

非線形混合過程に対するブラインド信号源分離の縦続形構成と学習法

西脇 貴之[†] 中山 謙二^{††} 平野 晃宏^{††}

[†] 金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報システム専攻

^{††} 金沢大学工学部情報システム工学科

E-mail: ††nakayama@t.kanazawa-u.ac.jp

あらまし 非線形混合におけるブラインドソースセパレーション (BSS) に対して新しい回路構成と学習法を提案する。2次非線形特性を前提としている。回路は入力側から信号源分離回路と線形化回路の縦続構成で構成される。分離回路ではクロス項を除去するためにセンサーの数を増やして自由度を高めている。この回路では、従来の学習法により、自らの高次項を含む信号源が分離される。この高次項は線形化回路で抑圧される。線形化回路のパラメータは信号源に対する2次方程式を解く過程に基づいて逐次的に調整される。2チャンネルの音声信号と2次非線形混合過程を用いたシミュレーションにおいて良好な分離特性が得られている。

キーワード 信号分離, 非線形, 信号源分離回路, 線形化回路, 音声信号, 学習アルゴリズム

A Cascade Form Blind Source Separation Connecting Source Separation and Linearization for Instantaneous Nonlinear Mixtures

Takayuki NISIWAKI[†], Kenji NAKAYAMA^{††}, and Akihiro HIRANO^{††}

[†] Graduate School of Natural Science & Technology, Kanazawa Univ.

^{††} Dept. of Information and Systems Eng., Faculty of Eng., Kanazawa Univ.

E-mail: ††nakayama@t.kanazawa-u.ac.jp

Abstract A network structure and its learning algorithm have been proposed for blind source separation applied to nonlinear mixtures. The network has a cascade form consists of a source separation block and a linearization block in this order. The conventional learning algorithm is employed for the separation block. A new learning algorithm is proposed for the linearization block assuming 2nd-order nonlinearity. After, source separation, the outputs include the nonlinear components for the same signal sources. This nonlinearity is suppressed through the linearization block. Parameters in this block are iteratively adjusted based on a process of solving a 2nd-order equation of a signal variable. Simulation result, using 2-channel speech signals and a instantaneous nonlinear mixing process, show good separation performance.

Key words Signal source separation, Nonlinear, Signal separation circuit, Linearization circuit, Speech signal, Learning algorithm

1. ま え が き

近年, 世界的規模の通信を通して多くの情報量が伝えられ処理されている。通信端末は様々な環境において使用され, 同時に高いクオリティが必要とされている。雑音除去, エコー除去, 回線等化などの信号処理において, 信号復元とは大変重要な技術となっている。また, 信号源や干渉成分について十分な情報が得られない上に, 混合過程や伝送過程につ

いても事前には知ることができない。このような環境では, 信号源の統計的性質に基づいて信号源分離を行うブラインドソースセパレーション (BSS) が重要となる。

Juttennらは信号源の統計的独立性と確率密度関数 (pdf) の対象性に基づいてリカレント形BSSを提案している [1]-[8]。Jutennらの方法に対して2種類の安定化法が提案されている [9],[10]。畳み込み混合過程に対するBSSの方法も検討されている [11],[12]。収束特性と分離特性は出力信号の pdf と

分離過程で係数更新に用いられる非線形関数との関係に大きく依存している。その最適な非線形関数が検討されている [13],[14],[15]。また、適応形非線形関数も提案されている [16],[17],[18]。

実際の混合過程ではセンサー（マイク）やアンプ等のために信号の非線形歪みを生じることがある。この場合は、混合された信号は非線形を含む複雑な形となり、線形混合に対する BSS の方法では分離できない。非線形混合過程として、信号源の線形結合後に非線形歪みが生じるようにモデル化する方法がある。これはセンサーやその後のアンプ等で非線形が生じることを前提としている。これに対する従来方法としては、入力側から線形化と線形分離を行う方法 [19]、スプライン非線形関数やスプラインニューラルネットワークを用いる方法 [20]、さらに、最尤推定法を用いる方法 [21] などが提案されている。しかし、分離特性として十分なものが得られていない。

本稿では、非線形混合過程に対して、分離過程と線形化過程を連続接続する新しい構成法及び学習法を提案する [25]。2 次の高次非線形を前提としている。まず、信号源は非線形歪みを含む形で分離され、次に、高次非線形項を抑制する方法である。以下の節で、回路構成と学習法を述べる。また、2 チャンネル音声と遅延を含まない 2 次混合過程を用いてシミュレーションを行い、分離特性を評価する。

2. 縦続形ブラインドソースセパレーション

2.1 回路構成

今回提案する縦続形 BSS の回路構成を図 1 に示す。信号

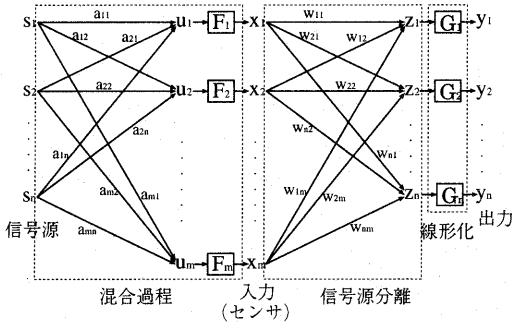


図 1:提案方法の回路構成

源分離の過程では、信号源が自らの非線形項を含む形で分離される。信号源毎に分離された後、非線形項が線形化過程で抑圧される。

z_i と z_j に出力される信号 $f_i(s_i)$ と $f_j(s_j)$ は統計的に独立であり従来法で分離が可能である。しかし、 s_i と s_j のクロス項 $s_i s_j$ は s_i と s_j の信号源に相関があるので、分離が不可能であり消去する必要がある。信号源とセンサの数が同じ場合は、このクロス項を消去することができない。クロス項を消去するためには、センサの数を信号源の数より多くし、条件の数

を増やす必要がある。今回はセンサの数を信号源の数より多くする構成にした。

また、信号源分離の段階において出力される信号 $f_i(s_i)$ と $f_j(s_j)$ というのは、お互いに独立した形になっているが、線形項のほかと同じ信号源の高次項も残っている。 z_i を非線形関数 G_i に通すことにより線形化を行ない、高次項の抑制をしている。

2.2 分離の確認

今回提案する方法で本当に分離ができるかについて確認してみた。用いた例として、信号源を 2 チャンネル、マイクを 4 チャンネルとし、混合係数を定数とし、非線形関数と 2 次関数を用いた。

センサに入ってくる入力信号は、

$$x_1 = a_{11}s_1 + a_{12}s_2 + a_{13}s_1^2 + a_{14}s_1s_2 + a_{15}s_2^2 \quad (1)$$

$$x_2 = a_{21}s_1 + a_{22}s_2 + a_{23}s_1^2 + a_{24}s_1s_2 + a_{25}s_2^2 \quad (2)$$

$$x_3 = a_{31}s_1 + a_{32}s_2 + a_{33}s_1^2 + a_{34}s_1s_2 + a_{35}s_2^2 \quad (3)$$

$$x_4 = a_{41}s_1 + a_{42}s_2 + a_{43}s_1^2 + a_{44}s_1s_2 + a_{45}s_2^2 \quad (4)$$

この連立方程式から、 z_1 、 z_2 において、 $s_i s_j$ を消去し、 s_i の 2 次式及び s_j の 2 次式に分離できる。これを次のように表す。

$$z_1 = b_{11}s_1 + b_{12}s_1^2 \quad (5)$$

$$z_2 = b_{21}s_2 + b_{22}s_2^2 \quad (6)$$

上式から、 z_1 と z_2 は統計的に独立であることが分かる。次に、線形化のブロックにより、 z_1 、 z_2 から 2 次項を除去して、1 次項のみを取り出す。このプロセスは、次に示すように 2 次方程式を解くことに相当する。

$$y_1 = G_1(z_1) = \frac{-b_{11} \pm \sqrt{b_{11}^2 + 4b_{12}z_1}}{2b_{12}} \quad (7)$$

$$y_2 = G_2(z_2) = \frac{-b_{21} \pm \sqrt{b_{21}^2 + 4b_{22}z_2}}{2b_{22}} \quad (8)$$

$$s_i \geq -\frac{a_i}{2b_i} \text{ のときは } +$$

$$s_i < -\frac{a_i}{2b_i} \text{ のときは } -$$

その結果、次の出力信号を得る。

$$y_1 = c_{11}s_1 \quad (9)$$

$$y_2 = c_{12}s_2 \quad (10)$$

3. 学習アルゴリズム

本稿で提案する BSS 方式では、第 1 段階で統計的に独立な成分に分離し、第 2 段階で非線形成分を抑制する。学習過程も第 1 段階、第 2 段階に分けて行う。

3.1 信号分離

信号源はその高次項を含んでいても互いに独立である。すなわち、 $s_i + s_i^2$ と $s_j + s_j^2$ 、 $i \neq j$ は互いに独立である。従って、従来の自然勾配法 [24] を用いることによりこれらを分離できる。その誤差関数と更新式は次の式になる。

$$l(\mathbf{z}, \mathbf{W}) = -\log |\det(\mathbf{W})| - \sum_{i=1}^m \log p_i(z_i) \quad (11)$$

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \eta(n)[\Lambda(n) - f(\mathbf{z}(n))\mathbf{z}^T(n)]\mathbf{W}(n) \quad (12)$$

$\eta(n)$ は学習率, $\Lambda(n)$ は対角行列,

$$f(z) = -(dp(z)/dz)/p(z) \quad (13)$$

は非線形関数をそれぞれ表している [18].

3.2 線形化

3.2.1 2次方程式の解

本稿では, 2次までの非線形を想定している. 信号源を分離した結果は,

$$z_i = a_i s_i + b_i s_i^2 \quad (14)$$

という形になっていると仮定する. この形から元の信号 s だけを出力するために解の公式を用いると,

$$y_i(n) = G_i(z_i) = -\frac{\alpha_i}{2} \pm \sqrt{\frac{\alpha_i^2}{4} + \frac{z_i(n)}{\beta_i}} \quad (15)$$

$$\alpha_i = a_i/b_i \quad (16)$$

$$\beta_i = 1/b_i \quad (17)$$

となる.

3.2.2 誤差関数

信号分離の出力には, 1次項と2次項が含まれている. また, 信号源として音声や音楽を対象とした場合は, これらの波形の平均値はほぼ零である. 従って, 非線形特性として2次歪みまで考える場合は, 次に示す出力 $y_i(n)$ の平均値を誤差関数とすることにより, 非線形歪みを抑制できる.

$$E_i(n) = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} y_i(n-j) \quad (18)$$

パラメータ $\alpha_i(n)$, $\beta_i(n)$ は勾配法で学習することが出来る.

$$\alpha_i(n) = \alpha_i(n-1) - \eta \frac{\partial E_i(n)}{\partial \alpha_i} \quad (19)$$

$$\beta_i(n) = \beta_i(n-1) - \eta \frac{\partial E_i(n)}{\partial \beta_i} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_i(n)}{\partial \alpha_i(n)} &= \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \frac{\partial y_i(n-i)}{\partial \alpha_i(n)} \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \left(-\frac{1}{2} \pm \frac{\alpha_i}{4} \left(\frac{\alpha_i^2}{4} + \frac{1}{\beta_i} z_i(n-i) \right)^{-\frac{1}{2}} \right) \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_i(n)}{\partial \beta_i(n)} &= \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \frac{\partial y_i(n-i)}{\partial \beta_i(n)} \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \left(\mp \frac{z_i(n-i)}{2\beta_i^2} \left(\frac{\alpha_i^2}{4} + \frac{1}{\beta_i} z_i(n-i) \right)^{-\frac{1}{2}} \right) \end{aligned} \quad (22)$$

3.2.3 符号判定

2.2の分離の確認において, s_i の大きさに応じて符号を決定した. しかし, 信号源 s_i は未知であるから, この条件を用いることが出来ない. そのため, s_i の大きさと非線形特性に次のような条件を課し, 符号を一意に決めることにする.

- 非線形成分より線形成分の方が大きい.
- 波形の振幅の絶対値が1以下である. $|s_i(n)| < 1$

この条件は実用的にも適用可能なものである. この条件下では, 信号分離の出力信号

$$z_i(n) = b_{i1}s_i(n) + b_{i2}s_i^2(n) \quad (23)$$

において, 次の等式が常に成り立っているといえる.

$$|b_{i1}s_i(n)| > |b_{i2}s_i^2(n)| \quad (24)$$

これは z_i の符号は $b_{i1}s_i(n)$ の符号と等しいことを意味している. b_{i1} の符号を除いて, $y_i(n)$ の符号は $z_i(n)$ の符号と同じように制御することができる. b_{i1} の符号は分離特性に影響しない. 何故ならば, BSSでは定数倍のスケールリングは補正できないものとして残るからである.

この2つの条件が成りたっているとき+だけを用いることができる. よって本研究では上の2つの条件が成り立っているものとし, +の符号のみを使うことにする.

3.3 両学習アルゴリズムの組合せ

提案する方法では, 学習は段階的に行う. まず, 信号分離の学習を行う. その後, 信号分離回路を固定して, 線形化の学習を行う. しかし, 学習収束後, 混合過程が僅かに変化する場合は, これらの学習を同時に行うことも可能である.

4. シミュレーション

4.1 シミュレーション条件

信号源2チャンネル, センサ4チャンネルとし, 信号源として2つとも男性の声を用いた. 混合係数として次のようなものを用いた.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ -3 & 2 \\ 2 & -1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

混合における非線形関数として次のものを用いた.

$$F_1(u_1) = u_1 + 0.4u_1^2$$

$$F_2(u_2) = u_2 + 0.2u_2^2$$

$$F_3(u_3) = u_3 - 0.6u_3^2$$

$$F_4(u_4) = u_4 + 0.3u_4^2$$

ステップサイズを0.001とし, 式(13)の非線形関数として $f(z) = \tanh(z)$ を用いた.

4.2 信号分離の評価

第1段階の信号分離について評価する。この段階では、非線形成分が残っているため、次に示す2種類の評価式を用いる。信号分離回路の出力を

$$z_1 = b_{11}s_1 + b_{12}s_2 + b_{13}s_1^2 + b_{14}s_1s_2 + b_{15}s_2^2 \quad (25)$$

$$z_2 = b_{21}s_1 + b_{22}s_2 + b_{23}s_1^2 + b_{24}s_1s_2 + b_{25}s_2^2 \quad (26)$$

とする。

評価方法1として、信号成分として非線形成分を含み、干渉成分として他チャネル信号を用いて信号対雑音比を評価する。

式(25)、(26)において、信号成分は

$$p_1 = b_{11}s_1 + b_{13}s_1^2 \quad (27)$$

$$p_2 = b_{22}s_2 + b_{25}s_2^2 \quad (28)$$

となり干渉成分は、

$$q_1 = b_{12}s_2 + b_{14}s_1s_2 + b_{15}s_2^2 \quad (29)$$

$$q_2 = b_{21}s_1 + b_{23}s_1^2 + b_{24}s_1s_2 \quad (30)$$

となる。信号対雑音比は次式で与えられる。

$$SNR2 = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^2 \hat{p}_i(n)}{\sum_{i=1}^2 \hat{q}_i(n)} \quad (31)$$

$$\hat{p}_i(n) = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} \hat{p}_i(n-j) \quad (32)$$

$$\hat{q}_i(n) = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} \hat{q}_i(n-j) \quad (33)$$

評価方法2として、非線形成分も干渉成分に含めて評価する。非線形成分は信号分離段階では、誤差関数に含まれておらず、抑制する対象にはなっていない。従って、この評価は第2段階の線形化回路の性能評価において、線形化前の特性を評価するために使用される。

信号成分は

$$p_1 = b_{11}s_1 \quad (34)$$

$$p_2 = b_{22}s_2 \quad (35)$$

となり干渉成分は、

$$q_1 = b_{12}s_2 + b_{13}s_1^2 + b_{14}s_1s_2 + b_{15}s_2^2 \quad (36)$$

$$q_2 = b_{21}s_1 + b_{23}s_1^2 + b_{24}s_1s_2 + b_{25}s_2^2 \quad (37)$$

となる。

$$SNR2 = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^2 \hat{p}_i(n)}{\sum_{i=1}^2 \hat{q}_i(n)} \quad (38)$$

SNR1及びSNR2を図3に示す。SNR1のグラフから分かるように、信号分離の段階でよく分離されていることが分かる。一方、SNR2は低い値であるが、学習が進むにつれてSNR1に近づいている。これは、2次項が1次項に比べて小さく設定されているためであると考えられる。

収束後の信号分離回路の出力信号は次のようになる。

$$z_1 = 5.28s_1 - 1.19s_2 + 6.05s_1^2 - 1.66s_1s_2 + 3.88s_2^2$$

$$z_2 = -0.21s_1 + 7.00s_2 - 0.03s_1^2 + 1.94s_1s_2 + 3.92s_2^2$$

z_1 には s_1 と s_1^2 成分が多く残り、 z_2 には s_2 と s_2^2 成分が多く残っているのがわかる。また両信号ともに s_1s_2 のクロス項が減っている。

図4に信号源 s_1 、 s_2 の波形を、図5に z_1 、 z_2 の波形を示す。

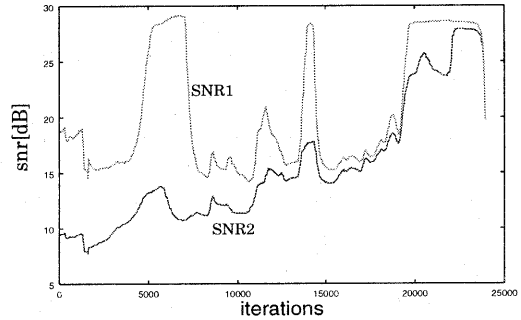


図2:信号分離のSNR

4.3 線形化の評価

4.2で求めた信号分離回路を固定して、線形化回路の学習を行った。線形化の評価は4.2で述べた評価方法2 (SNR2)と同じである。線形化回路の出力は次式で表される。

$$y_i(n) = G(z_i(n)) = -\frac{\alpha_i}{2} + \sqrt{\frac{\alpha_i^2}{4} + \frac{z_i(n)}{\beta_i}} \quad (40)$$

この式は、信号源の1次項 s_i 、2次項 s_i^2 を直接表現していない。この式を s_i 、 s_i^2 を用いた式に変形する。

$$\sqrt{\frac{\alpha_i^2}{4} + \frac{z_i(n)}{\beta_i}} = \sqrt{a_i(n)s_i^2(n) + b_i(n)s_i(n) + c_i(n)} \quad (41)$$

$$c_i(n) = \frac{\alpha_i^2}{4} + \frac{\gamma_i}{\beta_i} \quad (42)$$

とおく。さらに、

$$\sqrt{a_i(n)s_i^2(n) + b_i(n)s_i(n) + c_i(n)} = d_i(n)s_i(n) + e_i(n) \quad (43)$$

とおき、両辺2乗すると、

$$a_i(n)s_i^2(n) + b_i(n)s_i(n) + c_i(n) = d_i^2(n)s_i^2(n) + 2d_i(n)e_i(n)s_i(n) + e_i^2(n) \quad (44)$$

となる。 γ_i は他チャンネルの成分である。両辺の係数を比較すると、

$$d_i^2(n) = a_i(n) \quad (45)$$

$$2d_i(n)e_i(n) = b_i(n) \quad (46)$$

$$e_i^2(n) = c_i(n) \quad (47)$$

となる。となる。以上より、線形化の性能評価は次のようになる。

$$SNR2 = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^2 p_i(n)}{\sum_{i=1}^2 q_i(n)} \quad (48)$$

$$p_i(n) = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} (y_i(n-j) + \frac{\alpha_i}{2} - e_i(n-j))^2 \quad (49)$$

$$q_i(n) = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} (e_i(n-j) - \frac{\alpha_i}{2})^2 \quad (50)$$

上式において、 $p_i(n)$ は s_i 成分を、 $q_i(n)$ はその他の成分を表している。

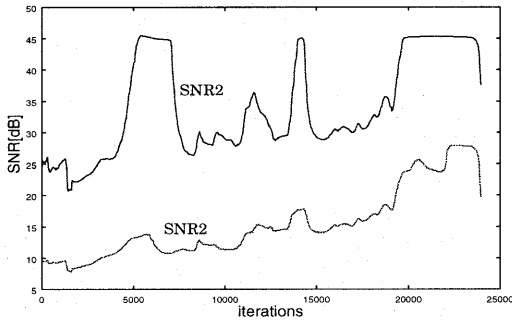


図 3: 線形化の SNR

信号分離では、非線形成分が残っているが、線形化により抑圧され、15dBほど改善された。また、線形化後は、約30dBになっており、かなりよい特性が得られていることが分かる。

線形化後の波形を図6に示す。非線形歪みが改善され、信号源の波形に近づいていることが分かる。

5. まとめ

本稿では、遅延なしの非線形混合過程におけるBSSに対して、縦続形の回路方式と学習法を提案した。非線形特性は2次関数を前提としている。非線形歪みを含む形で信号分離を行う第1段と非線形歪みを抑制する線形化を行う第2段が縦続接続されている。第1段は従来の自然勾配法で、第2段は2次方程式の解の公式に基づき、出力の平均値を誤差関数とした勾配法で学習される。学習は第1段、第2段の順に分けて行われる。信号源として2チャンネル音声信号、センサーとして4チャンネルを用いたシミュレーションを行い、その有効性を確認した。今後の課題として、信号源数および非線形次数の増加を検討する。

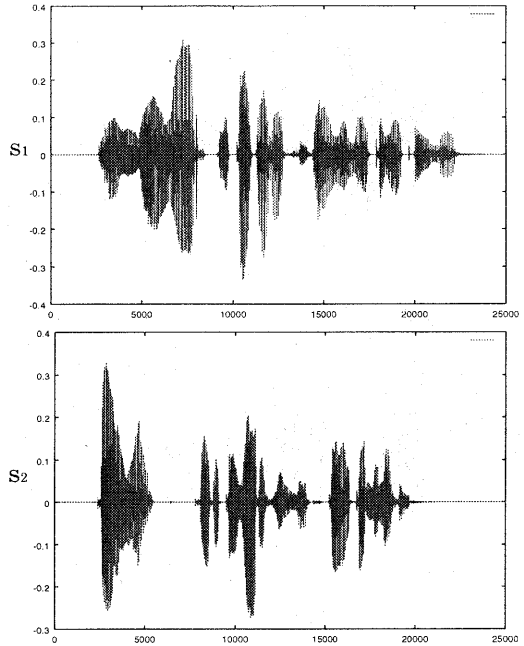


図 4: 信号源の波形

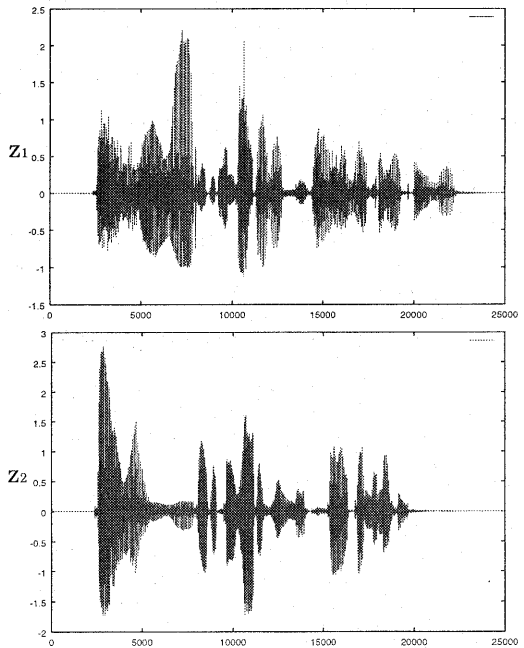


図 5: 信号分離後の波形

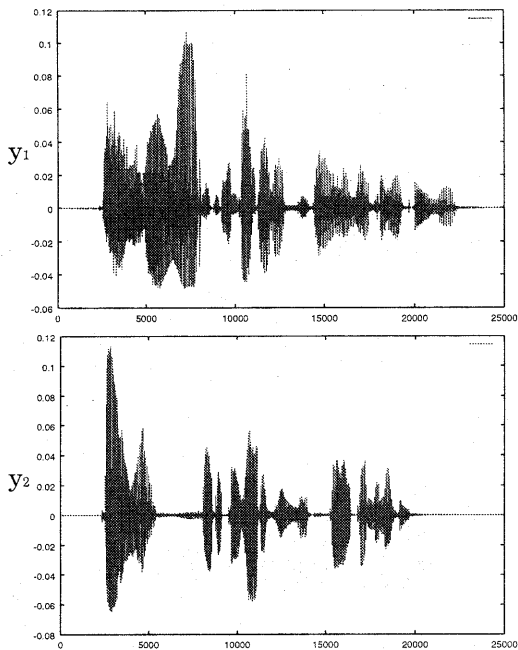


図6:線形化後の波形

文 献

[1] C.Jutten and J.Herault and A.Guerin, "IN.C.A.: An independent components analyser based on an adaptive neuromimetic network", in: J.Demongeot, T.Herve, V.Rialle and C.Roche, eds., Artificial Intelligence and Cognitive Sciences, Manchester Univ. Press, Manchester, 1988.

[2] C.Jutten and J.Herault, "Analog implementation of permanent unsupervised learning algorithm", Proc. NATO Advanced Research Workshop on Neurocomputing, Les Arcs, France, 27 February-3 March 1989, pp.145-152.

[3] P.Comon, "Separation of stochastic process whose linear mixtures observed", Proc. ONR- NSF-IEEE Workshop on Higher Spectral Analysis Vail, Colorado, pp.174-179, June 28-30, 1989.

[4] P.Comon, "Separation of sources using higherorder cumulants", SPIE Conference, Vol.1152, Advanced Algorithms and Architectures for Signal Processing IV, San Diego, California, pp.170-181, August 6-11, 1989.

[5] J.F.Cardoso, "Eigen structure of the 4th order cumulant tensor with application to the blind source separation problem", ICASSP Proc. pp.2655-1658.

[6] C.Jutten and Jeanny Herault, "Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture", Signal Processing, 24, pp.1-10, 1991.

[7] P.Comon, C.Jutten and J.Herault, "Blind separation of sources, Part I: Problems statement", Signal Processing, 24, pp.11-20, 1991.

[8] E.Sorouchyari, "Blind separation of sources, Part II: Stability analysis", Signal Processing, 24, pp.21-29, 1991.

[9] K.Nakayama, A.Hirano and M.Nitta, "A constraint learning algorithm for blind source separations", IEEE INNS, Proc. IJCNN'2000, Como, Italy, pp.24-27, July, 2000.

[10] K.Nakayama, A.Hirano and T.Sakai, "A pairchannel learning algorithm with constraints for multichannel blind separation", IEEE INNS, Proc. IJCNN'01, Washington

DC, July, 2001.

[11] H.L.Nguyen Thi and C.Jutten, "Blind source separation for convolutive mixtures", Signal Processing, vol.45, no.2, pp.209-229, March 1995.

[12] K.Nakayama, A.Hirano and A.Horita, "A Learning algorithm for convolutive blind source separation with transmission delay constraint", IEEE INNS, Proc. IJCNN'02, May 2002.

[13] J.F.Cardoso, "Infomax and maximum likelihood for source separation", IEEE Signal Processing Letters, vol.4, no.4, pp.112-114, Apr. 1997.

[14] A.Mansour and C.Jutten, "What should we say about the kurtosis", IEEE Signal Processing Letters, vol.6, no.12, pp.321-322, Dec. 1999.

[15] H.Mathis and S.C.Douglas, "On optimal and universal nonlinearities for blind signal separation", IEEE Proc. ICASSP'01, MULT-P3.3, May, 2001.

[16] L.Xu, C.C.Cheung and S.Amari, "Learned parametric mixture based ICA algorithm", Neurocomputing 22, pp.69-80, 1998.

[17] K.Nakayama, A.Hirano and T.Sakai, "An adaptive nonlinear function controlled by kurtosis for blind source separation", Proc. IJCNN'2002, pp.1234-1239, May, 2002.

[18] K.Nakayama, A.Hirano and T.Sakai, "An adaptive nonlinear function controlled by estimated output PDF for blind source separation", Proc. 4th International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation, ICA'2003, Nara, Japan, April 2003.

[19] M.Solazzi, F.Piazza and A.Uncini, "Nonlinear blind source separation by spline neural networks", IEEE Proc. ICASSP'2001, Salt Lake City, MULT-P3.4, May 2001.

[20] F.Milani, M.Solazzi and A.Uncini, "Blind source separation of convolutive nonlinear mixture by flexible spline nonlinear functions", IEEE Proc. ICASSP'2002, Orlando, Florida, pp.1641-1644, May 2002.

[21] A.Koutras, "Blind separation of non-linear convolved speech mixtures", IEEE Proc. ICASSP'2002, Orlando, Florida, pp.913-916, May 2002.

[22] S.Amari, A.Cichocki and H.H.Yang, "Recurrent neural networks for blind separation of sources", Proc. NOLTA-95, Las Vegas, pp.37-42, 1995.

[23] A.Cichocki, S.Amari, M.Adachi, W.Kasprzak, "Self-adaptive neural networks for blind separation of sources", Proc. ISCAS'96, Atlanta, pp.157-161, 1996.

[24] 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.

[25] K.Nakayama, A.Hirano and T.Nishiwaki, "A cascade form blind source separation connecting source separation and linearization for nonlinear mixtures", IEEE & INNS Proc. IJCNN'03, Portland, July 2003.