

オンラインブラインド推定・等化に関する研究

代表研究者 古 川 利 博 東京理科大学助教授

まえがき

近年、情報化社会の進歩に伴い、高速データ通信が可能なPHS、携帯電話、モバイルコンピュータなどの移動体通信システムが急速に普及している。従来の通信システムでは、伝送すべき情報を送信する前にあらかじめ定められたトレーニング信号を送り、ある一定の手順に従って等化器を推定するプリセット型適応等化器が主流である。しかし、伝送路特性が大幅に変動しやすい移動体通信、ポーリングシステムなどでは、伝送路特性が大幅に変動することにより、連続的に情報の判定を誤り、適応等化は容易に発散状態に陥ってしまう。そのため、従来のトレーニング信号を必要とするプリセット型適応等化器を用いることが困難である。そこで、トレーニング信号を用いることなく、伝送路特性又は伝送路の逆特性を推定する1手法としてブラインド同定・等化が提案されている。

ブラインド同定・等化とは、送信信号の先験的情報と受信信号のみから伝送路特性又は伝送路の逆特性を推定す手法である。ブラインド同定・等化は種々の方式が提案されているが、主に以下のように大別される。

- (1) 確率分布合同法に基づく手法^[1]
- (2) 受信信号の高次統計量（主に三次、四次モーメント）を用いる手法^[3]
- (3) 受信信号をオーバーサンプリングすることによって得られる信号の周期定常性を利用する手法^{[4][5]}

(1) において代表的な例として佐藤の手法^[1]が挙げられる。しかし、この手法は演算量は少ないものの、推定精度が低く、収束速度が遅いという問題点がある。次に(2)においては、受信信号に関する高次の統計量を用いるため演算量が膨大なものになるという問題点がある。また(3)においては、周期定常な受信信号の2次統計量を用いた手法がいくつか提案されている。それらの多くは、周期定常な受信信号の自己相関行列を固有値分解して伝送路のパラメータを推定する方法である。この手法は上記の自己相関行列の固有値・固有ベクトルの計算を必要とするため、(2)の手法同様多くの演算量を要するという問題点がある。これに対し Higa らは、評価量として推定すべきパラメータベクトルの2次形式で与えられる評価量を与え、これを最小にする二次統計量に基づくブラインド推定法を提案している。^[2]しかしながら、文献[2]は *Single-Input, Double-Output*（以後、*SIDO*）モデルに限定された議論であり、多くの手法で対象となっている *Single-Input, Multi-Output*（以後、*SIMO*）モデルに対応した議論は行われていない。また、上記文献で言及されているアルゴリズムは *LMS* 型であるため、アルゴリズムの収束速度が遅くなるという問題点がある。これは、この手法が有色信号を入力とするパラメータ推定法であることを考えれば明らかである。さらに、与えられている評価量の物理的意味に関する解釈も不明確である。そこで本論文では、従来のパラメータ推定問題（システム同定）で良く知られている量に基づいた評価量を考え、これを最小にするブラインド推定法について議論する。

本方式では多くの従来手法同様、*SIMO* モデルを考察の対象とする。このモデルは周知のように *Single-Input, Single-Output*（以後、*SISO*）モデルにおいて、その出力信号をオーバーサンプリングすることにより得られるものである。このモデルにおいて、オーバーサンプリングレートを m とすれば、 m 個の仮想伝送路のうち任意の2個の伝送路の入出力関係に着目することにより、2.で述べるようにこの2つの伝送路に対するインパルス応答推定問題は、*IIR* 型システムのパラメータ推定問題に帰着できる。ここで用いられる評価量は式誤差（一般化誤差）であり、文献[1]で与えられている評価量はこれに含まれる。この種のパラメータ推定においては、従来より知られている様々な適応アルゴリズムが適応できるが、対象となる *IIR* 型モデルの入力信号が有色性となることを考慮すれば収束速度の観点から *RLS* アルゴリズムを使用することが適当と考えられる。しかしながらよく知られているように *RLS* アルゴリズムは、 $O(N^2)$ (N は推定すべきパラメータの数) の演算量が必要であるため実時間処理に不向きである。本論文では、*RLS* アルゴリズムの演算量を軽減できる高速カルマン法^[6]を導入した *SIMO* モデルに対応するブラインド伝送路インパルス応答推定に関して議論を行う。このように本手法は、文献[2]で提案されているブラインド推定法を一般化した方式と位置付けられよう。

以下、2章では、問題設定及び以後必要となる諸量を定義し、以後の議論の準備を行う。3章では、伝送路のパラメ

ータを分割したそれぞれの出力信号の関係式より、周期定常を考慮した高速カルマンフィルタアルゴリズムを用いて伝送路 H_L の特性推定を行う。4章では、計算機シミュレーションにより、本手法の基本的な収束特性を示す。5章では、本報告のまとめ及び今後の課題について述べる。

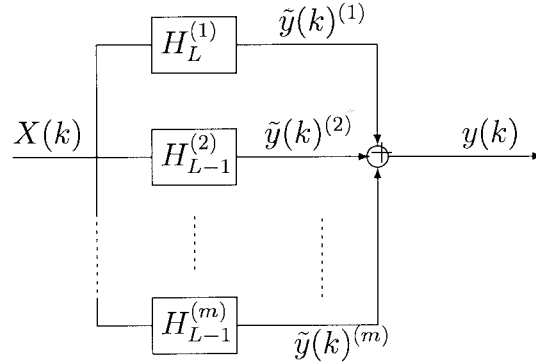


図1. SIMOモデル

2 準備

本章では、問題設定及び以後の議論で必要となる諸量を定義する。尚、本文中での $[\cdot]^T$ は行列、ベクトルの転置を表す。

送信信号は定常な信号、伝送路は FIR 型フィルタと仮定する。送信信号 $x(k)$ 、受信信号 $y(k)$ 、伝送路のインパルス応答 $h(i)$ と表記すれば、送信信号 $x(k)$ 、伝送路 H_L はそれぞれ

$$X(k) \triangleq [x(k), x(k-1), \dots, x(k-L+1)]^T \quad (1)$$

$$H_L \triangleq [h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]^T \quad (2)$$

と定義される。但し、 L は伝送路のインパルス応答長である。また、式 (1)、(2) により受信信号 $y(k)$ は

$$y(k) = H_L^T X(k) \quad (3)$$

となる。ここで、受信信号 $y(k)$ をオーバーサンプリングすることは SISO モデルの出力信号をオーバーサンプリングすることと等価なため、対象とするモデルは SIMO モデルと考えることができる。

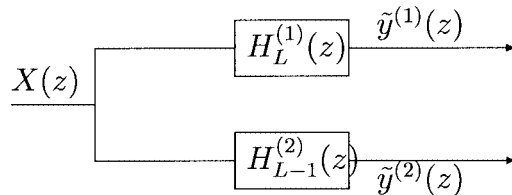


図2. $m=2$ の場合のモデル

図1.に SIMO モデルのモデル図を示す。図1.より、受信信号 $y(k)$ をオーバーサンプリングしたときの受信信号を $\tilde{y}(k)^{(i)}$ と表記する。ここで、 $i \triangleq (i=1, \dots, m)$ はサンプリング、 T は周期と定義する。そこで、SIMO モデルに対応する伝送路をそれぞれ $H_L^{(1)}$ 、 $H_{L-1}^{(i)}$ 、とし、式 (3) の受信信号をオーバーサンプリングすると

$$\tilde{y}(k)^{(1)} = H_L^{(1)T} X(k) \quad (4)$$

$$\tilde{y}(k)^{(i)} = H_{L-1}^{(i)T} X(k) \quad (i = 2, \dots, m) \quad (5)$$

となる。但し、伝送路 $H_L^{(1)}$ 、 $H_{L-1}^{(i)}$ はそれぞれ

$$H_L^{(1)} \triangleq [h(k + \Delta), h(k + \Delta + T), \dots, h(k + \Delta + (L)T)]^T \quad (6)$$

$$\triangleq [h_0^{(1)}, h_1^{(1)}, \dots, h_{L-1}^{(1)}]^T \quad (7)$$

$$H_{L-1}^{(i)} \triangleq [h(k + i\Delta), h(k + i\Delta + T), \dots, h(k + i\Delta + (L-1)T)]^T \quad (8)$$

$$\triangleq [h_0^{(i)}, h_1^{(i)}, \dots, h_{L-2}^{(i)}]^T \quad (9)$$

$(i = 2, \dots, m)$

と定義する。そこで、本論文では式 (5) で与えられる入出力関係に着目して議論を進める。

3 伝送路 H_L のパラメータ推定

3.1 $m = 2$ の場合

本節では、 $m = 2$ の場合における受信信号の自己・相互相関関数を用いた伝送路推定について述べる。また、 $m > 2$ の場合に対する処理は後述する。

ここで、 $m = 2$ の場合におけるモデル図を図 2. に示す。図 2. より、受信信号 $\tilde{y}(z)^{(1)}$ 、 $\tilde{y}(z)^{(2)}$ は以下のように与えられる。

$$\tilde{y}(z)^{(1)} = H_L^{(1)}(z) X(z) \quad (10)$$

$$\tilde{y}(z)^{(2)} = H_{L-1}^{(2)}(z) X(z) \quad (11)$$

式 (10)、(11) より送信信号 $X(z)$ を消去すると

$$H_{L-1}^{(2)}(z) \tilde{y}(z)^{(1)} = H_L^{(1)}(z) \tilde{y}(z)^{(2)} \quad (12)$$

となる。そこで、式 (12) を逆 Z 変換し、変形すると

$$H_{L-1}^{(2)}(k) \tilde{y}(k)^{(1)} = H_L^{(1)}(k) \tilde{y}(k)^{(2)} \quad (13)$$

$$\tilde{y}(k)^{(2)} = \frac{H_{L-1}^{(2)}(k)}{H_L^{(1)}(k)} \tilde{y}(k)^{(1)} \quad (14)$$

となる。ここで、 $H_L^{(1)}(z)$ 、 $H_{L-1}^{(2)}(z)$ はそれぞれ以下のように定義する。

$$H_L^{(1)}(z) \triangleq 1 - \hat{b}_1 z^{-1} - \dots - \hat{b}_{L-1} z^{-(L-1)} \quad (15)$$

$$H_{L-1}^{(2)}(z) \triangleq \hat{a}_0 + \hat{a}_1 z^{-1} + \dots + \hat{a}_{L-2} z^{-(L-2)} \quad (16)$$

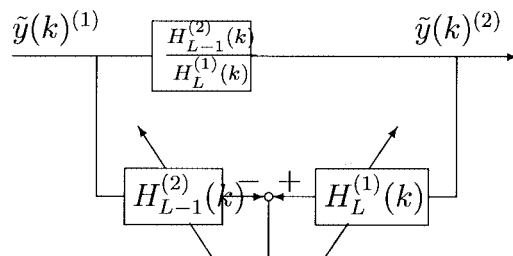


図3. $\tilde{y}(k)^{(1)}$ 、 $\tilde{y}(k)^{(2)}$ の入出力モデル

また、式 (14) の入出力関係を図 3. に示す。図 3. より伝送路 $H_L^{(1)}(z)$ 、 $H_{L-1}^{(2)}(z)$ のパラメータ推定は IIR 型モデルのパラメータ推定と等価と考えられる。そこで、パラメータ推定の評価量として用いられるための式誤差 $e(k)$ は

$$e(k) = \tilde{y}(k)^{(2)} H_L^{(1)}(k) - \tilde{y}(k)^{(1)} H_{L-1}^{(2)}(k) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} &= \tilde{y}(k)^{(2)} - \tilde{y}(k-1)^{(2)} \hat{b}_1 - \dots \\ &\quad - \tilde{y}(k-L+1)^{(2)} \hat{b}_{L-1} - \tilde{y}(k)^{(1)} \hat{a}_0 \\ &\quad - \tilde{y}(k-1)^{(1)} \hat{a}_1 - \dots \\ &\quad - \tilde{y}(k-L+2)^{(1)} \hat{a}_{L-2} \end{aligned} \quad (18)$$

$$e(k) = \tilde{y}(k)^{(2)} - Y^T(k) \tilde{h}(k) \quad (19)$$

となる。ここで、 $Y(k)$ 、 $\tilde{h}(k)$ をそれぞれ

$$\begin{aligned} Y(k) &\triangleq [\tilde{y}(k-1)^{(2)}, \tilde{y}(k-2)^{(2)}, \dots, \\ &\quad \tilde{y}(k-L+1)^{(2)}]^T \\ &\quad [\tilde{y}(k)^{(1)}, \tilde{y}(k-1)^{(1)} \\ &\quad \dots, \tilde{y}(k-L+2)^{(1)}]^T \end{aligned} \quad (20)$$

$$\tilde{h}(k) \triangleq [\hat{b}_1, \dots, \hat{b}_{L-1}, \hat{a}_0, \hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{L-2}]^T \quad (21)$$

と定義する。これは従来の IIR 型フィルタのパラメータ推定問題の評価量として用いられる式誤差と考えられる。本論文では、式 (19) の二乗平均値

$$E[e(k)^2] = E[(\tilde{y}(k)^{(2)} - Y^T(k) \tilde{h}(k))^2] \quad (22)$$

をパラメータ推定のための評価量と考え、これを最小にする手法について議論を行う。文献[2]で与えられるパラメータ推定のための評価量も式 (22) と等価と考えられるので、Higaらの推定法は本論文で議論する方式の範ちゅうに含まれている。次に式 (22) より、 $e(k)$ が最小化となるために $\tilde{h}(k)$ が満足する条件は

$$\begin{aligned} \frac{dE[e(k)^2]}{d\tilde{h}} &= 2E[Y(k)Y^T(k)]\tilde{h}(k) \\ &\quad - 2E[Y(k)\tilde{y}(k)^{(2)}] = 0 \end{aligned} \quad (23)$$

となる。そこで、式 (23) を $\tilde{h}(k)$ について解くと

$$\tilde{h}(k) = E[Y(k)Y^T(k)]^{-1} E[Y(k)\tilde{y}(k)^{(2)}] \quad (24)$$

となり、伝送路 $H_L^{(1)}(z)$ 、 $H_{L-1}^{(2)}(z)$ のパラメータがそれぞれ求まる。ここで本方式は、IIR 型モデルの入出信号が有色性となることを考慮すると収束速度の観点より RLS アルゴリズムを用いる。

そこで、式 (24) を逐次的に求めるために、RLS アルゴリズムを適用すれば

$$\begin{aligned} \tilde{h}(k+1) &= \tilde{h}(k) \\ &\quad + K(k+1)(\tilde{y}(k)^{(2)} - Y^T(k+1)\tilde{h}(k)) \end{aligned} \quad (25)$$

となる。但し、 $K(k+1)$ はカルマンゲインである。ここで、RLS アルゴリズムは $O(N^2)$ (N は推定すべきパラメータの数) の演算量が必要であるため実時間処理に不向きである。そこで本論文では、RLS アルゴリズムの演算量を軽減できる高速カルマンフィルタアルゴリズムを用いる。

3.2 高速カルマンフィルタアルゴリズムを用いた計算方法

この節では、伝送路 $\tilde{H}_L$ のパラメータを高速カルマンフィルタアルゴリズムを用いて計算する方法を述べる。

ここで式 (25) のカルマンゲイン $K(k+1)$ は、伝送路 $H_L^{(i)}$ の出力信号 $\tilde{y}(k)^{(i)}$ で構成されるベクトル $Y(k)$ を用いて

$$K(k+1) = \left(\sum_{i=1}^k Y(i)Y^T(i) \right)^{-1} Y(k+1) \quad (26)$$

と表現される。(文献[6]を参照)そこで、ベクトル $Y(k)$ は出力信号のサンプル値を順次シフトして作られるものであることから、高速カルマンフィルタアルゴリズムを適用することが可能となる。また、前節で定義した諸量を高速カルマンフィルタアルゴリズムを用いるために以下のように再定義する。まず、式 (20)、(21) はそれぞれ

$$Y(k) \triangleq \begin{bmatrix} -\tilde{y}(k-1)^{(2)}, \tilde{y}(k)^{(1)}, \dots \\ , -\tilde{y}(k-L+1)^{(2)}, \tilde{y}(k-L+2)^{(1)} \end{bmatrix}^T \quad (27)$$

$$\tilde{h}(k) \triangleq [\hat{b}_1, \hat{a}_0, \hat{b}_2, \hat{a}_1, \dots, \hat{b}_{L-1}, \hat{a}_{L-2}]^T \quad (28)$$

とする。さらに、高速カルマンフィルタアルゴリズムを用いるために以下の諸量を定義する。

$$\xi(k) = [-\tilde{y}(k-1)^{(2)}, \tilde{y}(k)^{(1)}]^T \quad (29)$$

また、 $\varepsilon(k)$ 、 $\varepsilon(k-j)$ は以下の関係式で表される。

$$\bar{Y}(k) = \left[\frac{\xi(k)}{Y(k)} \right] = \left[\frac{Y(k+1)}{\xi(k-j)} \right] \quad (30)$$

そこで、式 (25)、(26) ～ (28) を用いて高速カルマンフィルタアルゴリズムは以下のような手順で行う。

[高速カルマンフィルタアルゴリズム]

1) 初期値設定

ここで、 $K(0) = 0$ 、 $A(-1) = 0$ 、 $S(-1) = 1 / \alpha_0 I_{q,q}$ 、 $D(-1) = 0$ 、 $\tilde{h}(0) = 0$ とする。

2) 次の値を計算する。

$$\begin{aligned} p(k) &= \xi(k) + A^T(k-1)Y(k) \\ A(k) &= A(k-1) - K(k)p^T(k) \\ \delta(k) &= \xi(k) + A^T(k)Y(k) \\ S(k) &= S(k-1) + \delta(k)p^T(k) \end{aligned}$$

3) 拡張カルマンゲイン $\bar{K}(k)$ を計算する。($q=2$)

$$\bar{K}(k) = \left[\frac{S^{-1}(k)\delta(k)}{k(k) + A(k)S^{-1}(k)\delta(k)} \right] \begin{matrix} q \\ 2L-2 \end{matrix}$$

ここで、 $\bar{K}(k)$ を次のように分割して $m(k)$ 、 $\mu(k)$ を作る。

$$K(k) = \left[\frac{m(k)}{\mu(k)} \right] \begin{matrix} 2L-2 \\ q \end{matrix}$$

4) 次の値を計算する。

$$\begin{aligned} \eta(k) &= \xi(k-j) + D^T(k-1)Y(k+1) \\ D(k) &= [D(k-1) - m(k)\eta^T(k)] \\ &\quad \times [I_{q,q} - \mu(k)\eta^T(k)]^{-1} \\ K(k+1) &= m(k) - D(k)\mu(k) \end{aligned}$$

5) 以上のことより、 $\tilde{h}(k)$ の更新式は以下となる。

$$\begin{aligned} \tilde{h}(k+1) &= \tilde{h}(k) \\ &\quad + K(k+1)(\tilde{y}(k)^{(2)} - Y^T(k)\tilde{h}(k)) \end{aligned}$$

$k=0$ のときは 1) ～ 5) まで実行し、その後は 2) ～ 5) を実行することで $\tilde{h}(k)$ を更新する。

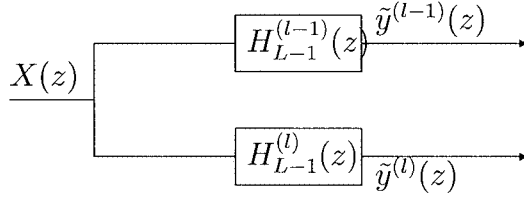


図4. $m > 2$ の場合のモデル ($l = 3, \dots, m$)

3.3 $m > 2$ の場合

本節では、 $m > 2$ の場合における伝送路パラメータ推定について述べる。

まず、伝送路 $H_L^{(1)}$ 、 $H_{L-1}^{(2)}$ は 3.1 節を参照して計算を行い、この結果を用いて伝送路 $H_{L-1}^{(3)}$ 、 $\dots$ 、 $H_{L-1}^{(m)}$ を順に計算していく。また、 $m > 2$ の場合におけるモデル図を図 4 に示す。

ここで 3.1 節を参照し、出力信号 $y(z)^{(l-1)}$ 、 $y(z)^{(l)}$ を用いた入出力関係は、伝送路 $H_{L-1}^{(l-1)}(k)$ 、 $H_{L-1}^{(l)}(k)$ を用いて

$$\tilde{y}(k)^{(l)} = \frac{H_{L-1}^{(l)}(k)}{H_{L-1}^{(l-1)}(k)} \tilde{y}(k)^{(l-1)} \quad (31)$$

となる。そこで前節と同様に、伝送路 $H_{L-1}^{(l-1)}(k)$ 、 $H_{L-1}^{(l)}(k)$ のパラメータ推定の評価量として用いるために式誤差 $e^{(l)}(k)$ は

$$e^{(l)}(k) = C^{(l)}(k) - Y^{(l)T}(k) \tilde{h}^{(l)}(k) \quad (32)$$

$(l = 3, \dots, m)$

となる。但し、 $C^{(l)}(k)$ 、 $Y^{(l)T}(k)$ 、 $\tilde{h}^{(l)}(k)$ はそれぞれ

$$C^{(l)}(k) = \tilde{y}(k)^{(l)} \hat{c}_0^{(l-1)} + \dots + \tilde{y}(k - L + 2)^{(l)} \hat{c}_{L-2}^{(l-1)} \quad (33)$$

$$Y^{(l)T}(k) = [\tilde{y}(k)^{(l-1)}, \dots, \tilde{y}(k - L + 2)^{(l-1)}]^T \quad (34)$$

$$\tilde{h}^{(l)}(k) = [\hat{d}_0^{(l)}, \dots, \hat{d}_{L-2}^{(l)}]^T \quad (35)$$

となる。ここで、 $C^{(l)}(k)$ における $\hat{c}_0^{(l-1)}$ 、 $\dots$ 、 $\hat{c}_{L-2}^{(l-1)}$ は伝送路 $H_{L-1}^{(l-1)}(k)$ のパラメータを計算した結果を用いているので、 $C^{(l)}(k)$ は定数となる。以上のことより、 $\tilde{h}^{(l)}(k)$ を RLS アルゴリズムを用いた更新式で表すと

$$\begin{aligned} \tilde{h}^{(l)}(k+1) &= \tilde{h}^{(l)}(k) \\ &+ K^{(l)}(k+1)(C^{(l)}(k) - Y^{(l)T}(k+1) \tilde{h}^{(l)}(k)) \end{aligned} \quad (36)$$

となる。そこで、式 (36) を高速カルマンゲインアルゴリズムを用いて伝送路 $H_{L-1}^{(l)}$ のパラメータを計算をする。以上のことより、伝送路 $H_L^{(1)}$ 、 $H_{L-1}^{(2)}$ のパラメータを計算し、その結果を用いて伝送路 $H_{L-1}^{(3)}$ 、 $\dots$ 、 $H_{L-1}^{(m)}$ のパラメータを順に計算する。この手順を繰り返すことで、伝送路 $H_L^{(1)}$ 、 $H_{L-1}^{(2)}$ 、 $\dots$ 、 $H_{L-1}^{(m)}$ のパラメータを推定することができる。

4 むすび

本論文では、Higaらが提案した $SIDO$ モデルによるパラメータ推定を一般化した $SIMO$ モデルによるパラメータ推定法を提案した。また本手法は、 IIR 型システムのパラメータ推定問題に帰着できるため、収束速度の観点から RLS アルゴリズムを用いた。しかし、 RLS アルゴリズムは $O(N^2)$ (N は推定すべきパラメータの数) の演算量が必要なため、演算量軽減のために高速カルマンフィルタアルゴリズムを導入したパラメータ推定法に関して議論した。

今後の課題として、雑音がある場合においてバイアス補償法を導入することにより推定精度の劣化を押さえる方法について議論する必要がある。

参考文献

- [1] 佐藤 洋一：“線形等化理論－適応デジタル信号処理－”，丸善，pp.153-181，(May 1990)。
- [2] Y.HIGA, H.OCHI, S.KINJO and H.YAMAGUCHI：“A Gradient Type Algorithm for Blind System Identification and Equalizer Based on Second Order Statistics”，IEICE TRANS.FUNDAMENTALS, Vol.E82-A, No.8, pp1544-1551，(AUGUST 1999)。
- [3] Y.KITAOKA, H.MATSUMOTO and T.FURUKAWA：“A Consideration on the Computational Requirements of Blind Equalization Using the Orthogonal Projection”，1999 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Vol.2, pp. 369-372，(June 1998)。
- [4] 大城 未来, 比嘉 良人, 尾知 博：“2次統計量を用いたオーバーサンプリング形等化器”，電子情報通信学会技術研究報告, Vol.98, No.139, pp.23-29，(JULY 1998)。
- [5] Lang Tong, Guanghan Xu, Thomas Kailath：“Blind Identification and Equalization Based on Second-Order Statistics：A Time Domain Approach”，IEEE Transactions on Information Theory, Vol.40, No.2, pp.340-349，(MARCH 1994)。
- [6] 谷萩 隆嗣：“デジタル信号処理の理論 3 推定・適応信号処理”，コロナ社，pp.31-39，(DECEMBER 1986)。

< 発 表 資 料 >

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
Blind Estimation Using Orthogonal Direct Sum Decomposition of the Received Signal Space	IEEE Nin-th DSP Word Shop 2000	2000年11月
A Consideration on a Blind Estimation of SISO System	IEEE ICASSP' 2001	2001年 5 月
受信信号の直交直和分解を用いたブラインド推定に関する考察	電子情報通信学会DSPシンポジウム	2000年11月
受信信号の直交直和分解によるブラインド推定の性能評価	電子情報通信学会秋季リサイエンス大会	2000年 9 月