

非線形混合過程に対する縦続形BSSの学習法の改善と分離特性の解析

著者	竹多 裕也, 中山 謙二, 平野 晃宏
雑誌名	電子情報通信学会技術研究報告. SIP, 信号処理 = IEICE technical report
巻	106
号	476
ページ	7-12
発行年	2007-01-01
URL	http://hdl.handle.net/2297/18414

非線形混合過程に対する縦続形 BSS の学習法の改善と分離特性の解析

竹多 裕也[†] 中山 謙二[†] 平野 明宏[†]

[†] 金沢大学自然科学研究科電子情報工学専攻 〒920-1192 石川県金沢市角間町
E-mail: †takeda@leo.ec.t.kanazawa-u.ac.jp, ††{nakayama, hirano}@t.kanazawa-u.ac.jp

あらまし 信号源の統計的性質を利用して、混成信号から信号源を分離する方法をブラインド信号源分離という。実際の混合過程では非線形歪みを生じる場合も多く、分離がより複雑になる。このような場合に対して分離と線形化を縦続に構成する方法が提案されている。本研究では、この縦続形構成における線形化に対して安定な学習法、すなわち、初期値の設定法及びパラメータの学習法に関して新しい方法を提案し、非線形成分を大幅に抑制できた。次に、センサー数と分離性能の関係をクロス項 $s_i s_j, i \neq j$ の大きさに基づいて解析した。観測信号において主信号が干渉信号の2倍程度あればセンサー数を低減できること、干渉信号が大きい場合は分離が難しい問題であり、センサー数の低減も難しいこと、センサー数を低減した場合は学習が遅くなることを確認した。

キーワード ブラインド信号源分離, 非線形混合, 縦続形構成, 線形化, センサー数, 分離性能

Learning Algorithm Improvement and Source Separation Analysis in Cascade BSS Applied to Nonlinear Mixture

Yuya TAKEDA[†], Kenji NAKAYAMA[†], and Akihiro HIRANO[†]

[†] Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa Univ.
Kakuma-machi, Kanazawa, 920-1192

E-mail: †takeda@leo.ec.t.kanazawa-u.ac.jp, ††{nakayama, hirano}@t.kanazawa-u.ac.jp

Abstract A cascade form blind source separation (BSS) has been proposed for nonlinear mixture. It consists of a signal separation block and a linearization block in this order from the input to the output. In this paper, firstly, a learning process for the linearization block is improved. New ideas are introduced for initialization and adjusting of parameters. Performance of linearization is well improved. Furthermore, by ordering the new linearization block and the signal separation block in this order, the number of sensors can be well reduced. For instance, 3 sensors are enough to 3 sources. Secondly, a relation between separation performance and the number of sensors is analyzed based on the cross term components $s_i s_j, i \neq j$. As the learning makes a progress, separation performances for the different number of sensors approach to the same value. In difficult problems, separation performances are affected by the number of sensors.

Key words blind source separation, nonlinear mixture, cascade form, linearization, number of sensors, separation performances

1. まえがき

多くの場合、マイクロホンなどのセンサによって収集される信号は、話者の音声とノイズ等の混成信号である。このとき一般に信号源及び信号源とセンサ間の伝達関数が未知であるが、信号源の統計的性質を利用して信号を分離する手法をブラインド信号源分離 (BSS) という。

実際の混合過程では非線形歪みを生じる場合も多く、混成信号が非線形を含む複雑な形となるので分離がより複雑になり、

線形混合に対する BSS [1]~[8] では分離が困難となる。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 (Post-nonlinear 混合) がある。

Post-nonlinear 混合のために、ミラー構造 BSS が主に使用されている [6]。この場合、非線形歪みは始めの線形化の段階で消去される。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もまた非線形混合に適用されている [3],[4]。さらに、最尤推定法を用いる方法 [5] なども提案されている。ニューラルネットワークもまた適用されている [7]。

非線形として2次の多項式を考えた場合に、信号源分離と線形化を含む縦続形構成のBSSが提案されている[9]~[11]。信号源分離の段階で非線形を含む信号を分離し、後の線形化の段階で非線形成分を抑制する構成となっている。

本研究では、この縦続形構成における線形化回路について初期値の決定法、安定な学習法の提案を行ない、その効果を確認する[12]。また、分離回路と結合した場合の回路全体の動作を解析する。簡単化のため、混成信号は瞬時混合で発生することとする。さらに、分離性能とセンサー数の関係をクロス項の大きさに着目して解析する。

2. 縦続形 BSS

2.1 回路構成

縦続形 BSS の回路構成を図1に示す[9]~[11]。

F_i は非線形関数であり、本稿では2次まで ($F_i = au_i + bu_i^2$) を対象とする。信号源分離の段階では、信号源 s_i が s_i と s_i^2 を含む形で出力される。信号源ごとに分離された後、非線形項 s_i^2 が線形化過程で抑圧される。

z_i と z_j に分離される信号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、クロス項 $s_i s_j$ は信号源に相関があり分離が不可能であるため消去する必要がある。信号源とセンサー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、センサー数を信号源の数より増やし条件を多くする必要がある。よってセンサー数を信号源より多くする構成となっている。

信号源分離の段階において出力される信号はお互いに独立した形になっているが、信号源の高次項が残っている。 z_i を線形化回路 G_i に通すことにより線形化を行ない、高次項の抑制を行なう。

また、非線形関数が $F_i = a_i u_i + b_i u_i^2$ の場合、信号源 N 個に対して必要なセンサー数 M は式(1)で求められる。信号源が2個だとセンサーは4個、信号源が3個だとセンサーは8つ必要となる。

$$M = \frac{N(N+1)}{2} + N - 1 \quad (1)$$

2.2 学習アルゴリズム

[9]~[11]で提案されている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段階に分けて行なう。

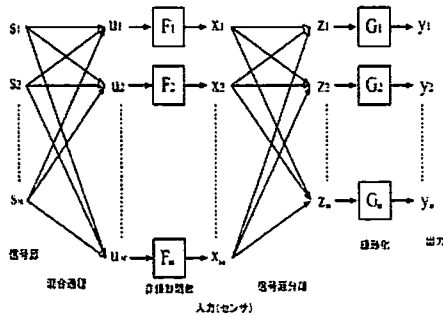


図1:縦続形 BSS の回路構成

2.2.1 信号源分離

信号源はその高次項を含んでも互いに独立である。すなわち $s_i + s_i^2$ と $s_j + s_j^2$ は互いに独立である。したがって、従来の相互情報量を誤差関数とし、自然勾配法を用いることによりこれらを分離することが可能である[8]。その誤差関数、更新式は式(2)、(3)になる。

$$l(\mathbf{z}, \mathbf{y}) = -\log |\det(\mathbf{J})| - \sum_{i=1}^m \log p_i(z_i) \quad (2)$$

$$\dot{\mathbf{z}}(n+1) = \dot{\mathbf{z}}(n) + \eta(n) [\Lambda(n) - f(\dot{\mathbf{z}}(n))]^T \mathbf{y}(n) \quad (3)$$

ここで $\eta(n)$ は学習率、 $\Lambda(n)$ は対角行列である。また、非線形関数 $f(z)$ として次のものを用いている。

$$f(z) = \tanh(z) \quad (4)$$

2.2.2 線形化

非線形関数 F_i として2次までを想定しているため、信号源分離の出力は式(4)のような形になっていると仮定できる。

$$z_i = a_i s_i + b_i s_i^2 \quad (5)$$

この形から信号源 s_i だけを出力するために解の公式を用いる。

$$y_i(n) = G_i(z_i) = -\frac{\alpha_i}{2} \pm \sqrt{\frac{\alpha_i^2}{4} + z_i(n)\beta_i} \quad (6)$$

$$\alpha_i = \frac{a_i}{b_i} \quad (7)$$

$$\beta_i = \frac{1}{b_i} \quad (8)$$

信号源として音声や音楽を対象とした場合、これらの波形の平均値はほぼ零である。したがって、非線形特性として2次までを考える場合には、線形化回路の出力 $y_i(n)$ 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。

$$E_i(n) = \left| \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} y_i(n-j) \right| \quad (9)$$

パラメータ $\alpha_i(n)$ 、 $\beta_i(n)$ は勾配法で学習する。

$$\alpha_i(n) = \alpha_i(n-1) - \eta \frac{\partial E_i(n)}{\partial \alpha_i} \quad (10)$$

$$\beta_i(n) = \beta_i(n-1) - \eta \frac{\partial E_i(n)}{\partial \beta_i} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_i(n)}{\partial \alpha_i(n)} &= \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \frac{\partial y_i(n-i)}{\partial \alpha_i(n)} \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \left(-\frac{1}{2} \pm \frac{\alpha_i}{4} \left(\frac{\alpha_i^2}{4} + \beta_i z_i(n-i) \right)^{-\frac{1}{2}} \right) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_i(n)}{\partial \beta_i(n)} &= \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \frac{\partial y_i(n-i)}{\partial \beta_i(n)} \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \left(\pm \frac{z_i(n-i)}{2} \left(\frac{\alpha_i^2}{4} + \beta_i z_i(n-i) \right)^{-\frac{3}{2}} \right) \end{aligned} \quad (13)$$

解の公式における \pm の符号の判定において次のような条件

を定める。

- 非線形成分より線形成分の方が大きい。
- 波形の振幅が 0.5 以下である。

この条件は実用的にも適用可能である。1つ目の条件は信号分離後出力である式(5)において、 $a > b$ であるということである。この2つの条件が成り立っているとき、+だけを用いることができる。本研究ではこの条件が成り立っているものとし、+のみを使うことにする。

3. 線形化回路に対する提案

3.1 初期値の設定法

[9]~[11]では、線形化における α 、 β の初期値の設定法については述べられていない。よってこの初期値の推定法を提案する。[12]

初期値は式(5)における b の正負、歪みで決定される。 a の符号は初期値設定、分離特性には影響しない。なぜなら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。以下 $b > 0$ として議論する。また、このとき信号は bs^2 によって+方向に歪む。この時「正の歪みがある」と呼ぶことにする。

初期値設定の第1段階として、振幅の最大値、最小値から a 、 b を推定することを考える。線形化は一定サンプルの平均値を誤差関数とするため、学習には必ずある程度のサンプルを必要とする。図2のように正の歪みによって信号は+に持ち上げられたような形になる。サンプル内の最大値、最小値を z_{max} 、 z_{min} とすると式のように as 、 bs^2 を推定できる。ここで $a = 1$ と仮定することにより、 b を求め初期値とする。

$$as = \frac{|z_{max}| + |z_{min}|}{2} \quad (14)$$

$$bs^2 = \frac{|z_{max}| - |z_{min}|}{2} \quad (15)$$

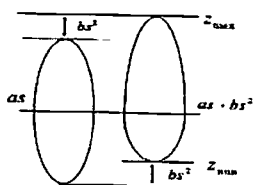


図2:非線形による波形の歪み

初期値設定の第2段階として、準備時間として長い時間を設定できる場合、誤差関数(信号の平均値 E)を用いて初期値を補正することを考える。第1段階で推定した初期値を用いて線形化を行い、誤差関数 E の値を用いて α 、 β を一定の割合で補正する。式(6)~(9)より、 $E > 0$ のとき α を小さく、 β を大きく補正することにより最適値($E = 0$)に近づく。また、 $E < 0$ のとき α を大きく、 β を小さく補正することにより最適値に近づくことがわかる。このように操作することにより、学習前にある程度最適値に近付けることができる。

式(8)において平方根の中が負の値になることが考えられる。これは主に歪みを大きく推定し過ぎた場合(α が小さ

い場合)に起こる。初期値の設定時に α を推定値の1.5倍程度に設定することにより、平方根の中が負になることを防止できる。

3.2 学習法への提案

[9]~[11]では α と β を両方勾配法で学習していたが、この学習率 η に差をつけて学習することを提案する。[12]実際は、両方学習する必要はなく、 β を適した値に学習することができれば線形化が完了し、定数倍にスケールリングされた s が出力されるのだが、初期値としての α の設定が適切でないと学習に時間がかかってしまう。よって α も学習した方が収束が早い。が、 α の変化は学習に大きく影響してしまうので α の学習率を β の学習率の1/5程度に設定することにする。

混合過程や非線形成分が時間とともに変化しない場合は、一定のサンプルを繰り返し用いて学習することにする。これによって、基準となる誤差関数の値 E が歪み以外の要素で変動しなくなるため学習も安定し収束も速くなる。

3.3 線形化後のスケールリング

「線形化 — 信号分離」において、線形化の出力において定数倍の自由度があるために、分離前に信号のパワーに差が生じる。これは分離性能にも影響を与える。そこで、線形化後にパワーを揃えるスケールリングを行なう。

3.4 線形化回路の動作確認

提案した手法を用いて、線形化回路の動作確認を行なった。信号源1つ、センサ数1つ、出力1つとし、混合過程は用いずセンサ入力に非線形成分のみを加えた。 $(F = u + 0.6u^2)$ 混合過程、非線形成分は変化しないものとし前半5000サンプルだけで、初期値推定、学習を行ない信号全体を線形化した。

初段の初期値推定では $(\alpha, \beta) = (1.37, 1.37)$ と推定され、この時の誤差関数 $E = -5.57$ となり、非線形成分を強く推定し過ぎていることがわかる。2段目の補正によって $(1.39, 1.21)$ に補正され、学習によって $(1.40, 1.19)$ に収束した。 $E = -0.14$ となり誤差を0にするように学習できていることが確認できた。図3、図4からも正の歪みがとれて上下対称の形に線形化できていることが確認できた。

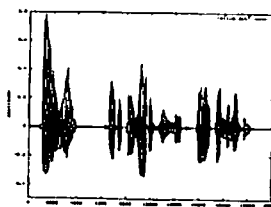


図3:線形化前の波形

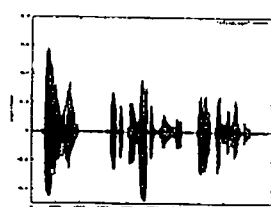


図4:線形化後の波形

次に同じ条件で[9]~[11]の線形化手法との比較を行なった。評価は4.1に示すSIRで行なう。従来法でもある程度の線形化はできているが、提案法では学習がより進み大きなSIRの改善が見られる。

3.5 分離回路と結合した場合の動作

文献[12]において、分離回路と提案した線形化回路を結合して、回路全体の動作を解析した。縦続形BSSにおいては余分

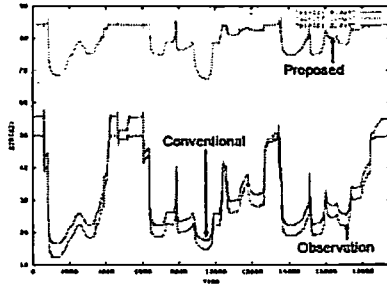


図 5: SIR の比較

な成分を消去するためにセンサ数が増加してしまうことが大きな問題であり、センサ数の削減が課題の1つに挙げられる。そこで、非線形成分、回路構成、センサ数を考慮しシステムの性能を調べた結果、次のようなことが分かっている。

3.5.1 回路構成と非線形成分の影響

信号分離の段階でグループ分離に成功しているが、歪みが大きくなるにつれて分離性能が低下している。後の線形化回路によって分離の結果に基づいて歪みが抑制されている。post-nonlinear混合モデルにおいては、センサ入力信号が信号の2次形式となっているため分離の前に線形化を行なう構成を適用できる。この「線形化→信号分離」構成を用いることによって分離回路に線形成分が入力される。このことから先に線形化を行なうことによって、非線形成分に影響されない良好な分離ができる。

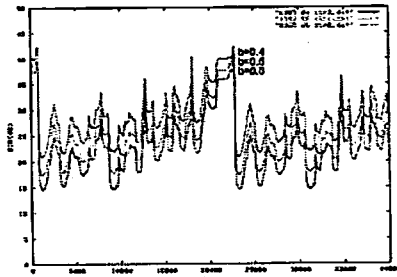


図 6: 「信号分離 → 線形化」の SIR

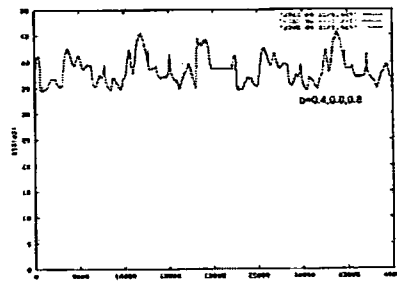


図 7: 「線形化 → 信号分離」の SIR

3.5.2 回路構成とセンサ数削減の影響

「信号分離 → 線形化」においては分離できない成分のために性能が落ちると考えられる。非線形成分が小さいときはセンサ数を少々削減しても分離特性に影響を与えないことがわかった。しかし非線形成分が大きいときはセンサ数を確保していても、分離の性能が落ち、そのため線形化の性能も下がっている。「線形化 → 信号分離」においては信号分離前に非線形成分を十

分に低減できるならば、センサ数が低減できると考えられる。分離前に線形化を精度良く行なうことができれば非線形成分に関係なくセンサ数を信号源の数まで削減しても良好な特性が得られる。

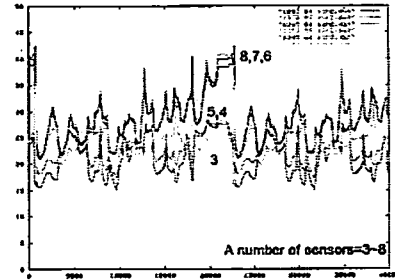


図 8: 「信号分離 → 線形化」 $b = 0.4$

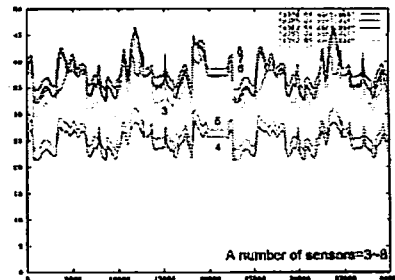


図 10: 「線形化 → 信号分離」 $b = 0.4$

4. センサー数と分離性能の関係—クロス項の大きさに着目した解析—

4.1 クロス項とセンサー数の関係

Post-nonlinearであれば、「線形化→信号分離」構成とすることにより、センサ数を信号源の数まで低減することが可能である [12]。しかし、一般の非線形混合を対象とした場合は「信号分離→線形化」構成が必要である。

「信号分離→線形化」構成では、信号源 s_i はグループ (s_i, s_i^2) に分離される。すなわち、クロス項 $s_i s_j, i \neq j$ がキャンセルされる。2.1 で述べたように、必要とされるセンサ数も信号源 s_i のクロス項 $s_i s_j, i \neq j$ をキャンセルする条件から決まり、信号源の数を N とし、非線形関数を2次とすると式 (1) で与えられる [9]-[11]。しかし、クロス項が小さい場合は分離性能の許容範囲でセンサ数を低減できる。本節では、種々の要因とクロス項の大きさの関係に着目して、センサ数と分離性能の関係を解析する。

クロス項の大きさは次の条件から決まる。

- (1) 信号の大きさ
- (2) 混合過程の伝達係数
- (3) 非線形関数における2次項の係数
- (4) 学習の進捗状況

信号が小さいと線形成分 s_i, s_j に比べてクロス項 $s_i s_j, i \neq j$ がさらに小さくなり、クロス項の影響が少なくなりセンサー数が低減できる。混合過程の伝達係数は u_j における信号成分の割合を表している。例えば、 u_j に入力する経路の伝達係数のばらつきが小さい場合は線形項に対してクロス項が大きくなる。非線形関数 $F_j(\cdot)$ の2次項の係数が大きいとクロス項も大きくなる。学習の進捗状況とクロス項の関係については、学習が進むと主信号グループ (s_i, s_i^2) のパワーが他の成分 ($s_j, s_j^2, i \neq j$) のパワーよりも相対的に大きくなる。センサー数が少ない場合はクロス項のキャンセルはできないが、そのパワーが小さい場合には信号源のグループ分離においてセンサー数による差が小さくなる。

4.2 シミュレーション条件

混合過程の設定

混合過程の伝達係数としては分離が容易な場合と難しい場合の2種類を用いた。各々を混合行列の形で表1と表2に示す。

表1 分離が容易な混合行列-8センサー-

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8
s_1	1.00	0.89	0.70	0.55	0.44	0.37	0.31	0.27
s_2	0.49	0.62	0.80	0.97	0.97	0.80	0.62	0.49
s_3	0.27	0.31	0.37	0.44	0.55	0.70	0.89	1.00

表2 分離が容易な混合行列-3センサー-

	x_1	x_2	x_3
s_1	1.00	0.49	0.27
s_2	0.49	1.00	0.49
s_3	0.27	0.49	0.10

表3 分離が難しい混合行列-8センサー-

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8
s_1	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80	0.75	0.70	0.65
s_2	0.80	0.85	0.90	0.95	0.95	0.90	0.85	0.80
s_3	0.65	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00

表4 分離が難しい混合行列-3センサー-

	x_1	x_2	x_3
s_1	1.00	0.80	0.65
s_2	0.83	1.00	0.83
s_3	0.65	0.80	1.00

信号レベルの設定

線形成分と非線形成分の分布の様子を図11, 12に示す。線形成分に比べて非線形成分は約1/2である。

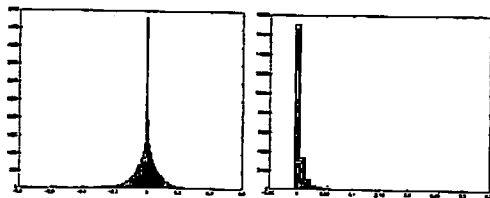


図11:線形成分の分布

図12:非線形成分の分布

分離回路の初期値

一般に、信号源とセンサーの数が異なるため分離行列は長方形となるが、その初期値は単位行列に近い形とした。

4.3 シミュレーションと考察

分離が容易な混合過程

図13に学習曲線を示し、図14に学習回数が230000回するときのSIRを示す。図13から分かるように、学習初期の段階ではセンサー数が多い方が誤差が小さくなっている。しかし、学習が進むにつれてセンサー数による差は小さくなり、最後にはほぼ同じになっている。図14のSIRもほぼ同じになっている。センサー数が3個の場合は、信号源のグループ分離によってクロス項をキャンセルすることはできないが、分離が進むことにより主信号源のグループのパワーが他の成分(干渉信号)に比べて大きくなり、相対的に他の成分(誤差成分)を下げることになる。学習後の分離行列について、8センサーの場合を表5に、3センサーの場合を表6に示す。全体としてよく一致している。今回のシミュレーションでは、表1, 2に示す混合行列を使用しているが、3センサーの方が、主成分の伝達係数に比べて干渉成分の伝達係数がかなり小さくなっており、分離しやすい条件になっている。このことも含めて評価する必要がある。このような条件はセンサーを離して設置することにより実現できる。

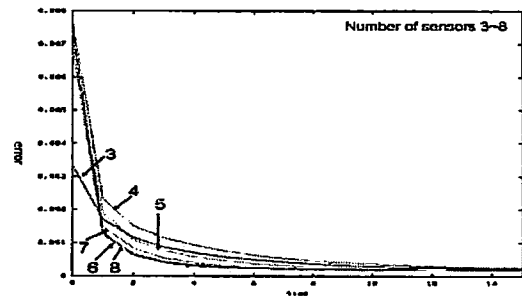


図13:学習曲線 分離容易な場合

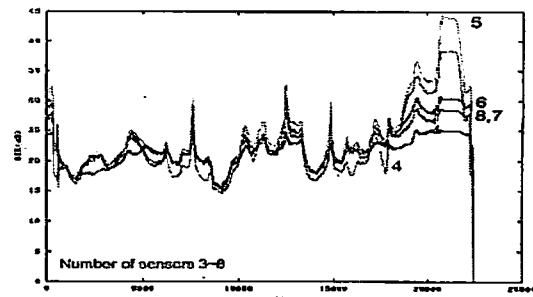


図14:SIR 分離容易な場合

表5 学習後の分離行列-8センサー-

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8
z_1	1.80	1.35	0.49	-1.19	-1.62	-0.36	0.06	0.08
z_2	-1.27	-0.95	-0.01	2.20	2.20	-0.01	-0.95	-1.27
z_3	0.15	0.11	-0.35	-1.67	-1.26	0.48	1.36	1.81

表 6 学習後の分離行列－3センサー－

	x_1	x_2	x_3
z_1	1.42	-0.97	-1.36
z_2	-0.83	1.75	-0.82
z_3	-0.12	-0.98	1.42

分離が難しい混合過程

図 15 に学習曲線、図 16 に学習回数 460000 回における SIR を示す。この場合は、一つのセンサー x_j に入る主信号（レベルが最も高い）と他の信号（干渉成分）のパワーが接近しており、クロス項も比較的大きな値をとる。3 センサーの場合は学習が進んでも、クロス項が抑制されないために誤差も低減できない。また、図 15 に示すように、SIR においてもセンサー数が少ない場合は特性が劣化している。学習後の分離行列を表 7、8 に示す。傾向としては類似しているが、3 センサーのときほど一致していない。

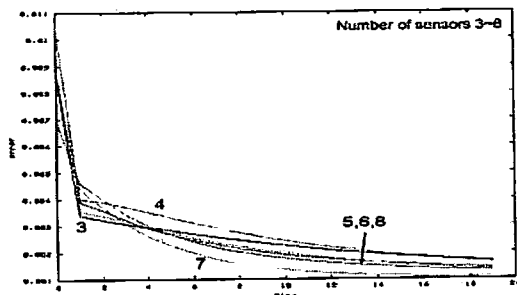


図 15: 学習曲線 分離困難な場合

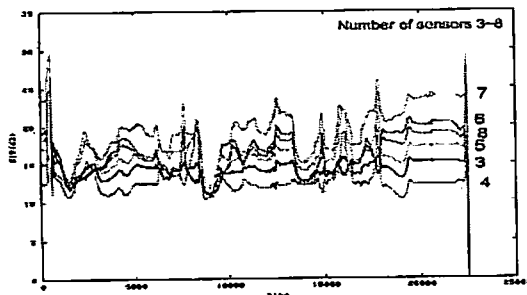


図 16: SIR 分離困難な場合

表 5 学習後の分離行列－8センサー－

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8
z_1	1.80	1.35	0.49	-1.19	-1.62	-0.36	0.06	0.08
z_2	-1.27	-0.95	-0.01	2.20	2.20	-0.01	-0.95	-1.27
z_3	0.15	0.11	-0.35	-1.67	-1.26	0.48	1.36	1.81

表 6 学習後の分離行列－3センサー－

	x_1	x_2	x_3
z_1	1.42	-0.97	-1.36
z_2	-0.83	1.75	-0.82
z_3	-0.12	-0.98	1.42

センサー数に対する考察

縦続形 BSS では、初段の信号分離で信号源 s_i のグループ (s_i, s_i^2)

分離を行う。これは、クロス項 $s_i s_j, i \neq j$ をキャンセルすることに相当する。その為には、センサー数を増やす必要がある。しかし、実際の使用環境下でマイクを離しておくことができれば、センサー数を信号源数に近い数に設定できる。しかし、センサー数が少ない場合は学習に時間がかかるという問題もある。

5. まとめ

非線形混合過程に対する縦続形 BSS において、線形化回路の新しい学習法を提案し、分離特性と非線形歪み抑制が大幅に改善できた。さらに、センサー数と分離性能の関係を解析し、観測信号において、主信号/干渉信号が 2 倍以上である場合はセンサー数を信号源数と同じまで低減できることを確認した。今後は、非線形歪み込み混合における BSS に本方式を適用して有効性を確認する。

本研究の一部は科学研究費補助金（基盤研究 (C)17560335）による。

文 献

- [1] 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.
- [2] P.Comon, C.Jutten and J.Herault, "Blind separation of sources, Part I: Problems statement", Signal Processing, 24, pp.11-20, 1991.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] A.Koutrass, "Blind separation of non-linear convolved speech mixtures", IEEE Proc. ICASSP'2002, Orlando, Florida, pp.913-916, May 2002.
- [6] A.Ziehe, M.Kawanabe, S.Harmeling and K.R.muller, "Blind separation of post-nonlinear mixtures using Gaussianizing transformations and temporal decorrelation", Proc. ICA'03, Nara, pp.269-274, April 2003.
- [7] R.M.Clements, S.H.Mellado, J.I.Acha, F.Rojas and C.G.Puntono, "MLP-based source separation for MLP-like nonlinear mixtures", Proc. ICA'03, Nara, pp.155-160, April 2003.
- [8] S.Amori, T.Chen and A.Cichocki, "Stability analysis of learning algorithms for blind source separation", Neural Networks, vol.10, no.8, pp.1345-1351, 1997.
- [9] 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.
- [10] T.Nishiwaki, K.Nakayama, A.Hirano, "A blind source separation cascading separation and linearization for low-order nonlinear mixtures", IEEE Proc. ICASSP2004, Montreal, pp.V-569-572, May 2004.
- [11] 西脇 賢之, 中山 謙二, 平野 晃宏 "グループ分離と線形化による非線形 BSS における収束性解析", 第 19 回信号処理シンポジウム, 山梨, 2004.11
- [12] 竹多 裕也, 中山 謙二, 平野 晃宏 "非線形混合過程に対する縦続形 BSS における線形化処理の改善と動作解析", 第 21 回信号処理シンポジウム, 京都, 2006.11