

BSS における出力信号の分布推定に基づく適応形非線形関数 Adaptive Nonlinear Functions for BSS Controlled by Output PDFs

酒井 隆行[†] 中山 謙二[‡] 平野 晃宏[‡]
Takayuki Sakai Kenji Nakayama Akihiro Hirano

[†]金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報システム専攻

Graduate School of Natural Science & Technology, Kanazawa Univ.

[‡]金沢大学工学部情報システム工学科

Dept. of Information and Systems Eng., Faculty of Eng., Kanazawa Univ.

E-mail: nakayama@t.kanazawa-u.ac.jp

あらまし

ブラインドソースセパレーション (BSS) の収束性は出力信号の確率密度関数 (PDF) と分離回路の係数更新に用いられる非線形関数との関係に依存している。すでに、出力信号の PDF を 4 次統計量である Kurtosis で評価し、非線形関数を選択する方法が提案されている。本稿では、出力信号の分布推定に基づく適応形非線形関数を提案する。出力信号の PDF をパラメトリックな手法を用いて推定することにより、非線形関数をモデル化する。これにより、逐次的に変化する出力信号の PDF に適応した非線形関数が形成される。シミュレーションにおいて、従来法との分離特性の比較を行ない、その有効性を示す。

ABSTRACT

Convergence and separation performances are highly dependent on a relation between probability density functions (pdf) of output and nonlinear functions used in updating coefficients of a separation block. It was suggested that useful nonlinear function was chosen based on kurtosis. In this paper, an adaptive nonlinear function based the estimations of the outputs distributions proposed. The output pdfs are estimated using parametric technique. Nonlinear functions are modeled by $-\dot{p}(y)/p(y)$. Therefore, toward outputs pdf to change one after another in the target, suitable nonlinear functions are always formed. In the simulation, the proposed method is compared with the methods based kurtosis and the validity is shown.

1 まえがき

近年、たくさんの情報が伝達・処理されるなかで、高いクオリティが要求されている。そのため、ノイズキャンセラやエコーキャンセラ、回線等化や信号復元といった信号処理の技術が重要になっている。いくつかの場合、信号源や伝達過程の情報が十分に得られない。このような状況下において、信号源の統計的な性質を用いるブラインドソースセパレーションが (BSS) が重要となる。

BSS の学習アルゴリズムが Jutten をはじめとして、数多く提案されている [1][2][3][4][5]。そのなかで、BSS の収束性や分離特性は出力信号の PDF と更新式に含まれる非線形関数の関係に大きく依存している。すでに、Kurtosis に基づく適した非線形関数の決定法がいくつか提案されている。1 つは、出力信号の分布が Sub Gaussian である場合は非線形関数 $f(y) = y^3$, Over Gaussian である場合は $f(y) = \tanh(y)$ を適用する方法である [6]。もう一方は、非線形関数を $f(y) = a \tanh(y) + (1-a)y^3$ と決定し、重み a を Kurtosis に依存する変数とする方法である [7]。

本稿では、Kurtosis を用いずに出力信号の PDF を直接推定することにより、 $f(y) = -\dot{p}(y)/p(y)$ に基づき非線形関数を決定する。これにより、出力信号の PDF が非逐次的に変化する PDF に対して、適した非線形関数が形成される。シミュレーションにおいて、従来法との分離特性の比較を行ない、その有効性を確認する。

2 BSS の回路と学習アルゴリズム

2.1 回路構成

図 1 にフィードフォワード形の回路図を示す。信号源とセンサ、出力の数は全て同じとし、センサに入力され

る信号 $x_j(n)$ は、各々の信号源 $s_i(n)$ に混合過程の混合係数 a_{ji} を掛けた線形和とする。

$$x_j(n) = \sum_{i=1}^N a_{ji}s_i(n) \quad (1)$$

出力信号 $y_j(n)$ は次式で表される。

$$y_j(n) = \sum_{i=1}^N w_{ji}x_i(n) \quad (2)$$

式 (1), (2) を行列表記すると次のようになる。

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}\mathbf{s}(n) \quad (3)$$

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{W}(n)\mathbf{x}(n) \quad (4)$$

\mathbf{A} は、未知の混合行列である。これらの表現から信号源と出力信号の関係は次のようになる。

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(n) \quad (5)$$

分離特性を評価するために評価関数 P を定義する。

$$P(n) = \mathbf{W}\mathbf{A}(n) \quad (6)$$

評価関数 P が次のように、各行各列にただ 1 つだけ非零要素がある場合に、完全に分離が成功する。

$$P = \begin{bmatrix} 0 & p_{12} & 0 \\ p_{21} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p_{33} \end{bmatrix} \quad (7)$$

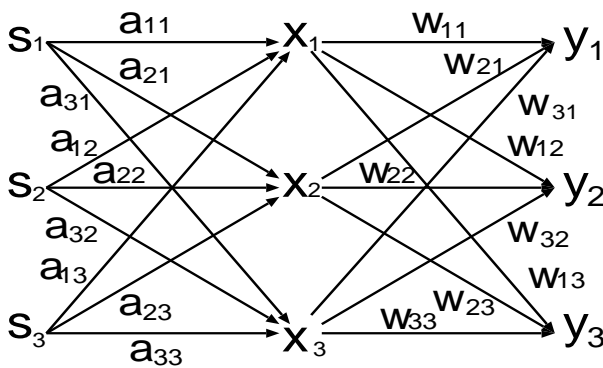


図 1: 3ch の BSS の回路図

2.2 学習アルゴリズム

BSS の学習アルゴリズムについては多くの研究者らによって議論されている。本稿では、甘利氏らによって提案された学習アルゴリズムを用いる [1]。

誤差関数は最尤法や Information maximization [2] と同様の形をとり、出力信号 y の結合エントロピーを表す。

$$l(\mathbf{y}, \mathbf{W}) = -\log(\det|\mathbf{W}|) - \sum_{i=1}^N \log(p(y_i)) \quad (8)$$

PDF $p(y_i)$ が信号源の PDF $p(s_i)$ に近づくとき、誤差関数は最小となるので、勾配降下法を使って更新式が導かれる。

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \eta[\mathbf{A}(n) - \mathbf{f}(\mathbf{y}(n))\mathbf{y}^T(n)]\mathbf{W}(n) \quad (9)$$

$$f(y_i) = \frac{\dot{p}(y_i)}{p(y_i)} \quad (10)$$

$\dot{p}()$ は、 $p()$ の微分形であり、 $f()$ が非線形関数である。

3 出力信号の PDF と非線形関数の関係

更新式の導出過程から求めた $f(y) = \dot{p}(y)/p(y)$ 以外に出力信号と非線形関数の適した関係がある。次式は分離行列 \mathbf{W} の学習が安定に行なわれるための条件である [1][6]。

$$E[\dot{f}(y)]E[y^2] - E[f(y)y] > 0 \quad (11)$$

上式の左辺は、誤差関数を 2 階微分したものであり、 y に関わらず正であればただ 1 つの極小解をもつので安定となる。式 (11) より、これを満たすような y と $f()$ の関係が求まる。

$$\text{Kurtosis} : \kappa_4 = \frac{E[(y - \bar{y})^4]}{E^2[(y - \bar{y})^2]} - 3 \quad (12)$$

$$\text{Sub Gaussian} : \kappa_4 < 0 \Rightarrow f(y) = y^3 \quad (13)$$

$$\text{Super Gaussian} : \kappa_4 > 0 \Rightarrow f(y) = \tanh y \quad (14)$$

4 次の統計量 κ_4 を逐次的に推定し、その正負によって 2 つの非線形関数を切り換えればよい。本稿では、この方式を切り換え方式と呼ぶ。図 2 は信号源に音楽を用いたときの κ_4 の変化の様子である。

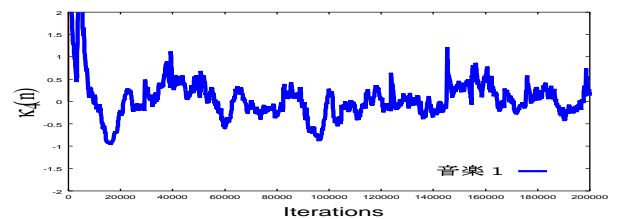


図 2: Kurtosis の推定値

図2より、正負の間をかなり激しく変動しているのがわかる。よって、切り換え方式のように全く形状の異なる2つの非線形関数を正負で切り換える場合、その不連続性により Kurtosis の推定に誤差が生じると不安定になりかねない。そこで連続的に非線形関数を変化させる方法が提案されている [7].

非線形関数のモデルが次式で与えられる。

$$f(y) = a \tanh y + (1-a) \frac{y^3}{4} \quad (15)$$

$\tanh y$ と y^3 は Super-Gaussian と Sub-Gaussian において有効であるため、近似的に $f(y)$ は Kurtosis の広い領域を覆うことができる。

仮定として、出力信号の pdf は、式 (15) で与えられる $f(y)$ において、次式を満たすものとする。

$$f(y) = -\frac{\dot{p}(y)}{p(y)} \quad (16)$$

ここで、上式と式 (11) の安定条件との間のついで、式 (11) の左辺を最大にする出力信号と非線形関数の関係が上式である。よって、上式を満たすような非線形関数の制御法が得られれば、先に述べた問題点が解消される可能性がある。

式 (15) を式 (16) に代入し、 $p(y)$ を求めると次式となる。

$$p(y) = e^{[a(\log \cosh y + 0.25) + (1-a)(\frac{y^4}{16} + 0.45)]} \quad (17)$$

上式の 0.25 と 0.45 は $p(y)$ を正規化するために使われている。重み a を 0 から 1 に変化させることにより、数値的に κ_4 が求まる。この a と κ_4 の数値的關係を次式によって近似する。

$$a = \frac{1}{1 - e^{-4\kappa_4 - 1.2}} \quad (18)$$

上式の -4 と -1.2 は数値的關係を近似するために使われている。以上より、各サンプル n における PDF の情報が κ_4 の推定値 $\bar{\kappa}_4(n)$ と求まり、 $a(n)$ に変換されて非線形関数が決まる。重み a により変化する $f(y)$ の形状を図3に示す。

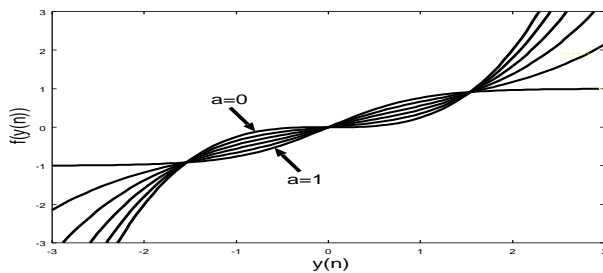


図 3: 重み a により連続可変する非線形関数

本稿では、この方法を Kurtosis により非線形関数を連続可変する方式と呼ぶ。この方式による分離特性の評価を行なった結果、切り換え方式よりも良い特性が得られている。この方式は式 (16) を満たすために $f(y)$ をあらかじめ設定し、 κ_4 による制御を行なっている。そのため実際の $p(y)$ と Kurtosis を使って式 (17) から求まる $p(y)$ との間に誤差が生じる可能性がある。図 4, 図 5 にある時刻におけるヒストグラムと式 (17) から求まる $p(y)$ の比較を示す。

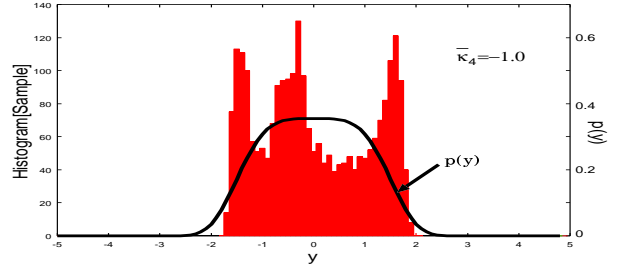


図 4: ヒストグラムと $p(y)$ の比較 1

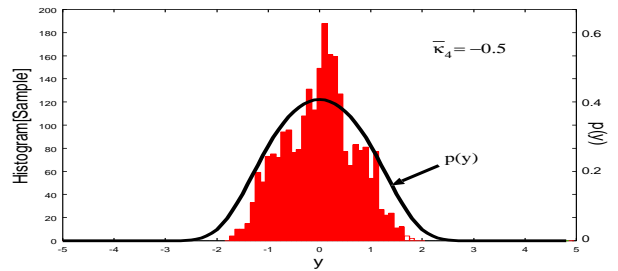


図 5: ヒストグラムと $p(y)$ の比較 2

ここでヒストグラムはある時刻 n から 2500 サンプル前までのサンプルを用いている。図 4, 図 5 より両者の間には誤差があり、実際の PDF をうまく推定できていない。よって提案法では、式 (16) を満たすために直接 $p(y)$ を推定する方法について提案する。

4 PDF の推定に基づく適応形非線形関数

4.1 PDF の推定法

先の方法では $f(y)$ をモデル化したが、今回は $p(y)$ をモデル化する。そのため推定法にはパラメトリックな手法を用いる。本稿では、セミパラメトリックな手法を用いて混合分布による推定を行なう。また、パラメータの更新には AM(Adaptive Mixture) アルゴリズムを用い

る [12].

$$p(y) = \sum_{i=1}^m C_i \phi(y; \mu_i, \sigma_i^2) \quad (19)$$

$$\phi(y; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (20)$$

$\phi()$ はガウス分布をモデル化したものであり、今回はこの構成要素を 10 個用いる。AM アルゴリズムの更新式を下記に示す。

$$v = 500 \sim 800 \quad (21)$$

$$g_i = \frac{C_i \phi_i(y(n+1))}{p(y(n+1))} \quad (22)$$

$$C_i(n+1) = C_i(n) + \frac{1}{v}(g_i - C_i(n)) \quad (23)$$

$$\mu_i(n+1) = \mu_i(n) + \frac{g_i}{v}(y(n+1) - \mu_i(n)) \quad (24)$$

$$\sigma_i^2(n+1) = \sigma_i^2(n) + \frac{g_i}{v + g_i - 1} * \left(\frac{v}{v + g_i}(y(n+1) - \mu_i(n))^2 - \sigma_i(n)\right) \quad (25)$$

上記の更新を $i = 1 \sim m$ の全てについて行なう。なお、パラメータ g, C, μ, σ^2 には初期値が必要であり、この初期値の設定によって推定精度に差がでる。本稿では、各々のパラメータを次のように設定した。

$$g_i(1) = 0.1 \quad (26)$$

$$\mu_i(1) = -0.8 \sim 1.0 \quad (27)$$

$$\sigma_i^2(1) = 0.05 \quad (28)$$

$$i = 1 \sim 10$$

上記の方法により、 $p(y)$ が求まるので、式 (16) を満たす $f(y)$ が得られる。よって、逐次的に推定したパラメータにより変化する適応形非線形関数となる。

4.2 非線形関数の推定

BSS に組み込む前に、上記の方法の性能を評価する。推定する信号源には、混成信号ではなく、チャンネル数 1 で音楽を用いる。

4.3 数値例

図 6~図 8 にヒストグラムと推定結果のグラフを表す。ヒストグラムは時刻 n から 2500 サンプル前までのデータを用いている。また、図 9 は図 8 で推定した PDF から生成する非線形関数の形状を示す。

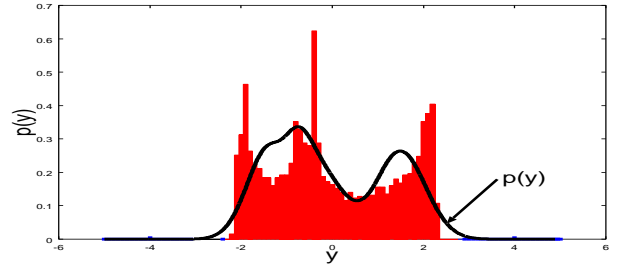


図 6: ヒストグラムと推定した $p(y)$ の比較 1

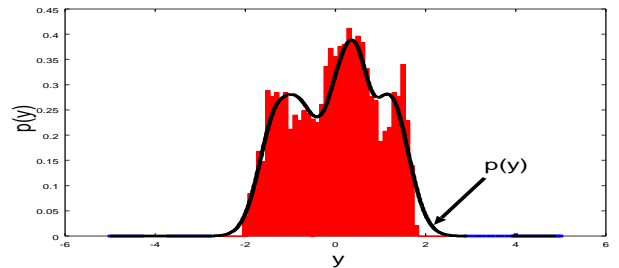


図 7: ヒストグラムと推定した $p(y)$ の比較 2

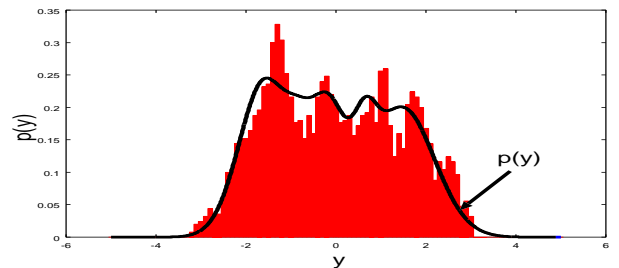


図 8: ヒストグラムと推定した $p(y)$ の比較 3

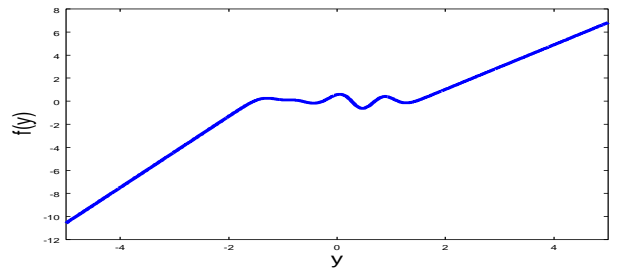


図 9: 非線形関数の形状

5 シミュレーション

Kurtosis に基づく切り換え方式と連続可変方式及び直接 pdf を推定する提案法の分離特性の比較を行なう。ここでシミュレーションに用いて学習率は $\eta = 0.0005$ である。

5.1 シミュレーション条件

5.1.1 分離特性の評価

分離特性の評価は次式により行なう。

$$SNR = 10 \log \frac{\sum_{i,j \in \Omega_1} p_{ij}^2}{\sum_{i,j \in \Omega_2} p_{ij}^2} \quad (29)$$

p_{ij} は式 (6) の評価関数 P の要素である。 Ω_1 は分離された信号源の要素を含み、 Ω_2 は漏れ込み成分の要素を含む。

5.1.2 混合行列

$$A_{2ch} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.5 \\ 0.7 & 1.0 \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$A_{3ch} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.6 & 0.5 \\ 0.3 & 1.0 & 0.7 \\ 0.4 & 0.5 & 1.0 \end{bmatrix} \quad (31)$$

$$A_{4ch} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.5 & 0.4 & 0.7 \\ 0.6 & 1.0 & 0.5 & 0.2 \\ 0.6 & 0.7 & 1.0 & 0.4 \\ 0.3 & 0.5 & 0.6 & 1.0 \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$A_{5ch} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 1.0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 & 1.0 & 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 1.0 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 1.0 \end{bmatrix} \quad (33)$$

5.1.3 信号源

信号源はすべて音楽を用いた。音楽は、PDF が大きく変動し、Kurtosis も正負の間を激しく変化する。よって、適応形非線形関数がとても重要となる。

5.2 シミュレーション結果

図 10~図 13 に 2ch~5ch の分離特性を示す。3つの方法を比較すると提案法と Kurtosis に基づく連続可変方式がほぼ同様の特性で最も良く、次いで切り換え方式となっている。特に、3ch においては各方式の特性に 3~5dB のひらきがあり、提案法が最も良い特性であるのがわかる。

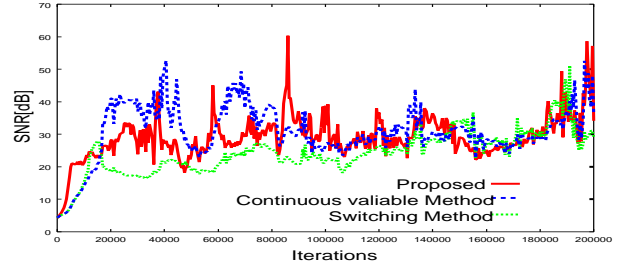


図 10: 2ch のおける分離特性

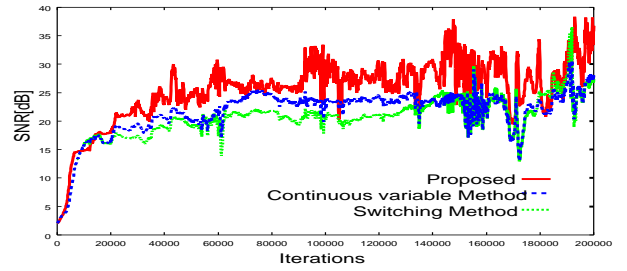


図 11: 3ch のおける分離特性

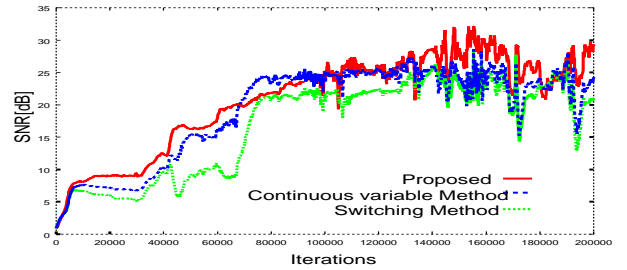


図 12: 4ch のおける分離特性

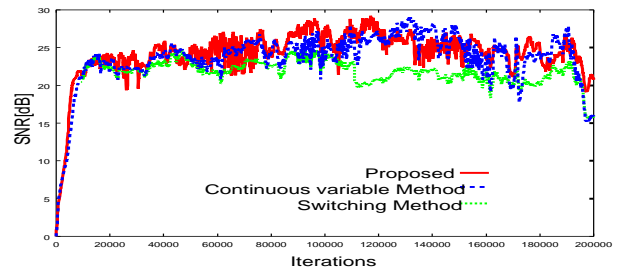


図 13: 5ch のおける分離特性

6 結論

出力信号の確率密度関数 (PDF) を逐次推定し、これに基づいて適応形非線形関数を形成する方法を提案した。PDF の推定に用いた AM アルゴリズムは、逐次的に変化する PDF に対して、ある程度の良好な推定ができることを確認した。この推定結果の評価に基づき、BSS にこの推定アルゴリズムを組み込んで適応形非線形関数を生成した。2ch~5ch の音楽信号を用いて分離特性の評価を行なった結果、Kurtosis を用いた連続可変方式と比較して 3ch で 3 ~ 5dB の改善が見られ、他のケースも大差はないものの良好な結果が得られている。しかしながら、PDF を推定するために計算量が増えているため、さらなる分離特性の向上または計算量の低減が必要である。

参考文献

- [1] S. Amari, T. Chen and A. Cichocki, "Stability analysis of learning algorithms for blind source separation", Neural Networks, vol.10, no.8, pp.1345-1351, 1997.
- [2] A. J. Bell, T. j. Sejnowski, "An Information-Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution", Neural Computation, 7, pp1129-1159, 1995.
- [3] C. Jutten and J. Herault, "Blind separation of sources, Part 1: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture", Signal Proc.24, pp1-10, 1991.
- [4] P. Comon, C. Jutten and J. Herault, "Blind separation of sources, Part 2: Problems statement", Signal Proc.24, pp11-20, 1991.
- [5] J. F. Cardoso, B. Laheld, "Equivariant adaptive source separation", IEEE Transaction on Signal Processing, 44, 3017-3030, 1996.
- [6] H. Mathis, S. C. Douglas, "On optimal and universal nonlinearities for blind signal separation", IEEE Proc.ICASSP'01, MULT-P3.3, ay, 2001.
- [7] K. Nakayama, A. Hirano and T. Sakai, "An Adaptive Nonlinear Function Controlled by Kurtosis for Blind Source Separation", Proc. IJCNN'02, May 2002.
- [8] K. Nakayama, A. Hirano, T. Sakai, "A pair-channel learning algorithm with constraints for multi-channel blind separation", Proc. IJCNN'01, July 2001.
- [9] K. Nakayama, A. Hirano and M. Nitta, "A constraint learning algorithm for blind source separation", Proc. IJCNN'2000, pp24-27, July, 2000.
- [10] S. Amari, "Natural Gradient Works Efficiently in Learning", Neural Computation, vol.10, no.2, pp251-275, Feb, 1998.
- [11] A. Mansour and C. Jutten, "What should we say about the kurtosis", IEEE Signal Processing Letters, vol.6, no.12, pp321-322, Dec, 1999.