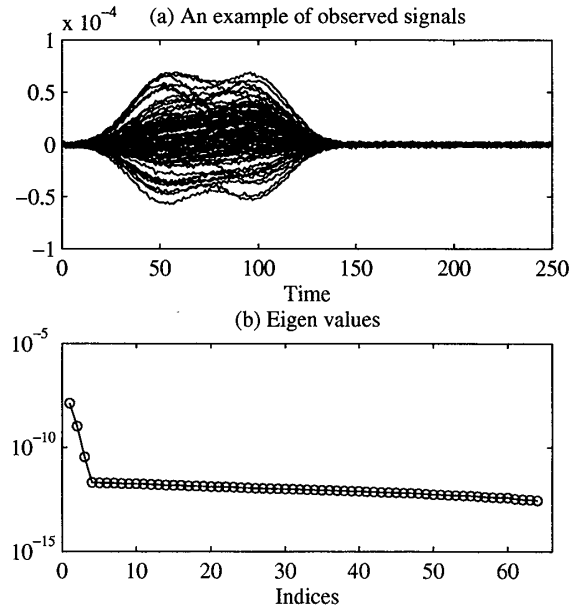


図 5 一次従属な信号源に対する $M = 64$ 個の観測信号の一例 (a) と、その観測信号の相互相関行列の固有値 (b)

Fig. 5 (a) An example of $M = 64$ observed signals and (b) the eigen values for the cross-correlation matrix of the observed signals induced by linearly dependent signal sources.

すく、真値への収束が困難になっていることが分かる。提案法においては、信号源が一次独立である場合よりも局所解に陥る割合が若干増えているものの、他の手法に比べて高い推定精度を有しており、SN 比の悪化に強い手法であることが分かる。提案法の計算回数は、一次独立である場合よりも若干増え、信号空間同定法の 20~25 倍程度となるが、推定精度が大きく改善することを考慮すれば十分に実用的であると思われる。

信号源の数 Q , 信号源の信号波形などの条件を変えて同様の数値実験を行ったが、定性的には図 3, 図 6 とほぼ同様の結果が得られている。

5. む す び

信号源推定問題において、MUSIC 法, 最小分散法などの信号空間同定法には観測信号の SN 比が低下すると信号源推定精度が急速に悪化する問題がある。本論文では、その理由として、これらの手法では信号源候補が作る線形部分空間と実際の観測信号が作る信号空間の間の距離を厳密に評価していないことを挙げた。そこで、これらの線形部分空間の距離を与える一つの尺度を定義し、この尺度を評価関数として組合せ最適化法により信号源を推定する手法を提案した。MEG による脳内神経活動部位推定問題を例にとり数値実験

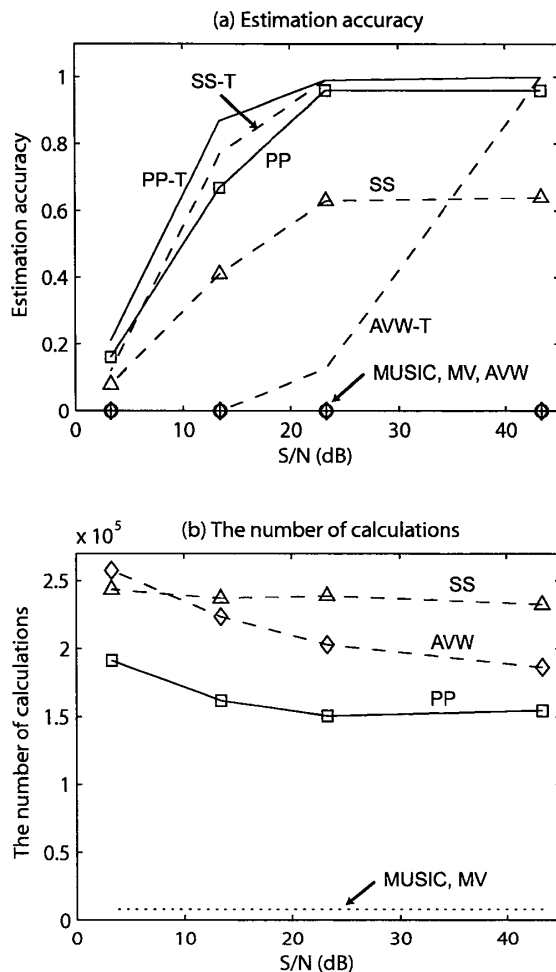


図6 一次従属な信号源に対する信号源推定性能の比較
Fig.6 Comparison of signal source localization performance for linearly dependent signal sources.

を行った。これにより提案法は信号源の数が既知である場合、従来の信号空間同定法に比べ15~25倍程度の計算回数の増加を伴うものの、観測雑音の存在に強く高い推定精度が得られることが示された。従来の信号空間同定法では、信号源の信号波形が一次従属関係にある場合には適用できないが、提案法ではこうした問題も大幅に軽減されることが示された。

謝辞 リードフィールドを作成頂いた産業技術総合研究所岩木直主任研究員に深謝します。

文 献

- [1] H.L.V. Trees, Optimal Array Processing, Wiley, New York, 2002.
- [2] B. Allen and M. Ghavami, Adaptive array systems, Wiley, New York, 2005.
- [3] P.S. Naidu, Sensor array signal processing, CRC Press, 2001.
- [4] D.H. Johnson and D.E. Dudgeon, Array Signal Processing: Concepts and Techniques, P T R Prentice

- Hall, Upper Saddle River, 1993.
- [5] R. Kakigi, M. Hoshiyama, M. Shimojo, D. Naka, H. Yamasaki, S. Watanabe, J. Xiang, K. Maeda, K. Lam, K. Itomi, and A. Nakamura, "The somatosensory evoked magnetic fields," Progress in Neurobiology, vol.61, pp.495-523, 2000.
- [6] S. Iwaki, M. Tonoike, and S. Ueno, "Visualization of the brain activity during mental rotation processing using MUSIC-weighted lead-field synthetic filtering," IEICE Trans. Inf. & Syst., vol.E85-D, no.1, pp.175-183, Jan. 2002.
- [7] M.J. Brookes, A.M. Gibson, S.D. Hall, P.L. Furlong, G.R. Barnes, A. Hillebrand, K.D. Singh, I.E. Holliday, S.T. Francis, and P.G. Morris, "A general linear model for MEG beamformer imaging," NeuroImage, vol.23, pp.936-946, 2004.
- [8] J.L. Flanagan, J.D. Johnston, R. Zahn, and G.W. Elko, "Computer-steered microphone arrays for sound transduction in large room," J. Acoust. Soc. Amer., vol.78, no.5, pp.1508-1518, 1985.
- [9] M. Abe, Y. Nagata, and K. Kido, "A new method to locate sound sources by searching the minimum value of error function," Proc. ICASSP '86, 18B.2.1-18B.2.4, April 1986.
- [10] O. Oshiro, M. Mukai, F. Takeuchi, and S. Kuriki, "Multiple dipole estimation by parameter search method," in Biomagnetism: Clinical Aspects, ed. M. Hoke, S.N. Erne, Y.C. Okada, and G.L. Romani, pp.693-697, Elsevier, Amsterdam, 1992.
- [11] B. Van Veen and K. Buckley, "Beamforming: A versatile approach to spatial filtering," IEEE ASSP Mag., vol.5, no.4, pp.4-24, 1988.
- [12] R.O. Schmidt, "Multiple emitter location and signal parameter estimation," IEEE Trans. Antennas Propag., vol.34, no.3, pp.276-280, 1986.
- [13] 岡村 敦, 藤坂貴彦, "仮想入射波を加える超分解能測角法," 1999 信学総大, B1-1, 1999.
- [14] T.-C. Liu and B.D.V. Veen, "Multiple window based minimum variance spectrum estimation for multidimensional random fields," IEEE Trans. Signal Process., vol.40, no.3, pp.578-589, 1992.
- [15] B.D. Van Veen, W.V. Drongelen, M. Yuchtman, and A. Suzuki, "Localization of brain electrical activity via linearly constrained minimum variance spatial filtering," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.44, no.9, pp.967-880, 1997.
- [16] K. Sekihara, S.S. Nagarajan, D. Poeppel, A. Marantz, and Y. Miyashita, "Reconstructing spatio-temporal activities of neural sources using an MEG vector beamformer technique," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.48, no.7, pp.760-771, 2001.
- [17] J.C. Mosher and R.M. Leahy, "Recursive MUSIC: A framework for EEG and MEG source localization," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.45, no.11, pp.1342-1354, 1998.

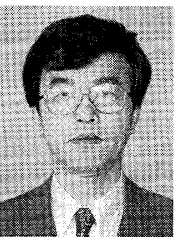
- [18] T.-J. Shan, M. Wax, and T. Kailath, "On spatial smoothing for direction of arrival estimation of coherent signals," IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process., vol.33, no.4, pp.806-811, 1985.
- [19] B. Friedlander and A.J. Weiss, "Direction finding using spatial smoothing with interpolated arrays," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol.28, no.2, pp.574-587, 1992.
- [20] 鈴木賢一, 日岡裕輔, 浜田 望, "信号共分散行列の固有ベクトルを利用した仮想入射波付加法," 信学論 (A), vol.J86-A, no.12, pp.1520-1523, Dec. 2003.
- [21] 畝田道雄, 福江敏彦, 外園博一, "AVW 法と段階的補間 MUSIC 法を組み合わせた不等間隔配列リニアアレーによるコヒーレント波の到来方向推定," 信学論 (B), vol.J84-B, no.12, pp.2342-2350, Dec. 2001.
- [22] J. Sarvas, "Basic mathematical and electromagnetic concepts of the biomagnetic inverse problem," Phys. Med. Biol., vol.32, pp.11-22, 1987.
- [23] F. Grynspan and D.B. Geselowitz, "Model studies of the magnetocardiogram," Biophys. J., vol.13, pp.911-925, 1973.

(平成 18 年 2 月 1 日受付, 5 月 28 日再受付,
8 月 14 日最終原稿受付)



横田 康成 (正員)

平元豊橋技科大・工・情報卒。平 3 同大大学院修士課程了。平 6 同大学院博士後期課程了。工博。同年名古屋工大・工・電気情報・助手。平 8 岐阜大・工・電子情報・講師。平 10 同大・工・応用情報・助教授。現在に至る。非線形・非正規・非定常システムの同定と解析, 符号化などに関する研究に従事。IEEE, ARVO, 計測自動制御学会, 日本生体医工学会各会員。



岸田 邦治 (正員)

昭 47 阪大・工・原子力卒。昭 52 同大大学院博士課程了。工博。昭 53 より岐阜大学。現在, 同大・工・応用情報・教授。炉雑音解析, 統計的逆問題, 脳磁図解析, 診断工学などの研究に従事。昭 53 日本原子力学会奨励賞, 平 3 日本原子力学会論文賞受賞。日本物理学会, 日本原子力学会, 計測自動制御学会, 情報理論とその応用学会, IEEE, 日本生体磁気学会各会員。