論文

雑音を含んだ観測信号を用いた ブラインドデコンボリューションアルゴリズム

小河誠巳, 松本浩樹

前橋工科大学工学部システム生体工学科, 群馬県前橋市上佐鳥町 460-1

Blind Deconvolution Algorithm Using Observation Signal Including Noise

Tomomi Ogawa and Hiroki Matsumoto

Department of Systems Life Engineering, Faculty of Engineering, Meibashi Institute of Technology

460-1 Kamisadori, Maebashi-City, Gunma 371-0816, Japan

E-mail: ogawa@maebashi-it.ac.jp, matsumoto@maebashi-it.ac

Abstract We propose a new blind deconvolution algorithm taking both input and output noise into consideration. Already we have proposed a blind identification method based on a model including input and output noise. An algorithm of deconvolution, however, was not proposed. In this paper, we propose a blind deconvolution algorithm based on a model including input and output noise. The performance of the proposed deconvolution algorithm is evaluated by computer simulations.

Keywords: blind deconvolution, adaptive algorithm, TLS(total least squares)

1. はじめに

ブラインド信号処理技術は、観測信号と原信号の何らかの先験的知識を利用した信号処理の総称であり、近年、生体工学やマルチメディア工学等への適用が期待されている。通常、観測信号は伝達経路の特性に起因する歪みが生じ、その結果、再生信号（原信号）の推定精度が劣化してしまう。その歪みを補償する手法の一つにブラインドデコンボリューションがある。ブラインドデコンボリューションとは、発生源の信号、すなわち原信号の先験的知識と、観測信号のみから伝達経路の特性を推定し、その逆特性を用いて原信号を再生する手法である（直接逆特性を推定する手法もある）。ブラインドデコンボリューションはブラインド等化とも呼ばれるが、本論文ではブラインドデコンボリューションと呼ぶことにする。

これまで提案されているブラインドデコンボリューション推定手法では、推定システムへの入力信号に雑音が含まれないと仮定している。しかしながら、例えば、生体システムから得られる観測信号を想定した場合、観測信号に伝達経路による歪みに加えて雑音が含まれているため、推定精度は低くなる。これは推定システムの入力信号に含まれている雑音が推定精度に影響を与えるためである。一般の（すなわち、ブラインドでない）システム同定・等化問題においては入力側の雑音を抑圧する様々な手法が提案されて

いる [1]。一方で、ブラインド同定・等化に関する入力雑音問題への対処は散見される程度であった [2]。

そこで、ブラインドシステム同定問題（逆システムではなく順システムのパラメータを求める問題）における入力雑音問題を解決するために、著者らは先行研究においてオーバーサンプリング方式に基づく全最小二乗法（TLS）を用いたブラインド同定アルゴリズムを提案し、伝達経路の推定精度を改善した [3-5]。しかしながら、これらは単に同定手法の提案のみを行っており、その同定手法を用いたブラインドデコンボリューションについては何の議論もしていない。

以上を踏まえて、本論文では、先に提案したオーバーサンプリング方式に基づく TLS ブラインド同定手法を用いたブラインドデコンボリューションアルゴリズムを提案する。

提案法は、先行研究に基づいてデコンボリューションシステムを設計することによって、観測信号に雑音が含まれる場合でも精度よく歪みを除去するシステムを設計することができると考えられる。また、TLS に基づくブラインド同定の過程で得られる情報を用いることで、デコンボリューションシステムへの入力（雑音を含んでいる）の雑音の雑音を抑圧し、その結果、原信号を高精度に再生することができる。

本論文の構成は次の通りである。第 2 章では、オーバーサンプリング方式に基づく TLS を用いたブラインドデコン

ポリューションと観測信号に含まれる雑音の抑圧について述べる。第3章では、提案法の性能をコンピュータシミュレーションによって評価する。最後に第4章で本論文を総括する。

2. 観測信号の雑音を考慮した ブラインドデコンポリューション

本章では観測信号に雑音が含まれている場合において再生信号の高再生精度を有すると考えられるブラインドデコンポリューションについて述べる。従来法は以下の手順で原信号を再生する。1) LS 基準 (Least Squares 基準) を用いたブラインド同定による伝達経路推定, 2) 1) の結果に基づきデコンポリューションシステムを設計, 3) 2) の結果と観測信号を用いてデコンポリューション, である。

しかし、観測信号に雑音を含む場合、手順1) で未知系の推定精度が劣化してしまう。その結果、手順2) において高い再生精度を有するデコンポリューションシステムを設計することが出来ない。さらに、手順3) では雑音を含んだ観測信号をデコンポリューションシステムに通すことから再生信号の再生精度はさらに劣化してしまう。以上の問題を解決するため、提案法は以下の手順で原信号を再生する。

- 1) 筆者らが先に提案している入力雑音環境下におけるブラインド同定法による伝達経路推定 [5]
- 2) 1) の結果に基づくデコンポリューションシステムの設計
- 3) 1) の結果を用いて観測信号に含まれる雑音の抑圧
- 4) 2) と 3) の結果を用いてデコンポリューション

手順1) では、TLS に基づくブラインド同定を用いることによって観測信号に雑音を含んでいる場合でも高い精度で未知系を推定する。手順2) では、従来法と同様の手法でデコンポリューションシステムを設計する。手順1) で高い精度で未知系を推定しているため、高い再生精度を有するデコンポリューションシステムを設計することができる。手順3) では、1) のブラインド同定時に得られる情報を用いて雑音を推定し、観測信号に含まれる雑音を抑圧する。手順4) では、雑音が抑圧された観測信号をデコンポリューションすることで原信号を再生する。

以上より、観測信号に雑音が含まれる場合でも、この手順に基づく処理を行うことで再生信号の再生精度が向上すると考えられる。

2.1 ブラインド同定アルゴリズム

雑音に対応するための TLS を用いたブラインド同定アルゴリズムについて述べる [5]。ただし、本論文では2倍のオーバーサンプリング方式（以下、ダブルサンプリング）[6]に基づいて [5] のブラインド同定手法を説明する。

本手法を用いることで、入力信号に雑音が含まれる場合でも伝達経路の推定システムのパラメータを精度良く推定することができる。

原信号を $x(n)$ とし、出力信号を $y(n)$ とする。この $y(n)$ に雑音が加わった観測信号を $u(n)$ とする。この $y(n)$ をダブルサンプリングによって1つおきに振り分け、2系列の信号 $y_{(1)}(n), y_{(2)}(n)$ を生成する。ここで、 $y_{(1)}(n)$ は所望システムの出力、 $y_{(2)}(n)$ はダミーシステムの出力である。

次いで、ブラインド同定の評価量を TLS に基づく評価関数で与え、これを最小化するように推定システムのパラメータを決定する。これによって観測信号に雑音が含まれていても高い精度で未知系を同定することができる。システム同定には図1のダブルサンプリングに基づくブラインド同定モデルを用いる。ここで、図中の $W_{(1)}(z), W_{(2)}(z)$ は、ダブルサンプリングによって得られる所望システム、ダミーシステムをそれぞれ表している。

図1 ダブルサンプリングに基づくブラインド同定モデル
Fig.1 Blind identification model based on a double-sampling

その他の記号の表記は以下の通りとする。

$H_{(1)}(z), H_{(2)}(z), v_{(1)}(n), v_{(2)}(n), u_{(1)}(n), u_{(2)}(n)$ はそれぞれ未知系の伝達関数、雑音、観測信号（推定システムへの入力）である。ここで、未知システムが逆システムを持つための条件として、所望システムの伝達関数 $H_{(1)}(z)$ は安定多項式であると仮定する。 N は観測サンプル数、 L はフィルタ次数である。雑音 $v_{(1)}(n), v_{(2)}(n)$ を含んだ観測信号 $u_{(1)}(n), u_{(2)}(n)$ をそれぞれの推定システム $W_{(1)}(z), W_{(2)}(z)$ に通すことで推定システムの更新が行われる。ここで、推定システム $W_{(1)}(z)$ は更新を繰り返すことで未知系に収束する。

また、上記の記号の詳細は

$$\begin{aligned}
H_{(1)}(z) &= H(z) = h(0) + h(1)z^{-1} + \dots \\
&\quad + h(L-1)z^{(L-1)} \\
H_{(2)}(z) &= h_{(2)}(0) + h_{(2)}(1)z^{-1} + \dots \\
&\quad + h_{(2)}(L-1)z^{(L-1)} \\
\mathbf{y}(n) &= [\mathbf{y}_{(2)}^T(n) | \mathbf{y}_{(1)}^T(n)]^T \\
\mathbf{y}_{(1)}(n) &= [y_{(1)}(n), y_{(1)}(n-1), \dots, y_{(1)}(n-(N-1))]^T \\
\mathbf{y}_{(2)}(n) &= [y_{(2)}(n), y_{(2)}(n-1), \dots, y_{(2)}(n-(N-1))]^T \\
\mathbf{v}(n) &= [\mathbf{v}_{(2)}^T(n) | \mathbf{v}_{(1)}^T(n)]^T \\
\mathbf{v}_{(1)}(n) &= [v_{(1)}(n), v_{(1)}(n-1), \dots, v_{(1)}(n-(N-1))]^T \\
\mathbf{v}_{(2)}(n) &= [v_{(2)}(n), v_{(2)}(n-1), \dots, v_{(2)}(n-(N-1))]^T \\
\mathbf{u}(n) &= \mathbf{y}(n) + \mathbf{v}(n) = [\mathbf{u}_{(2)}^T(n) | -\mathbf{u}_{(1)}^T(n)]^T \\
\mathbf{u}_{(1)}(n) &= [u_{(1)}(n), u_{(1)}(n-1), \dots, u_{(1)}(n-(N-1))]^T \\
\mathbf{u}_{(2)}(n) &= [u_{(2)}(n), u_{(2)}(n-1), \dots, u_{(2)}(n-(N-1))]^T \\
W_{(1)}(z) &= w(0) + w(1)z^{-1} + \dots \\
&\quad + w(L-1)z^{(L-1)} \\
W_{(2)}(z) &= w_{(2)}(0) + w_{(2)}(1)z^{-1} + \dots \\
&\quad + w_{(2)}(L-1)z^{(L-1)}
\end{aligned}$$

である。

表 1 に [5] で提案した勾配法を用いたアルゴリズムを示す。

表 1 TLS を用いたブラインド同定アルゴリズム
Table 1 Blind identification algorithm using TLS

Step1	Initialization
$m = 0$	
$\mathbf{w}_{(1)}(m) = [0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0, 0]^T$	
$\mathbf{w}_{(2)}(m) = [0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0, 0]^T$	
$\mathbf{w}(0) = [\mathbf{w}_{(2)}^T(0) \mathbf{w}_{(1)}^T(0)]^T$	
Step2	Channle estimation
$\mathbf{w}(m+1) = \mathbf{w}(m)$	
$\quad -\mu (\mathbf{u}(m)\mathbf{u}^T(m)) + e^2(m)\mathbf{I}) \mathbf{w}(m)$	
$m = m + 1$	
Go to Step2	

この手法は図 1 のシステムに基づいており、このモデルでは、所望システムの出力とダミーシステムの出力とを、所望システムとダミーシステムの伝達関数 $H_{(1)}(z), H_{(2)}(z)$ を用いて伝達関数を $H_{(2)}(z)/H_{(1)}(z)$ とした入出力関係で表すことができる（所望システムの出力が入力、ダミーシステムの出力が出力に相当する）。このモデルに基づいて、所望システムの推定システム $W_{(1)}(z)$ からの出力とダミー

システムの推定システム $W_{(2)}(z)$ からの出力との差を用いた誤差関数を TLS 基準に基づいて最適にするようにパラメータを推定することで、システム同定を行うことができる。ここで、 $\mathbf{u}, \mathbf{w}, e, \mu$ は、それぞれ観測信号、推定パラメータ、誤差、ステップゲインである。

2.2 デコンボリューションシステムの設計

ブラインド同定によって得られた未知系 $H(z)$ の推定システム $\hat{H}(z) = W_{(1)}(z)$ を用いた、逆フィルタにあたるデコンボリューションシステム $F(z)$ の設計方法について説明する。デコンボリューションシステムの設計法は種々あるが、ここでは最もシンプルな手法として、既知の参照信号を用いた手法を用いることとする。

デコンボリューションシステム $F(z)$ は、伝達関数表記で表すと

$$W_{(1)}(z)F(z) = z^{-D} \quad (1)$$

を満たすように設計される。ここで、 D は遅延量である。このように所望システムの伝達関数からデコンボリューションシステムのパラメータを決定することで、観測信号から式 (1) を実現する入力信号を再生することができる。

次に、デコンボリューションシステムの推定モデルを図 2 に示す。

図 2 ブラインドデコンボリューションシステム更新モデル
Fig.2 Adaptive parameter estimation model of blind deconvolution system

図中の D は、前述の適当な遅延を表す。ここでは、デコンボリューションシステム $F(z)$ を構成するために、任意の信号として適当な既知の参照信号 $r(n)$ を用いる。この参照信号 $r(n)$ を予め求めておいた推定システム $W_{(1)}(z)$ に通し、その出力信号（以下、参照出力信号）をデコンボリューションシステム $F(z)$ への入力信号とする。そして、参照出力信号を入力信号としたデコンボリューションシステム $F(z)$ からの出力と適当に遅延させた参照信号 $r(n)$ との差を利用することでデコンボリューションシステム $F(z)$ のパラメータを推定する。この推定モデルによって、 $F(z)$ の

パラメータを適応的に求めることができる。

一般に、システムの入力に雑音が存在しない場合には、デコンボリューションシステムはLS基準もしくはLMS(Least Means Squares)基準を用いることで適応的に精度よく同定することができる。例えば、LMS基準に基づくデコンボリューションシステム $F(z)$ のパラメータベクトル $\mathbf{f}$ の更新則は次のようになる。

$$\mathbf{f}(n+1) = \mathbf{f}(n) + \mu e(n) \mathbf{r}(n-D) \quad (2)$$

ただし、 μ は任意の定数ステップゲインである。また、 $\mathbf{r}(n)$ はパラメータ推定に必要な信号ベクトルであり、上述のデコンボリューション手法では既知の参照信号に相当する。 $e(n)$ はデコンボリューションシステムからの出力と適当に遅延した参照信号との誤差を表すスカラー量である。

2.3 雑音の抑圧

本節では、雑音の抑圧手法について説明する。前節で述べたようにデコンボリューションシステムの係数を決定した後、観測信号 $\mathbf{u}(n)$ をデコンボリューションシステムに通すことで原信号 $\mathbf{x}(n)$ を再生することが出来る。しかしながら、観測信号には雑音が付加されているため、雑音を含んだ観測信号をデコンボリューションしても高い精度で原信号を再生することはできない。そのため、雑音を含んだ観測信号ベクトル $\mathbf{u}_{(1)}(n)$ (所望システムの観測信号ベクトル) とブラインド同定によって得られた推定システムパラメータ $\mathbf{w}$ を用いて雑音の推定ベクトル $\hat{\mathbf{v}}_{(1)}(n)$ を求め、観測信号 $\mathbf{u}_{(1)}(n)$ から雑音の推定ベクトル $\hat{\mathbf{v}}_{(1)}(n)$ を引くことで雑音を抑圧した未知系の出力信号の推定ベクトル $\hat{\mathbf{y}}_{(1)}(n)$ を得る。ここで、 $\hat{\mathbf{y}}_{(1)}(n)$ は

$$\hat{\mathbf{y}}_{(1)}(n) = \mathbf{u}_{(1)}(n) - \hat{\mathbf{v}}_{(1)}(n) \quad (3)$$

と表現される。ここで、未知系出力の推定ベクトル $\hat{\mathbf{y}}_{(1)}(n)$ は、所望出力に相当するので、以下添え字を省略して $\hat{\mathbf{y}}(n)$ で表す。すなわち、 $\hat{\mathbf{y}}(n)$ が本来求める未知系の出力信号の推定信号に相当するため、 $\hat{\mathbf{y}}(n)$ をデコンボリューションすることでより高精度な原信号が再生される。

以下に、雑音の推定および所望システムからの出力信号の推定について概念を示し、次に詳細を示す。

まず、概念を示す。雑音の推定ベクトル $\hat{\mathbf{v}}(n)$ は、観測信号 $\mathbf{u}(n)$ をダブルサンプリングした $\mathbf{u}_{(1)}(n), \mathbf{u}_{(2)}(n)$ と入出力の更新方向ベクトルの $\Psi_{(1)}(n), \Psi_{(2)}(n)$ の各要素の符号の組み合わせによって分類される。表2に、これらのベクトルの先頭の要素 $u_{(1)}(n), u_{(2)}(n), \Psi_{(1)}(n), \Psi_{(2)}(n)$ の符号の組合せを用いて16通りの分類を示す。なお、表中では表記を簡潔にするために $\text{sgn}[u_{(1)}(n)]$ を $\text{sgn}[u_{(1)}]$ のように (n)

を省略した。観測信号 $u_{(1)}(n), u_{(2)}(n)$ を $\Psi_{(1)}(n), \Psi_{(2)}(n)$ の方向に修正することで、観測信号 $\mathbf{u}(n)$ から雑音を抑圧することになる。また、表2の(i)～(xvi)における観測信号と回帰曲線、更新方向ベクトルの位置関係を模式図として図3, 4に示す。

次に、表2の(i)の場合における所望出力の推定ベクトル

表2 $u_{(1)}(n), u_{(2)}(n), \Psi_{(1)}(n), \Psi_{(2)}(n)$ の符号の組合せ
Table 2 Combination of a plus or minus sign of $u_{(1)}(n), u_{(2)}(n), \Psi_{(1)}(n), \Psi_{(2)}(n)$

Type	$\text{sgn}[u_{(1)}]$	$\text{sgn}[u_{(2)}]$	$\text{sgn}[\Psi_{(1)}]$	$\text{sgn}[\Psi_{(2)}]$
(i)	1	1	-1	1
(ii)	1	1	1	-1
(iii)	1	1	1	1
(iv)	1	1	-1	-1
(v)	-1	1	-1	-1
(vi)	-1	1	1	1
(vii)	-1	1	1	-1
(viii)	-1	1	-1	1
(ix)	1	-1	1	1
(x)	1	-1	-1	-1
(xi)	1	-1	-1	1
(xii)	1	-1	1	-1
(xiii)	-1	-1	1	-1
(xiv)	-1	-1	-1	1
(xv)	-1	-1	-1	-1
(xvi)	-1	-1	1	1

ル $\hat{\mathbf{y}}(n)$ の導出方法について説明する。(i)のとき、観測信号 $\mathbf{u}(n)$ と $H_{(2)}(z)/H_{(1)}(z)$ の位置関係を図5に示す。図5は、 $\mathbf{y}_{(1)}(n), \mathbf{y}_{(2)}(n), \mathbf{u}_{(1)}(n), \mathbf{u}_{(2)}(n), \Psi_{(1)}(n), \Psi_{(2)}(n)$ の第1要素を用いて図示したものである。つまり、図中の $\mathbf{y}^\#(n)$ と $\mathbf{u}^\#(n)$ は、横軸に所望出力、縦軸にダミー出力をとった場合、それぞれ $y_{(1)}(n)$ と $y_{(2)}(n)$, $u_{(1)}(n)$ と $u_{(2)}(n)$ を要素に持つベクトル、すなわち、 $\mathbf{y}^\#(n) = [y_{(1)}(n), y_{(2)}(n)]^T$ および $\mathbf{u}^\#(n) = [u_{(1)}(n), u_{(2)}(n)]^T$ を表している。また、 $\Psi(n)$ は、接線ベクトル $\nabla (H_{(2)}(z)/H_{(1)}(z))$ と直交する法線ベクトルであり、 $\Psi^\#(n) = [\Psi_{(2)}(n), \Psi_{(1)}(n)]^T$ である。

次に雑音の推定ベクトル $\hat{\mathbf{v}}(n)$ の詳細な導出方法について表2の(i)を例として説明する。 $\Psi^\#(n)$ を一般化した更新方向ベクトル $\Psi(n)$ は

$$\Psi(n) = [\Psi_{(2)}^T(n) | \Psi_{(1)}^T(n)]^T \quad (4)$$

$$\Psi_{(1)}(n) = [\Psi_{(1)}(n), \dots, \Psi_{(1)}(n-L+1)]^T \quad (5)$$

$$\Psi_{(2)}(n) = [\Psi_{(2)}(n), \dots, \Psi_{(2)}(n-L+1)]^T \quad (6)$$

図3 $\mathbf{u}(n)$ と $\Psi(n)$, $\frac{H_2(z)}{H_1(z)}$ の位置関係 ($\text{sgn}[u_{(1)}] = 1$)

Fig.3 Position relation of $\mathbf{u}(n)$, $\Psi(n)$ and $\frac{H_2(z)}{H_1(z)}$ ($\text{sgn}[u_{(1)}]=1$)

である。ここで、 $\Psi(n)$ は、 $\Psi_{(1)}(n)$ と $\Psi_{(2)}(n)$ を縦に並べた大きさ $(2L \times 1)$ のベクトルである。

図5 位置関係の詳細

Fig.5 Detail of position relation

ここで、所望システムの出力 $\mathbf{y}_{(1)}(n)$ とダミーシステムの出力 $\mathbf{y}_{(2)}(n)$ および所望システムのインパルス応答 $\mathbf{h}_{(1)}$ とダミーシステムのインパルス応答 $\mathbf{h}_{(2)}$ の間には

$$\mathbf{y}_{(1)}(n) * \mathbf{h}_{(2)} = \mathbf{y}_{(2)}(n) * \mathbf{h}_{(1)} \quad (* \text{は畳み込み}) \quad (7)$$

の関係がある [7]。よって、未知システムの推定パラメータを $\mathbf{w} = [\mathbf{w}_{(2)}^T | \mathbf{w}_{(1)}^T]^T$ とおくと、 $\mathbf{w}$ においても同様の関係が成立する。これは、インパルス応答が、出力信号を適当に構成した空間の零空間上に得られることを意味している。

図4 $\mathbf{u}(n)$ と $\Psi(n)$, $\frac{H_2(z)}{H_1(z)}$ の位置関係 ($\text{sgn}[u_{(1)}] = -1$)

Fig.4 Position relation of $\mathbf{u}(n)$, $\Psi(n)$ and $\frac{H_2(z)}{H_1(z)}$ ($\text{sgn}[u_{(1)}]=-1$)

したがって、 $\Psi(n)$ は、推定パラメータ $\mathbf{w}$ との間で

$$\begin{aligned} \frac{\Psi(n)}{\|\Psi(n)\|} &= -\frac{\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|} \\ \Psi(n) &= -\frac{\|\Psi(n)\|\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|} \end{aligned} \quad (8)$$

が成り立つ。また、上述の出力とインパルス応答との関係を表す式 (7) より

$$\|\Psi(n)\| = \frac{\mathbf{u}^T(n)\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|} \quad (9)$$

である。よって、横軸方向の雑音成分 $\hat{v}_{(1)}(n)$ 、すなわち、観測信号 $u_{(1)}(n)$ に含まれる雑音成分は、 $\|\Psi(n)\|$ と $\Psi(n)$ と $\mathbf{u}(n)$ との角度を用いて

$$\begin{aligned} \hat{v}_{(1)}(n) &= \|\Psi(n)\| \sin \theta_{(3)} \\ \theta_{(3)} &= \pi - (\theta_{(1)} + \theta_{(2)}) \end{aligned} \quad (10)$$

のように求めることができる。ここで、 $\theta_{(1)}, \theta_{(2)}$ は、 $\theta_{(1)} = \cos^{-1} \frac{-\mathbf{u}^T(n)\mathbf{w}}{\|\mathbf{u}(n)\|\|\mathbf{w}\|}$, $\theta_{(2)} = \tan^{-1} \frac{\|\mathbf{u}_{(1)}(n)\|}{\|\mathbf{u}_{(2)}(n)\|}$ で求めることができる。

(ii) から (xvi) の場合も同様に計算することが出来る。結果を表3に示す。これらの結果を用いて、式 (3) より $\hat{\mathbf{y}}(n)$ が推定できる。

表 3 $\hat{v}_{(1)}(n)$ と $\theta_{(3)}$
Table 3 $\hat{v}_{(1)}(n)$ and $\theta_{(3)}$

Type	$\hat{v}_{(1)}(n)$	$\theta_{(3)}$
(i)(ii)	$\ \Psi(n)\ \sin \theta_{(3)}$	$\pi - (\theta_{(1)} + \theta_{(2)})$
(iii)(iv)	$-\ \Psi(n)\ \sin \theta_{(3)}$	$\theta_{(1)} - \theta_{(2)}$
(v)(vi)	$-\ \Psi(n)\ \sin \theta_{(3)}$	$\pi - (\theta_{(1)} - \theta_{(2)})$
(vii)(viii)	$\ \Psi(n)\ \sin \theta_{(3)}$	$\theta_{(1)} + \theta_{(2)}$
(ix)(x)	$-\ \Psi(n)\ \sin \theta_{(3)}$	$\pi - (\theta_{(1)} + \theta_{(2)})$
(xi)(xii)	$\ \Psi(n)\ \sin \theta_{(3)}$	$\theta_{(1)} - \theta_{(2)}$
(xiii)(xiv)	$\ \Psi(n)\ \sin \theta_{(3)}$	$\pi - (\theta_{(1)} - \theta_{(2)})$
(xv)(xvi)	$-\ \Psi(n)\ \sin \theta_{(3)}$	$\theta_{(1)} + \theta_{(2)}$

表 3 より, $\hat{v}_{(1)}(n)$ と $\theta_{(3)}$ の導出法は, 観測信号ベクトル $\mathbf{u}_{(1)}(n), \mathbf{u}_{(2)}(n)$ と入出力の更新方向を表すベクトル $\Psi_{(1)}(n), \Psi_{(2)}(n)$ の先頭要素の符号の組み合わせに応じて変える必要があることがわかる。

以上をまとめると, 観測信号の雑音を抑圧したブラインドデコンボリューションシステム推定手法は表 4 となる。

表 4 観測雑音を抑圧したブラインドデコンボリューションシステム推定

Table 4 The Blind Deconvolution Algorithm based on Noise suppression

Step1	Initialization
	Estimation of $H_{(1)}(z)$ by Blind Identification Algorithm
Step2	Estimation of Deconvolution Parameter
	Design of $F_{(1)}(z)$ by using Reference Signal $r(n)$
Step3	Noise Suppression
	Calculation of $\hat{v}_{(1)}(n)$ from eq.(10) with Table 2,3 (N samples)
	$\hat{\mathbf{y}}_{(1)}(n) = \mathbf{u}_{(1)}(n) - \hat{\mathbf{v}}_{(1)}(n)$

2.4 原信号の再生

原信号の再生方法について述べる。図 6 に原信号の再生モデルを示す。第 2.2 節で推定したデコンボリューションシステムと第 2.3 節で推定した未知系の出力信号 $\hat{\mathbf{y}}(n)$ を用いてデコンボリューションすることで, 原信号の再生信号 $\hat{\mathbf{x}}(n)$ が得られる。式では

$$\hat{\mathbf{x}}(n) = \mathbf{f}(n) * \hat{\mathbf{y}}(n) \quad (11)$$

となる。ただし, $*$ は畳み込みである。

図 6 原信号の再生モデル

Fig.6 Deconvolution model of original signal

3. シミュレーション

ここではコンピュータシミュレーションによって提案法の評価を行う。シミュレーション条件は以下の通りである。

- (1) 原信号: $\mathbf{x}(n)$ $[-1:1]$ の一様分布
- (2) 未知系の係数ベクトル
 $\mathbf{h} = [0.1, -0.3, 1.0, 0.4, -0.1]^T$
- (3) 所望システムの雑音とダミーシステムの雑音の分布
正規分布
期待値: $E[\mathbf{v}_{(1)}(n)] = E[\mathbf{v}_{(2)}(n)] = 0$
標準偏差: $\sigma_{(1)} = \sigma_{(2)} = 1$
雑音ベクトル: $\mathbf{v}_{(1)}(n) \neq \mathbf{v}_{(2)}(n)$
- (4) 入力の SN 比 $SNR_{(1)}$ と出力の SN 比 $SNR_{(2)}$
 $SNR_{(1)} = 30[\text{dB}]$, $SNR_{(2)} = 20[\text{dB}]$.
- (5) 評価尺度: MSE
 $MSE(n) = 10 \log_{10} E[(x(n) - \hat{x}(n))^2][\text{dB}]$

図 7, 8 にシミュレーション結果を示す。シミュレーション結果の従来法は, 雑音の抑圧を行わない手法である。横軸はサンプル数 (繰返し回数), 縦軸は評価量 MSE である。図 7 はデコンボリューションシステムの入力に雑音がある場合, 図 8 は雑音がない場合である。図 7 では, 従来法は約 $-9[\text{dB}]$ なのに対して, 提案法では約 $-14[\text{dB}]$ と $5[\text{dB}]$ 程度精度が向上している。図 8 はデコンボリューションシステムの入力に雑音を含まない場合の結果である。入力雑音を含まない場合は, 従来法と提案法は, 約 $-14[\text{dB}]$ と同等の精度となっている。両図より, デコンボリューションシステムの入力に雑音が存在する場合は提案法が精度が高く, 入力雑音が存在しない場合は, 従来法と同程度の性能となることが分かるため, 雑音がない場合でも有効であるといえる。

4. まとめ

本論文では観測信号に雑音が含まれる場合におけるブラインドデコンボリューション手法を提案した。シミュレー

図7 シミュレーション結果（雑音有り）

Fig.7 Simulation results with noise

図8 シミュレーション結果（雑音無し）

Fig.8 Simulation results without noise

シミュレーション結果より、観測信号に雑音が含まれているとき、提案法は従来法より再生精度が高いということが確認できる。本論文では、1) ブラインド同定、2) デコンボリューションシステムの設計、3) 雑音抑圧、4) デコンボリューション、の4段階の処理を行う方式を提案したが、今後の課題として、オーバーサンプリング方式に基づく TLS を用いた直接的な（デコンボリューションパラメータを直接求める）ブラインドデコンボリューション（ダイレクトブラインドデコンボリューション）を行う適応アルゴリズムの開発があげられる。

謝辞 本論文の元になったデータの整理に協力して頂いた松本研究室修了生の渡邊桂行君、小松稔君に感謝の意を表する。

参考文献

[1] C.E. Davila: An efficient recursive total least squares algorithm for FIR adaptive filtering, IEEE Transac-

tions on Signal Processing, Vol. 42, No. 2, pp. 268-280, Feb. 1994.

[2] P. Vandaele and M. Moonen: Recursive total least squares algorithm for single-user blind channel equalization, Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings, Vol. 147, No. 3, pp. 220-230, Jun. 2000.

[3] H. Matsumoto, M. Komatsu and T. Frukawa: A proposal of blind identification algorithm based on TLS, Proc. of 2010 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems(ISPACS), pp. 1-4, Dec. 2010.

[4] H. Matsumoto, T. Odake, M. Komatsu and T. Frukawa: A consideration on blind estimation algorithm using total least squares based on over-sampling method, Proc. of 2011 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems(ISPACS), pp. 1-5, Dec. 2011.

[5] 小河誠巳, 松本浩樹: オーバーサンプリング方式に基づく TLS を用いたブラインド同定アルゴリズムに関する考察, Journal of Signal Processing, Vol. 20, No. 1, pp.31-40, Jan. 2016.

[6] H. Kagiwada, Kagiwada, L. Sun, A. Sano and W. Liu: Blind identification of IIR model based on output over-sampling, IEICE trans. on fundamentals of electronics, communications and computer sciences, Vol. 81, No. 11, pp.2350-2360, Nov. 1998.

[7] L. Tong and S. Perreau: Multichannel blind identification: from subspace to maximum likelihood methods, Proc. of the IEEE, Vol. 86, No. 10, pp. 1951-1968, Oct. 1998.

小河 誠巳 1998 年福岡工業大学工学部管理工学科卒業。2000 年同大学院工学研究科管理工学専攻終了。2004 年東京大学大学院工学研究科電子情報工学専攻終了。博士（工学）。同年、特許庁入庁（特許審査官：移動体通信システム）。2009 年東京理科大学工学部第一部経営工学科助教。2014 年より前 橋工科大学地域連携

研究センター研究協力員、現在に至る。ブラインド信号処理に関する研究に従事。電子情報通信学会会員。

松本 浩樹 1985 年千葉工業大学工学部電気工学科卒業。同年沖電気工業（株）入社。デジタル音声処理技術の開発に従事。前橋市立工業短期大学情報工学科専任講師を経て 2012 年前橋工科大学工学部システム生体工学科准教授，現在に至る。博士（工学）（東京理科大学）。適応信号処理，生体信号処理の研究に従事。

共著「情報システム入門」（東京図書）。電気学会，電子情報通信学会，情報文化学会，信号処理学会各会員。

（2015 年 11 月 20 日受付；2016 年 2 月 11 日再受付）