

## ブラインド信号処理の最近の動向：超指数法と固有ベクトル法

河本 満<sup>†a)</sup> 井上雄二郎<sup>††b)</sup> 河野 清尊<sup>†††c)</sup> 浅野 太<sup>†d)</sup>

Recent Developments in Blind Signal Processing: Super-Exponential Methods and Eigenvector Methods

Mitsuru KAWAMOTO<sup>†a)</sup>, Yujiro INOUYE<sup>††b)</sup>, Kiyotaka KOHNO<sup>†††c)</sup>,  
and Futoshi ASANO<sup>†d)</sup>

あらまし 近年、ブラインド信号処理に関する方法が数多く提案され、研究活動が活発に行われている。ブラインド信号処理の最大の魅力は、信号源から混合信号を観測するセンサまでの伝達関数は未知でも、信号源からの信号（源信号）がそれぞれ統計的独立であり、ガウス分布からのずれや非定常性や有色性を表す統計量が利用できれば、複数の源信号が混合した混合信号だけから、もとの源信号を分離して取り出すことが可能になるというところであろう。このことから、音響信号処理、生体信号処理、通信などの幅広い分野でブラインド信号処理の技術が応用されることが期待されている。本論文では、まえがきでこれまでのブラインド信号処理の歴史を振り返りつつ、最近のブラインド信号処理の動向を簡単に紹介し、2.以降では、我々が取り扱ってきた超指数法と固有ベクトル法についての紹介を行う。また、最近明らかにした超指数法と固有ベクトル法の関係を示し、その関係をもとにして、超指数法と固有ベクトル法を融合した新たなアルゴリズムを紹介する。更に、紹介するアルゴリズムと従来の超指数法や固有ベクトル法とを比較することで、紹介するアルゴリズムの有効性に関して得られた検証結果も示す。

キーワード ブラインド信号処理、独立成分分析、ブラインドディコンボリューション、超指数法、固有ベクトル法

## 1. ま え が き

ブラインド信号処理は、1984年[1]にHéraultらによって提唱されて以来、多くの研究者によって、多種多様な方法が提案されている。JuttenとHéraultが取り扱った問題[2]は、二つの信号源からの信号（源信号）が $2 \times 2$ の空間混合行列 (Instantaneous Mixture)

に適用され、混合した二つの信号から源信号を取り出すというとてもシンプルな問題であった。分離方法もシンプルで、二つの源信号は互いに統計的独立であるという仮定のもとで、もとの源信号が独立なのだから、二つの混合信号も統計的独立になるような操作をすればよいという考えで、混合信号を入力とするフィルタ ( $2 \times 2$ の行列) を使い、その出力信号の高次相関がなくなるように、フィルタの係数を修正することで、出力信号を互いに独立にし、もとの源信号を取り出す方法を提案した。混合信号から互いに統計的独立な源信号を取り出すということから、このブラインド信号処理を独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) と呼ぶこともある。JuttenとHéraultの研究では、なぜフィルタの出力信号の高次相関をなくすと、分離ができるのかという詳しい解析は行われていなかったが、その後、Comon [4] によって、高次統計量と分離の関係が明らかになった。そして、実環境にも応用が可能になるように、空間混合行列だけでなく、時間遅れを考慮した時空間混合行列 (Convolutive

<sup>†</sup> 産業技術総合研究所情報技術研究部門，つくば市

Information Technology Research Institute, National Institute of Advanced Science and Technology (AIST), Central 2, 1-1-1 Umezono, Tsukuba-shi, 305-8568 Japan

<sup>††</sup> 島根大学総合理工学部電子制御システム工学科，松江市

Department of Electronic and Control Systems Engineering, Shimane University, 1060 Nishikawatsu, Matsue-shi, 690-8504 Japan

<sup>†††</sup> 米子工業高等専門学校電子制御工学科，米子市

Department of Electronic Control Engineering, Yonago National College of Technology, 4448 Hikona, Yonago-shi, 683-8504 Japan

a) E-mail: m.kawamoto@aist.go.jp

b) E-mail: inouye@m.ieice.org

c) E-mail: kohno@yonago-k.ac.jp

d) E-mail: f.asano@aist.go.jp

Mixture) も取り扱われるようになり, 1 入力 1 出力 (Single-input Single-output, SISO) システムに対するブラインド信号処理の方法 (ブラインドイコライゼーション, Blind Equalization, 例えば [3]) や多入力多出力 (Multiple-input Multiple-output, MIMO) システムに対するブラインド信号処理の方法 (ブラインドディコンボリューション, Blind Deconvolution, 例えば [6]) が提案されるようになった. 更に, ブラインドディコンボリューションの問題を周波数領域で取り扱う方法 (例えば [9]) も提案され, ブラインド信号処理に関するいろいろな方法が提案されるようになり, ブラインド信号処理に興味をもつ研究者がだんだんと増えていった.

このようにして, ブラインド信号処理の研究は始まり, 発展していったが, 最近の研究の動向はどうか特筆すべき事柄について簡単に以下に示そう. 理論関係では, それぞれの源信号は互いに独立であるというブラインド信号処理での仮定をできるだけ和らげる問題が取り上げられている. つまり, いくつかの従属した信号が混ざっていてもブラインド信号処理が可能になる方法が提案されている (例えば [15]). 更に, 混合行列が線形の場合でも, その行列が横長になる場合, すなわち, 源信号の数が観測信号の数を真に超過する場合は劣決定問題 (Underdetermined Problem) といわれ, この問題を解くためには, システムや源信号に更なる仮定を必要とする. よく利用される仮定として, それらがスパース性 (Sparsity) を満足すると仮定される. このスパース性の仮定のもとに, 既に多くの研究も報告されているが [23], 特に, この仮定は, 最近, 信号処理の分野で話題になっている圧縮センシング (Compressed Sensing) または, 圧縮標本化 (Compressive Sampling) (これらの話題の詳細は文献 [24] を参照) に密接に関連しており, 圧縮標本化を拡張してブラインド圧縮標本化 (Blind Compressive Sampling) という考えも提案されている [17]. アルゴリズム関係では, 従来のブラインド信号処理では, 源信号として平均値が零で非零の分散を取り扱うのが主流であったが, Nonnegative Matrix Factorization (NMF) を使う方法が登場して, 源信号が非負の場合でも分離が可能になる方法が提案されている (例えば [25]). また, 分離を行うときに使われるガウス分布からのずれ (非ガウス性) を表す関数などを改善することによって, 従来法がもっている性能を向上させることを目的とした方法も提案されている (例え

ば [14]). 音響信号処理に応用する方法では, 数年前までは, 解くことが非常に難しいとされていた, 二つより多い源信号の混合信号を 2 個のセンサで観測し, その観測信号からもとの源信号を分離する問題 (Underdetermined Blind Source Separation, BSS) は, 当然のように解けるようになった. この問題を取り扱い, 15 種の BSS 方法に関して性能評価を行っている内容が [28] のウェブサイトに掲載されている. また, 一つのセンサのみを使って, 複数の信号の分離も, NMF の考え方を使った方法で試みられている (例えば [16]).

最近の動向について詳しい内容を知りたい読者は, 例えば [23] などや, 本小特集号の他の招待論文 2 編も参考にすることを薦める. また, ブラインド信号処理に関して基本的な知識を身に付けたいと考えている読者は [10], [11], [22] を参考にすることを薦める.

本論文の 2. 以降では, 我々がこれまでに研究し, 提案してきた超指数法と固有ベクトル法について簡単に紹介する. 紹介する方法は, ブラインドディコンボリューションの問題に対する解決法である. 超指数法と固有ベクトル法に共通している特徴は, ブラインドディコンボリューションの問題に対する解の求め方にある. つまり, 超指数法は, 指数を超えた超指数的に解に収束する方法で, 固有ベクトル法は, 繰返し計算が必要なく, 理論上は 1 回の演算ですべての源信号を分離して取り出すことが可能な方法である. 詳しくは, 3. を参照のこと.

また, 本論文では, 超指数法と固有ベクトル法に関する最新の研究成果として, 最近明らかにした超指数法と固有ベクトル法との関係を示す. 更に, その解析結果をもとにして, 超指数法と固有ベクトル法を融合したアルゴリズム [26] を紹介する. 紹介するアルゴリズムは, それぞれの方法がもつ欠点を補うようなものになっている.

ここで, 本論文で使用する記号を定義しておく.  $Z$  は, すべての整数の集合を表す記号である.  $C^n$  は, 複素要素をもつすべての  $n$  列ベクトルの集合を表す記号である.  $C^{m \times n}$  は, 複素要素をもつすべての  $m \times n$  行列の集合を表すものとする. 上付き記号の  $T, *, H$  及び  $\dagger$  は, それぞれ行列の転置, 複素共役, 複素共役転置 (エルミート) 及び (Moore-Penrose) 擬似逆行列の操作を表す.  $\text{block-diag}\{\dots\}$  と  $\text{diag}\{\dots\}$  は, それぞれ,  $\{\dots\}$  を対角要素にもつブロック対角行列と対角行列を表す記号である.  $\text{cum}\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$  は  $x_i$  の四

次のキュムラントを表す.  $i = \overline{1, n}$  は,  $i = 1, 2, \dots, n$  を表す.

## 2. 問題設定

本論文では, 時間遅れを考慮した以下の多入力多出力 (Multiple-input Multiple-output, MIMO) システムを考える. つまり, ここでは, ブラインドディコンボリューション (Blind Deconvolution) と呼ばれるブラインド信号処理の問題を取り上げる.

$$y(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} H^{(k)} s(t-k) + n(t), \quad t \in Z, \quad (1)$$

ここで,  $s(t)$  はシステムの入力信号を表す  $n$  列ベクトル,  $y(t)$  はシステムの出力信号を表す  $m$  列ベクトル,  $n(t)$  はガウス雑音を表す  $m$  列ベクトル,  $\{H^{(k)}\}$  はシステム (1) のインパルス応答で  $m \times n$  の行列系列であり, そのシステムの伝達関数  $H(z)$  は,

$$H(z) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} H^{(k)} z^{-k}, \quad z \in C \quad (2)$$

となる. ここでは, 入力信号  $s(t)$  とシステム  $H(z)$  がともに未知であるという条件のもとで, 出力信号  $y(t)$  のみを用いて, 入力信号  $s(t)$  の各要素を分離して取り出すという問題を考える. この問題を解くために, 以下の  $y(t)$  を入力信号とする分離フィルタを考える.

$$v(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} W^{(k)} y(t-k) = W(z)y(t), \quad (3)$$

$W(z) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} W^{(k)} z^{-k}$  が分離フィルタで, その係数  $W^{(k)}$  は,  $n \times m$  行列である. 図 1 に源信号  $s(t)$  から出力信号  $v(t)$  までの関係を示している.

$H(z)$  と  $W(z)$  との縦属型システムのインパルス応

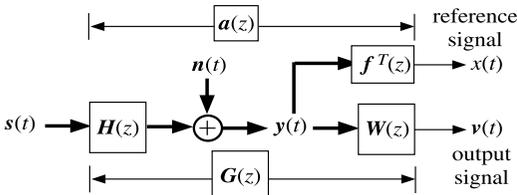


図 1 未知システム, 分離システム, 参照システムに関するブロック線図 (単一参照の場合)

Fig. 1 The composite system of an unknown system and a deconvolver, and a reference system (The case of single reference).

答は, 以下のように記述できる.

$$G^{(k)} := \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} W^{(\tau)} H^{(k-\tau)}, \quad k \in Z. \quad (4)$$

$\{G^{(k)}\}$  は, 入力信号  $s(t)$  から出力信号  $v(t)$  までのインパルス応答となる.

ここで, 伝達関数  $H(z)$ , 入力信号  $s(t)$ , 分離フィルタ  $W(z)$ , ノイズ  $n(t)$  に関して, 以下の仮定をおく.

(A1) 伝達関数  $H(z)$  は安定で, 単位円上  $|z| = 1$  でランクが  $n$  (この仮定は, 未知なシステムが入力数より出力数の方が多いこと, すなわち,  $n \leq m$ , また, 未知システムの左逆行列が存在することを意味している).

(A2) 入力信号  $\{s(t)\}$  は, 複素数値で, 平均値零, 非ガウス分布に従う信号で,  $\{s_i(t)\}$ ,  $i = \overline{1, n}$  は, 互いに統計的独立である. 更に,  $\{s_i(t)\}$  は, 分散が  $\sigma_i^2 > 0$  で, 非零の四次キュムラント  $\gamma_i$  をもった独立同一分布 (i.i.d.) に従う信号である. ここで, 分散  $\sigma_i^2$  と四次キュムラント  $\gamma_i$  は, 未知である.

(A3)  $W(z)$  は, 長さ  $L$  の FIR システムで,  $H(z)$  の逆システムが推定できるくらい  $L$  は十分大きいものとする.

(A4) ノイズ  $\{n(t)\}$  は平均零でガウス分布に従い, 入力信号  $\{s(t)\}$  と統計的に独立である.

仮定 (A3) から, 次式によって与えられる  $W(z)$  を考える.

$$W(z) = \sum_{k=L_1}^{L_2} W^{(k)} z^{-k}, \quad (5)$$

ここで,  $L_1$  と  $L_2$  は, それぞれ,  $W(z)$  の係数  $W^{(k)}$  の  $k$  に関する最初と最後の数を表している. 式 (5) を使うと縦属型システムのインパルス応答  $\{G^{(k)}\}$  は,

$$G^{(k)} := \sum_{\tau=L_1}^{L_2} W^{(\tau)} H^{(k-\tau)}, \quad k \in Z, \quad (6)$$

となり, ベクトルで表現すると,

$$\tilde{g}_i = \tilde{H} \tilde{w}_i, \quad i = \overline{1, n}, \quad (7)$$

となる.  $\tilde{g}_i$  は次式で定義される  $\{G^{(k)}\}$  の要素からなる列ベクトルである.

$$\tilde{g}_i := [g_{i1}^T, g_{i2}^T, \dots, g_{in}^T]^T, \quad (8)$$

$$g_{ij} := [\dots, g_{ij}(-1), g_{ij}(0), g_{ij}(1), \dots]^T, \quad (9)$$

$\tilde{w}_i$  は、分離フィルタの係数行列の要素からなる  $mL$  列ベクトルである。

$$\tilde{w}_i := [\mathbf{w}_{i1}^T, \mathbf{w}_{i2}^T, \dots, \mathbf{w}_{im}^T]^T \in \mathbf{C}^{mL}, \quad (10)$$

ここで、 $\mathbf{w}_{ij} := [w_{ij}(L_1), w_{ij}(L_1 + 1), \dots, w_{ij}(L_2)]^T \in \mathbf{C}^L$ ,  $j = \overline{1, m}$ .  $\tilde{H}$  は次式で定義される  $n \times m$  ブロック行列である。

$$\tilde{H} := \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{11} & \mathbf{H}_{12} & \cdots & \mathbf{H}_{1m} \\ \mathbf{H}_{21} & \mathbf{H}_{22} & \cdots & \mathbf{H}_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{H}_{n1} & \mathbf{H}_{n2} & \cdots & \mathbf{H}_{nm} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$(i, j)$  要素  $\mathbf{H}_{ij}$  は、伝達関数  $H(z)$  の係数行列  $\mathbf{H}^{(k)}$  の要素をもつ行列である。

$$[\mathbf{H}_{ij}]_{lr} := h_{ji}(l - r), \\ l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, r = L_1, L_1 + 1, \dots, L_2, \quad (12)$$

式 (1) に対するブラインドディコンボリューションの問題では、 $\tilde{\mathbf{g}}_i$ ,  $i = \overline{1, n}$  が以下の式を満足するような  $\tilde{w}_i$  ( $i = \overline{1, n}$ ) を求めることが目的となる。

$$[\tilde{\mathbf{g}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{g}}_n] = \tilde{H}[\tilde{w}_1, \dots, \tilde{w}_n] = [\tilde{\delta}_1, \dots, \tilde{\delta}_n]P, \quad (13)$$

$P$  は  $n \times n$  の順列行列。  $\tilde{\delta}_i$  は  $n$  ブロック列ベクトル、

$$\tilde{\delta}_i := [\delta_{i1}^T, \delta_{i2}^T, \dots, \delta_{in}^T]^T, \quad i = \overline{1, n} \quad (14)$$

$$\delta_{ij} := \begin{cases} \hat{\delta}_i, & \text{if } i = j, \\ (\dots, 0, 0, 0, \dots)^T, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

$\hat{\delta}_i$  は次式の  $\hat{\delta}_i(r)$  を要素にもつ列ベクトルである。

$$\hat{\delta}_i(r) = d_i \delta(r - k_i), \quad (16)$$

ここで、 $\delta(t)$  はクロネッカーデルタ、 $d_i$  は信号の大きさの変化や位相ずれを表す複素数、 $k_i$  は、時間ずれを表す整数である。

### 3. 超指数法と固有ベクトル法

本章では、我々がこれまでに取り扱ってきた超指数法と固有ベクトル法を簡単に紹介する。そして、新たな結果として、超指数法と固有ベクトル法との関係を示し、その関係をもとにして、超指数法と固有ベクトル法とを融合した新しいアルゴリズムを紹介する。

#### 3.1 超指数法

超指数法 (Super-Exponential Method, SEM) を最初に提案したのは、Shalvi と Weinstein [3] である。彼らを取り扱った問題は、1 入力 1 出力 (Single-input Single-output, SISO) のブラインドイコライゼーション (Blind Equalization) で、ブラインドイコライゼーションの解が指数を超えた超指数の速さで求まることを示した。その後、Martone [7] や Inouye と Tanebe [8] が、以下の二つのステップの繰返して、分離フィルタの係数  $\tilde{w}_i$  を更新し、式 (13) に示す MIMO に対するブラインドディコンボリューションの解  $\tilde{w}_i$  を一つずつ求める方法を提案した。

$$\tilde{w}_i^{[1]} = \tilde{R}^\dagger \tilde{d}_i \quad \text{for } i = \overline{1, n}, \quad (17)$$

$$\tilde{w}_i^{[2]} = \frac{\tilde{w}_i^{[1]}}{\sqrt{\tilde{w}_i^{[1]H} \tilde{R} \tilde{w}_i^{[1]}}} \quad \text{for } i = \overline{1, n}, \quad (18)$$

ここで、 $\tilde{R}$  は、

$$\tilde{\mathbf{y}}(t) := [\mathbf{y}_1^T(t), \mathbf{y}_2^T(t), \dots, \mathbf{y}_m^T(t)]^T \in \mathbf{C}^{mL}, \quad (19)$$

によって計算される共分散行列、

$$\tilde{R} := E[\tilde{\mathbf{y}}(t)\tilde{\mathbf{y}}^H(t)] \in \mathbf{C}^{mL \times mL}, \quad (20)$$

である。ただし、 $\mathbf{y}_j(t) := [y_j(t - L_1), y_j(t - L_1 - 1), \dots, y_j(t - L_2)]^T \in \mathbf{C}^L$ ,  $j = \overline{1, m}$ .  $\tilde{\mathbf{y}}(t)$  は、フィルタ  $\mathbf{D}_c(z) := \text{block-diag}\{\mathbf{d}_c(z), \dots, \mathbf{d}_c(z)\}$ ,  $\mathbf{d}_c(z) = [z^{L_1}, \dots, z^{L_2}]^T$  を使って、 $\tilde{\mathbf{y}}(t) = \mathbf{D}_c(z)\mathbf{y}(t)$  によって求めることができる信号である。 $\tilde{d}_i$  は、次式で定義される四次のキュムラントベクトルである。

$$\tilde{d}_i := [d_{i,1}^T, d_{i,2}^T, \dots, d_{i,m}^T]^T \in \mathbf{C}^{mL}. \quad (21)$$

このベクトルの  $j$  番目のブロック要素  $\tilde{d}_{ij}$  は  $L$  次元列ベクトルで、その要素  $[d_{i,j}]_r$ ,  $r = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$  は、次式で定義される四次のキュムラントである。

$$[d_{i,j}]_r = \text{cum}(v_i(t), v_i(t), v_i^*(t), y_j^*(t - r)). \quad (22)$$

$v_i(t)$  は式 (3) の出力信号  $v(t)$  の  $i$  番目の信号を表している。また、 $(\cdot)^{[1]}$  と  $(\cdot)^{[2]}$  は、式 (17) と式 (18) で求まる  $\tilde{w}_i$  を区別する記号である。

上述した 2 ステップ法において、一つずつ解を求めていく方法 (Deflation 法) は、それぞれ独自の方法を提案している。我々は、従来の Deflation 法よりも

効率の良い新しい Deflation 法を提案し、それを使った超指数法を提案した (例えば [13])。また、システム (1) が少し時間変動する場合にも適用できるように上記の超指数法を拡張して、適応超指数法を開発した (詳細は文献 [27] を参照)。

超指数法は、収束が速いということが魅力となる方法であるが、一つずつブラインドディコンボリューションの解を求めていく方法なので、最初に求まる解は精度が良いが、解を求めていくに従って、徐々にその精度が劣化していくことが指摘されている [8]。

### 3.2 固有ベクトル法

そこで、我々は、この超指数法の問題を解決するための方法、固有ベクトル法を提案した。そもそも固有ベクトル法は、Jelonnek ら [5] によって最初に提案された。彼らは、SISO の場合を取り上げ、以下の問題をラグランジュ乗数法を使って解くことによって固有ベクトル法を提案した。

$$\begin{aligned} & \text{Maximize } D_{v_i x} := \text{cum}\{v_i(t), v_i^*(t), x(t), x^*(t)\} \\ & \text{subject to } \sigma_{v_i}^2 = \sigma_{s_{\rho_i}}^2, \end{aligned} \quad (23)$$

ここで、 $\sigma_{v_i}^2$  と  $\sigma_{s_{\rho_i}}^2$  は、それぞれ出力信号  $v_i(t)$  と源信号  $s_{\rho_i}(t)$  の分散を表している。 $\rho_i$  は  $\{1, 2, \dots, n\}$  の順序を入れ換えて得られた集合  $\{\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n\}$  の一つの整数を表している。 $v_i(t)$  は式 (3) の出力信号  $v(t)$  の  $i$  番目の信号を表し、 $x(t)$  は適当なフィルタ  $f(z)$  に出力信号  $y(t)$  を通して得られる参照信号である (図 1 参照)。 $a(z) := H^T(z)f(z) = [a_1(z), a_2(z), \dots, a_n(z)]^T$  とおくと、参照信号  $x(t)$  は、 $x(t) = f^T(z)H(z)s(t) = a^T(z)s(t)$  と表すことができる。フィルタ  $a(z)$  の要素  $a_i(z)$  は  $a_i(z) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_i(k)z^{-k}$  と定義され、フィルタ  $f(z)$  は、 $f_j(z) = \sum_{k=L_1}^{L_2} f_j(k)z^{-k}$ ,  $j = \overline{1, m}$  を要素にもつ  $m$  列ベクトルである。

我々も式 (23) を使って固有ベクトル法を導いた。式 (10) を使って、 $D_{v_i x}$  と  $\sigma_{v_i}^2$  を変形すると、

$$D_{v_i x} = \tilde{w}_i^H \tilde{B} \tilde{w}_i, \quad \sigma_{v_i}^2 = \tilde{w}_i^H \tilde{R} \tilde{w}_i, \quad (24)$$

となる。ここで、 $\tilde{B}$  は、以下の  $m \times m$  のブロック行列

$$\tilde{B} := \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & \cdots & B_{1m} \\ B_{21} & B_{22} & \cdots & B_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{m1} & B_{m2} & \cdots & B_{mm} \end{bmatrix} \quad (25)$$

で、 $(i, j)$  のブロック要素  $B_{ij}$  の  $(l, r)$  要素  $[B_{ij}]_{lr}$  は

$\text{cum}\{y_i^*(t-L_1-l+1), y_j(t-L_1-r+1), x^*(t), x(t)\}$  ( $l, r = \overline{1, L}$ ) によって計算される。 $\tilde{R}$  は、式 (20) で表される  $\tilde{y}(t)$  の共分散行列である。Jelonnek らも同様の变形を行っているが、彼らは、SISO や SIMO (Single-input Multiple-output) のシステムを取り扱っているので、式 (24) の  $\tilde{B}$ ,  $\tilde{w}_i$ ,  $\tilde{R}$  の要素と Jelonnek らのそれらとは異なっていることに注意すべきである。

[5] と同様に、 $\sigma_{v_i}^2 = \sigma_{s_{\rho_i}}^2$  の条件のもとで、 $|D_{v_i x}|$  の最大化を行うと、以下の一般化固有ベクトル問題が導かれる。

$$\tilde{B} \tilde{w}_i = \lambda_i \tilde{R} \tilde{w}_i. \quad (26)$$

[5] では、SISO や SIMO の場合において、 $\tilde{R}^\dagger \tilde{B}$  の絶対値最大固有値に対する固有ベクトルが SISO または SIMO に対するブラインドイコライゼーションの解になることを示している。これが、固有ベクトル法と呼ばれている方法で、理論的には 1 回の固有ベクトルの計算で、ブラインドイコライゼーションの解が求まり、超指数法のように繰返し計算を必要としない。

一方、我々が提案した方法は、MIMO の場合を取り扱い、一つの参照信号のみから求められる  $\tilde{B}$  を利用し、 $\tilde{R}^\dagger \tilde{B}$  の固有ベクトルを使うことによって、すべての源信号を取り出すことが可能になる固有ベクトル法を提案した [20]。したがって、提案した固有ベクトル法は、Deflation 法を使う超指数法がもっている上述した欠点に悩まされることなく、しかも、Jelonnek らの提案法の特徴も持ち併せている方法である。

また、我々は固有ベクトルを計算する行列  $\tilde{R}^\dagger \tilde{B}$  の  $\tilde{R}$  を四次のキュムラント行列に置き換えて、ガウス雑音にできるだけ頑健にブラインドディコンボリューションの解が求まる固有ベクトル法も提案している [21]。

### 3.3 超指数法と固有ベクトル法との関係

超指数法と固有ベクトル法との関係を示す前に、Castella ら [18] の方法を紹介する。Castella らは、源信号の数分だけの参照信号  $x_i(t) = \tilde{w}_i \tilde{y}(t)$  ( $i = \overline{1, n}$ ) (図 2 参照) を使って、繰返しの計算で MIMO のブラインドディコンボリューションの解を求める固有ベクトル法を提案した。つまり、

$$\tilde{R}^\dagger \tilde{B}_i \tilde{w}_i = \lambda_i \tilde{w}_i, \quad i = \overline{1, n}. \quad (27)$$

に対して、左辺の  $\tilde{R}^\dagger \tilde{B}_i$  の固有ベクトルを計算することによって、MIMO のブラインドディコンボリューションの解を求める方法である。ただし、 $\tilde{B}_i$  は、 $x_i(t) = \tilde{w}_i^T \tilde{y}(t)$  を使って計算される式 (25) の  $\tilde{B}$

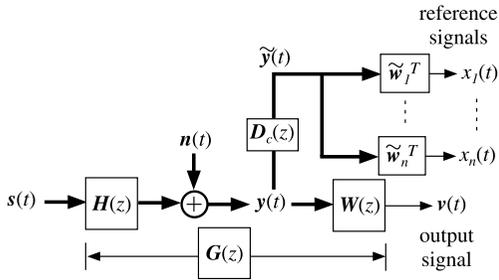


図 2 未知システム，分離システム，参照システムに関するブロック線図（複数参照の場合）

Fig. 2 The composite system of an unknown system and a deconvolver, and a reference system (The case of multiple references).

を表している．このとき， $x_i(t)$  を求める  $\tilde{w}_i$  は，繰返し計算の一つ前の  $\tilde{R}^\dagger \tilde{B}_i$  の固有ベクトルを使用する．したがって，Castella らの方法は，まず， $\tilde{w}_i$  に初期値を与え，参照信号  $x_i(t) = \tilde{w}_i^T \tilde{y}(t)$  を計算する．計算された参照信号を使って  $\tilde{B}_i$  を計算し， $\tilde{R}^\dagger \tilde{B}_i$  の絶対値最大固有値に対する固有ベクトルを求める．求めた固有ベクトルは，次の参照信号を計算するときに利用し，後は同様の手順で固有ベクトルを繰り返し求めていくことによって，MIMO のブラインドディコンボリューションの解を求める．このような方法を Castella らは提案した．

ここで，式 (27) の左辺の  $\tilde{w}_i$  も参照信号  $x_i(t)$  を計算するときに用いる繰返し計算で求める一つ前の  $\tilde{R}^\dagger \tilde{B}_i$  の固有ベクトルであると考えようにして， $\tilde{B}_i \tilde{w}_i$  を  $\tilde{d}_i$  とおくと，式 (27) は次式のように変形できる．

$$\tilde{w}_i = \frac{1}{\lambda_i} \tilde{R}^\dagger \tilde{d}_i, \quad i = \overline{1, n}. \quad (28)$$

式 (28) は，Castella らが提案した固有ベクトル法とは違って， $\tilde{R}^\dagger \tilde{B}_i$  の固有ベクトルを計算しないで，式 (28) の右辺の値を使って  $\tilde{w}_i$  を逐次的に更新する式になっていることが分かる．定数  $\lambda_i$  は，1 に固定するが，式 (28) で求まる  $\tilde{w}_i$  は，繰返し求まるごとに以下の式で正規化することを考える．つまり，

$$\tilde{w}_i := \frac{\tilde{w}_i}{\sqrt{\tilde{w}_i^H \tilde{R} \tilde{w}_i}}, \quad i = \overline{1, n}. \quad (29)$$

このとき，これら二つのステップ，式 (28) と (29) は，式 (17) と (18) に示される超指数法にほかならない．証明は付録 1. に記述する．

このことから，超指数法は，以下の問題を解くことによって導かれることが分かる．

$$\begin{aligned} & \text{Maximize } D_{v_i x_i} := \text{cum}\{v_i^*(t), x_i(t), x_i^*(t), x_i(t)\} \\ & \text{subject to } \sigma_{v_i}^2 = \sigma_{s \rho_i}^2, \end{aligned} \quad (30)$$

ただし， $D_{v_i x_i}$  を計算するときに用いる参照信号  $x_i(t) = \tilde{w}_i^T \tilde{y}(t)$  ( $i = \overline{1, n}$ ) の  $\tilde{w}_i$  は，式 (28) の右辺で使われている  $\tilde{w}_i$  である．証明は，付録 2. に記述する．

### 3.4 超指数法と固有ベクトル法との融合

ここでは，超指数法 (17) と固有ベクトル法 (26) を融合させることを考える．すなわち，3.3 の解析から，式 (17) における  $\tilde{d}_i$  は，参照信号  $x_i(t)$  を使って， $\tilde{B}_i \tilde{w}_i$  を計算すればよいことが分かる．したがって，参照信号の  $\tilde{w}_i$  の初期値が必要になるので，適当な参照信号  $x(t)$  を使った固有ベクトル法 (26) で  $\tilde{w}_i$  を求め，求めた  $\tilde{w}_i$  を  $\tilde{d}_i$  を計算する  $\tilde{w}_i$  の初期値に利用することによって，超指数法と固有ベクトル法の融合を図る．この融合の利点は，固有ベクトル法 (26) は適当な参照信号  $x(t)$  を使って，すべての源信号を分離することが可能な方法であり，しかも，得られた  $\tilde{w}_i$ ， $i = \overline{1, n}$  は互いに線形独立なので，固有ベクトル法によって得られた  $\tilde{w}_i$  を超指数法 (17) の  $\tilde{d}_i$  の計算に利用すれば，超指数法 (17) で必要な Deflation 法を使わずに，すべての源信号が取り出せるところにある．

超指数法と固有ベクトル法を融合する方法は，以下の 2 段アルゴリズムとなる．

第 1 段：適当な参照信号  $x(t)$  を使って，大まかに  $\tilde{R}^\dagger \tilde{B}$  の固有ベクトルを計算する．

求めた固有ベクトルを， $\tilde{d}_i$  を計算するための初期値として利用し，

第 2 段：式 (17) と (18) を使って繰返し計算を実行する．

(注 1) 固有ベクトル法 (26) には，参照信号の選び方でディコンボリューションの結果が変わってくるという欠点がある (6. の計算機シミュレーション結果を参照)．この欠点が大域的に解に収束する性質をもっている超指数法と融合することで，克服されることが期待できる．また，超指数法がもっている，Deflation 法により求まる解が徐々に劣化するという欠点も克服することができると思われる．

超指数法と固有ベクトル法との融合の 2 段アルゴリズムの具体的な処理方法は，以下のとおりである．

適当な参照信号  $x(t)$  と  $\tilde{w}_i^{[1]}(0)$ ， $\tilde{R}(0)$ ， $\tilde{B}(0)$ ， $\tilde{B}_i(0)$  の適当な初期値を選び，以下の処理をすべての源信号が取り出されるまで行う．

```

for  $t_l = 1 : t_{all}$ 
  if  $t_l < t_s$ 
    for  $t = t_d(t_l - 1) + 1 : t_d t_l$ 
      移動平均で  $\hat{R}(t)$  と  $\hat{B}(t)$  を推定する .
    end
     $\hat{R}^\dagger(t)\hat{B}(t)$  の固有ベクトル  $\tilde{w}_i^{[1]}(t_l)$ 
    を計算する . (第 1 段)
  elseif  $t_l \geq t_s$ 
    if  $t_l == t_s$ ,  $\tilde{w}_i^{[2]}(t_l - 1) = \tilde{w}_i^{[1]}(t_s - 1)$ 
    for  $t = t_d(t_l - 1) + 1 : t_d t_l$ 
       $x_i(t) = \tilde{w}_i^{[2]T}(t_l - 1)\tilde{y}_i(t)$ 
      移動平均で  $\hat{R}(t)$  と  $\hat{B}_i(t)$  を計算する .
    end
    (28) と (29) で  $\tilde{w}_i^{[2]}(t_l)$  を計算する . (第 2 段)
  end
end

```

ここで、 $t_{all}$  は全体の繰返しの数、 $t_d$  は、 $\hat{R}(t)$ 、 $\hat{B}(t)$ 、 $\hat{B}_i(t)$  を推定するためのサンプルの数を表している。 $\tilde{w}_i^{[1]}(t)$  と  $\tilde{w}_i^{[2]}(t)$  は、それぞれ、第 1 段と第 2 段で求まるベクトルを表している。 $t_s$  は  $2 < t_s < t_{all}$  を満足する任意の整数。 $0 < t_l < t_s$  と  $t_s \leq t_l \leq t_{all}$  に対して、それぞれ、固有ベクトル  $\tilde{w}_i^{[1]}(t_l)$  とベクトル  $\tilde{w}_i^{[2]}(t_l)$  が第 1 段と第 2 段に従って逐次的に計算される。

#### 4. 計算機シミュレーション結果

本章では、超指数法と固有ベクトル法との融合の 2 段アルゴリズムの有効性について、[8] の超指数法 (17)、(18)、固有ベクトル法 (26)、Castella らの方法 (CRMPA) [18] と比較することによって得られた検証結果を示す。

式 (2) の  $H(z)$  は、[19] に載っている 2 入力 3 出力のシステムを用いた。源信号  $s_1(t)$  と  $s_2(t)$  は、確率 1/2 で -1 か 1 をとるサブガウス信号 (sub-Gaussian signal) とした。ガウス雑音  $\sigma_{n_j}^2$  には 5 種類の SNR レベルを使用した。 $W(z)$  の係数  $L_1$  と  $L_2$  は、それぞれ 0 と 11 とした。性能の評価には、Multichannel Intersymbol Interference (M<sub>ISI</sub>) [12] を使用した。M<sub>ISI</sub> は、50 回の試行の平均によって求めた。それぞれの試行では、 $t_{all}$  が 10、 $t_d$  は 5000、 $t_s$  は 6 とした。

図 3 にシミュレーション結果を示す。横軸は使用した 5 種類の SNR レベル (dB) で、縦軸は、それぞれの SNR レベルに対する性能 (dB) を表している。マイナスの値が大きいほど、精度良くブラインドディコンボ

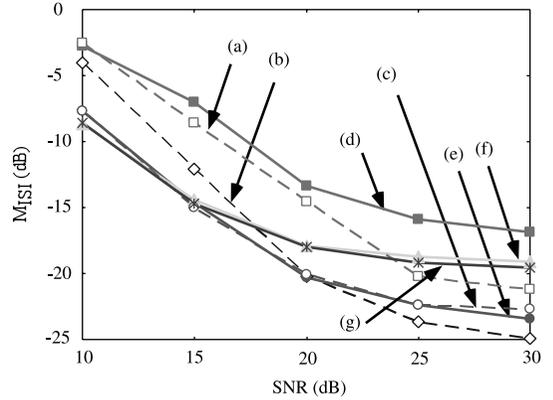


図 3 サンプルデータが 5000 個で、異なった SNR 比における、提案手法と従来の固有ベクトル法と 2 段超指数法の性能

Fig. 3 The performances of the proposed algorithm and the conventional EVMs and two-stage SEM at different SNR levels, in the cases of 5,000 data samples.

リューションが達成されたことを表している。(a)、(b)、(c) の曲線は、超指数法と固有ベクトル法との融合の 2 段アルゴリズムによって得られた結果である。(a) は、第 1 段で参照信号を  $x(t) = \sum_{i=1}^3 f_i(2)y_i(t-2)$  とした場合の結果で、(b) は  $x(t) = \sum_{i=1}^2 f_i(3)y_i(t-3)$ 、(c) は  $x(t) = f_2(2)y_2(t-2)$  に対する結果である。 $f_i(2)$  と  $f_i(3)$  は、平均値 0 分散 1 のガウス分布からランダムに選んだ。曲線 (d) と (e) は参照信号をそれぞれ  $x(t) = \sum_{i=1}^3 f_i(2)y_i(t-2)$  と  $f_2(2)y_2(t-2)$  とした場合の固有ベクトル法だけを用いた結果である。曲線 (f) は、Castella らの方法によって得られた結果である。曲線 (g) は、[8] の 2 段超指数法によって得られた結果である。

曲線 (d) と (e) から、固有ベクトル法は選ばれる参照信号によって実行結果が変わることが分かる。曲線 (a)、(b)、(c) からノイズレベルが低い (SNR が 25 dB よりも大きい) 場合において、固有ベクトルの参照信号の選び方による影響は軽減されることが分かる。しかしながら、ノイズレベルが高い (SNR が 20 dB よりも小さい) 場合においては、参照信号が複雑になるほど、実行結果は悪くなっていることが分かる。更に、超指数法と固有ベクトル法との融合の 2 段アルゴリズムはノイズレベルが低い (SNR が 15 dB よりも大きい) 場合に、超指数法よりも良い実行結果を示した。曲線 (c) から SNR が 15 dB より小さい場合には、超指数法 (曲線 (g)) と実行結果は変わらないことが分

かる。曲線 (f) と (g) より, Castella らの方法は超指数法とほとんど変わらない実行結果を与えることが分かる。この結果から, 3.3 の解析結果は妥当な結果であることが分かる。

したがって, すべての結果から, 超指数法と固有ベクトル法との融合の 2 段アルゴリズムは, ノイズレベルが低い場合や参照信号が簡単な場合, 例えば,  $x(t) = f_2(2)y_2(t-2)$  のような参照信号の場合に特に有効に働くと結論づけることができる。

## 5. む す び

本論文では, 1. でブラインド信号処理のこれまでの歴史や最近の動向を簡単に紹介し, 2. 以降では, 超指数法や固有ベクトル法を紹介し, 超指数法と固有ベクトル法には関係があることを示し, その関係を利用した新たな超指数法と固有ベクトル法とを融合した 2 段アルゴリズムを紹介した。超指数法と固有ベクトル法とを融合した 2 段アルゴリズムは, 超指数法と固有ベクトル法それぞれがもっている欠点を補うような方法となっている。この融合したアルゴリズムは, ノイズレベルが低い場合 (SNR が 15 dB より大きい場合) や参照信号が一つのみの時間遅れをもっているフィルタによって与えられる場合に利点をもつことが分かる。

## 文 献

- [1] J. Héroult and B. Ans, "Réseaux de neurones à synapses modifiables: Décodage de messages sensoriels composites par une apprentissage non supervisé et permanent," C.R. Acad. Sci. Paris, vol. série III, pp.525–528, 1984.
- [2] C. Jutten and J. Héroult, "Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture," Signal Process., vol.24, no.1, pp.1–10, July 1991.
- [3] O. Shalvi and E. Weinstein, "Super-exponential methods for blind deconvolution," IEEE Trans. Inf. Theory, vol.39, no.2, pp.504–519, March 1993.
- [4] P. Comon, "Independent component analysis, A new concept?," Signal Process., vol.36, no.3, pp.287–314, April 1994.
- [5] B. Jelonck and K.D. Kammeyer, "A closed-form solution to blind equalization," Signal Process., vol.36, no.3, pp.251–259, April 1994.
- [6] H.-L.N. Thi and C. Jutten, "Blind source separation for convolutive mixtures," Signal Process., vol.45, no.2, pp.209–229, Aug. 1995.
- [7] M. Martone, "Fast adaptive super-exponential multistage beamforming for cellular base-station transceivers with antenna arrays," IEEE Trans. Veh. Technol., vol.48, no.4, pp.1017–1028, July 1999.
- [8] Y. Inouye and K. Tanebe, "Super-exponential algorithms for multichannel blind deconvolution," IEEE Trans. Signal Process., vol.48, no.3, pp.881–888, March 2000.
- [9] L. Parra and C. Spence, "Convolutional blind separation of non-stationary sources," IEEE Trans. Speech Audio Process., vol.8, no.3, pp.320–327, May 2000.
- [10] S. Haykin, eds., Unsupervised Adaptive Filtering, Volume I: Blind Source Separation, John Wiley & Sons, 2000.
- [11] A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. Oja, Independent Component Analysis, John Wiley & Sons, 2001.
- [12] K. Kohno, Y. Inouye, and M. Kawamoto, "Super-exponential methods incorporated with higher-order correlations for deflationary blind equalization of MIMO linear systems," Proc. 5th International Conference on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation, LNCS 3195, pp.685–693, Granada, Spain, Sept. 2004.
- [13] K. Kohno, Y. Inouye, and M. Kawamoto, "A super-exponential deflation method incorporated with higher-order correlations for blind deconvolution of MIMO linear systems," Signal Process., vol.86, no.11, pp.3505–3512, Nov. 2006.
- [14] Z. Koldovský, P. Tichavský, and E. Oja, "Efficient variant of algorithm FastICA for independent component analysis attaining the Cramér-Rao lower bound," IEEE Trans. Neural Netw., vol.17, no.5, pp.1265–1277, Sept. 2006.
- [15] F.J. Theis, "Towards a general independent subspace analysis," Proc. Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, Dec. 2006. (<http://www.biologie.uni-regensburg.de/Biophysik/Theis/publications/theis06ISA-NIPS06.pdf>)
- [16] B. Wang and M.D. Plumbley, "Investigating single-channel audio source separation methods based on non-negative matrix factorization," Proc. ICA Research Network International Workshop, pp.17–20, Liverpool, U.K., Sept. 2006.
- [17] T. Blumensath and M. Daivies, "Compressed sensing and source separation," Proc. 7th International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation, LNCS 4666, pp.341–348, London, U.K., Sept. 2007.
- [18] M. Castella, S. Rhioui, E. Moreau, and J.-C. Pesquet, "Quadratic higher-order criteria for iterative blind separation of a MIMO convolutional mixture of sources," IEEE Trans. Signal Process., vol.55, no.1, pp.218–232, Jan. 2007.
- [19] M. Kawamoto, K. Kohno, and Y. Inouye, "Eigenvector algorithms for blind deconvolution of MIMO-IIR systems," Proc. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp.3490–3493, New Orleans, U.S.A., May 2007.
- [20] M. Kawamoto, K. Kohno, and Y. Inouye, "Eigenvector

tor algorithms incorporated with reference systems for solving blind deconvolution of MIMO-IIR linear systems,” IEEE Signal Process. Lett., vol.14, no.12, pp.996–999, Dec. 2007.

- [21] M. Kawamoto, K. Kohno, and Y. Inouye, “Robust eigenvector algorithms for blind deconvolution of MIMO linear systems,” Circuits Syst. Signal Process., vol.26, no.4, pp.473–494, Aug. 2007.
- [22] S. Makino T.-W. Lee, and H. Sawada, eds., Blind Speech Separation, Springer, 2007.
- [23] 7th International Conference, Proc. 7th International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation, LNCS 4666, Springer, 2007.
- [24] IEEE Signal Process. Mag., vol.25, no.2, March 2008.
- [25] A. Cichocki, R. Zdunek, and S. Amari, “Nonnegative matrix and tensor factorization,” IEEE Signal Process. Mag., vol.25, no.1, pp.142–145, Jan. 2008.
- [26] M. Kawamoto, Y. Inouye, and K. Kohno, “Recently developed approaches for solving blind deconvolution of MIMO-IIR systems: Super-exponential and eigenvector methods,” Proc. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp.121–124, Seattle, U.S.A., May 2008.
- [27] K. Kohno, Y. Inouye, and M. Kawamoto, “A matrix pseudo-inversion lemma for positive semidefinite hermitian matrices and its application to adaptive blind deconvolution of MIMO systems,” IEEE Trans. Circuits Syst., vol.55, no.1, pp.412–423, Feb. 2008.
- [28] <http://sassec.gforge.inria.fr/>

## 付 録

### 1. 式 (28) と超指数法との関係

行列  $\tilde{R}$  と  $\tilde{B}_i$  は以下のように変形できる .

$$\tilde{R} = \tilde{H}^H \tilde{\Sigma} \tilde{H}, \quad \tilde{B}_i = \tilde{H}^H \tilde{\Lambda}_i \tilde{H}, \quad (\text{A}\cdot 1)$$

ただし,  $\tilde{\Sigma}$  は,  $\tilde{\Sigma} := \text{block-diag}\{\Sigma_1, \Sigma_2, \dots, \Sigma_n\}$ ,  $\Sigma_i := \text{diag}\{\dots, \sigma_{s_i}^2, \sigma_{s_i}^2, \sigma_{s_i}^2, \dots\}$ ,  $i = \overline{1, n}$  となるブロック対角行列で,  $\tilde{\Lambda}_i$  は,  $\tilde{\Lambda}_i := \text{block-diag}\{\Lambda_{i1}, \Lambda_{i2}, \dots, \Lambda_{in}\}$ ,

$$\Lambda_{ij} := \text{diag}\{\dots, |g_{ij}(-1)|^2 \gamma_j, |g_{ij}(0)|^2 \gamma_j, \dots\}, \quad (\text{A}\cdot 2)$$

$j = \overline{1, n}$  と表されるブロック対角行列である . このとき, 式 (7) と (A.1) から,  $\tilde{d}_i = \tilde{B}_i \tilde{w}_i$  は, 以下のようになる .

$$\tilde{d}_i = \tilde{B}_i \tilde{w}_i = \tilde{H}^H \tilde{\Lambda}_i \tilde{g}_i, \quad (\text{A}\cdot 3)$$

式 (A.2) から,  $\tilde{\Lambda}_i \tilde{g}_i$  の要素は,  $|g_{ij}(k)|^2 g_{ij}(k) \gamma_j$ ,  $k = \overline{-\infty, \infty}$  であることが分かる . ここで, 以下の

式を定義する .

$$f_{ij}(k) = \frac{\gamma_j}{\sigma_{s_j}^2} |g_{ij}(k)|^2 g_{ij}(k). \quad (\text{A}\cdot 4)$$

この式は, 四次のキュムラントを使用する  $g_{ij}(k)$  に関する超指数法である [8] . 式 (A.4) を式 (A.3) に代入すると, 以下の式を得る .

$$\tilde{d}_i = \tilde{H}^H \tilde{\Sigma} \tilde{f}_i, \quad (\text{A}\cdot 5)$$

ただし,  $\tilde{f}_i = [f_{i1}^T, f_{i2}^T, \dots, f_{in}^T]^T = [\dots, f_{ij}(-1), f_{ij}(0), f_{ij}(1), \dots]^T$  . 更に, 式 (A.1) と (A.5) を式 (28) に代入すると

$$\tilde{w}_i = (\tilde{H}^H \tilde{\Sigma} \tilde{H})^\dagger \tilde{H}^H \tilde{\Sigma} \tilde{f}_i, \quad (\text{A}\cdot 6)$$

となる . ただし,  $\lambda_i = 1$  とする . 式 (A.6) は,  $\tilde{w}_i$  に関する超指数法の第 1 ステップの式である [8] . 正規化の式は, 式 (18) と同じであるので, 式 (28) と (29) は, 式 (17) と (18) に示している超指数法となることが分かる . (証明終)

2. 式 (30) の問題から超指数法の導出について  
式 (30) の  $D_{v_i x_i}$  は以下のように変形できる .

$$D_{v_i x_i} = \tilde{w}_i^H \tilde{H}^H \tilde{\Lambda}_i \tilde{g}_i, \quad (\text{A}\cdot 7)$$

$\tilde{\Lambda}_i$  は式 (A.1) の中の  $\tilde{\Lambda}_i$  と同じブロック対角行列である .  $\sigma_{v_i}^2 = \tilde{w}_i^H \tilde{R} \tilde{w}_i$  を考慮に入れて, 式 (30) の問題をラグランジュ乗数法で解くと, 以下の式を得る .

$$\tilde{H}^H \tilde{\Lambda}_i \tilde{g}_i = \lambda_i \tilde{R} \tilde{w}_i. \quad (\text{A}\cdot 8)$$

式 (A.8) の左辺は, 式 (A.3) と同じベクトルであることに注意し,  $\tilde{H}^H \tilde{\Lambda}_i \tilde{g}_i := \tilde{d}_i$  と定義すると, 式 (A.8) は次式のように変形できる .

$$\tilde{w}_i = \frac{1}{\lambda_i} \tilde{R}^\dagger \tilde{d}_i, \quad i = \overline{1, n}. \quad (\text{A}\cdot 9)$$

これは, 式 (28) そのものである . したがって,  $\lambda_i = 1$  に固定し, 式 (A.9) で求まる左辺の値  $\tilde{w}_i$  を式 (29) を使って, 正規化することにすれば, 2 ステップの超指数法となることが分かる . (証明終)

(平成 20 年 12 月 2 日受付, 12 月 26 日再受付)



河本 満 (正員)

1992 九州工大・工・設計生産工学卒, 1997 同大大学院博士課程了, 同年理化学研究所バイオ・ミメティックコントロール研究センターフロンティア研究員. 2000 島根大学総合理工学部講師, 2002 同大学助教授, 2005 より産業技術総合研究所研究員となり, 現在に至る. ブラインド信号処理, マイクロホンアレーを使った音響信号処理などの研究に従事. 計測自動制御学会, 音響学会, IEEE 各会員.



井上雄二郎 (正員)

1966 阪大・基礎工・制御工学卒, 1971 同大大学院博士課程了, 同年阪大・基礎工・助手, 1988 同助教授. 1997 島根大学総合理工学部教授, 2008 島根大学名誉教授となり, 現在に至る. システム理論, 信号処理論とそれらの応用に関する研究に従事. システム制御情報学会, IEEE 各会員.



河野 清尊 (正員)

1981 長岡技科大・電気電子システム工学卒, 1983 同大大学院修士課程了, 同年松下電器産業(株)中央研究所研究員, 1990 米子高専電子制御工学科講師, 1994 同助教授, 2007 島根大学大学院博士課程了, 2007 米子高専電子制御工学科教授となり, 現在に至る. ブラインド信号処理に関する研究に従事. 情報処理学会, IEEE 各会員.



浅野 太 (正員)

1986 東北大卒, 1991 同大電気通信研究所助手, 1995 電子技術総合研究所研究員, 2002 産業技術総合研究所チームリーダー, 現在に至る. アレー信号処理, 実環境音声認識などの研究に従事. 音響学会, IEEE 各会員.