

博士学位論文

信号の性質を保存するブラインド信号分離と  
ブラインド信号抽出に関する研究

吉原 翼

九州工業大学大学院 生命体工学研究科 脳情報専攻

2010年3月

# 目次

<b>第 1 章 序論</b>	1
1.1 背景	1
1.2 研究目的	4
1.3 論文構成	4
<b>第 2 章 問題設定</b>	6
2.1 数学的な表記や記号	6
2.2 ブラインド信号分離	7
2.2.1 混合過程と分離過程	7
2.2.2 ブラインド信号分離の任意性	9
<b>第 3 章 信号の性質を保存するブラインド信号分離</b>	10
3.1 正規化の原理	10
3.2 最小歪原理	10
3.3 提案手法のその他の特徴	13
3.4 最小歪拘束 (minimal distortion constraint): $\mathbf{G} = \mathbf{I}$ の場合	15
3.5 線形拘束 (linear constraint): $\mathbf{G} = \mathbf{e}\mathbf{f}^T$ の場合	18
3.6 線形拘束を満たす FIR フィルタ	20
3.7 線形拘束の実現と分離アルゴリズム	26

3.8 シミュレーション .....	30
3.8.1 評価方法 .....	30
3.8.2 シミュレーション条件と結果 .....	30
3.9 まとめ .....	31
Appendix A. (3.10)の導出 .....	33
<b>第4章 信号の性質を保存するブラインド信号抽出</b> .....	<b>35</b>
4.1 ブラインド信号抽出 .....	35
4.2 抽出器への拘束 .....	36
4.3 信号の性質を保存するブラインド信号抽出アルゴリズム .....	39
4.4 アルゴリズムの実現 .....	45
4.5 シミュレーション .....	47
4.5.1 評価方法 .....	47
4.5.2 シミュレーション条件と結果 .....	47
4.6 まとめ .....	48
Appendix B. $\mathbf{D}(z)$ と(4.7)の導出 .....	50
<b>第5章 音声信号を対象とした実験</b> .....	<b>52</b>
5.1 マイクロフォンの性能 .....	53
5.2 ハイパスフィルタ(HPF)の適用 .....	57
5.2.1 導出 .....	57
5.2.2 完全な逆フィルタが存在する HPF .....	60
5.3 実験 .....	62

5.3.1	実験の流れ	62
5.3.2	評価方法	63
5.3.3	実験環境	63
5.3.4	実験条件	65
5.3.5	学習係数の設定	68
5.4	実験結果と考察	70
5.5	初期値による実験結果の違い	101
5.6	計算時間	102
5.7	まとめ	103
<b>第6章 結論</b>		<b>104</b>
参考文献		107
謝辞		108

# 第1章 序論

## 1. 1 背景

現代社会と信号は密接に結びついている。身近なところでは、テレビ、インターネットあたりであろう。また、学問の分野でも、信号はデータとして扱われる。

これらデータは、学問の中でも工学の分野で応用され、データを多変量のもののみなし解析を行う。多変量解析の分野ではそれらを整理し、構造を明らかにするために、これまでさまざまな手法が提案され、これらが研究されていく中で、独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)[1-6]という新手法が注目を集め始めた。

独立成分分析とは、混ぜ合わさった信号が観測されたときにこれを分離する手法である。大勢の人が同時に話しているときにその中から特定の人の声を抽出する方法、携帯電話などで多数の電波がゆがんで混線しても、それらを復元する方法、さらに脳波や脳磁波などを脳の外部で観測して、脳の内部に発生している信号を分離して捕らえるなど、様々な用途が考えられる。画像処理もその一つである。工学系だけでなく、例えば、ドキュメントのデータベースから経済指標や、計量心理学的測定値などまで含まれる。独立成分分析の応用例が[7-9]で見られる。また、独立成分分析は、信号空間の物理的な大きさではなく、独立性という指標を用いているため、信号の見かけの大きさに惑わされることがない。独立成分分析の魅力といえる。

上述の独立成分分析の一例は、カクテルパーティ効果と呼ばれる、聴覚系の能力と関係しており、独立成分分析は、カクテルパーティ効果を工学的に実現する方法の一つで説明されることもある。人間は、パーティ会場のように音楽や人々が行きかう音、周囲の話し声、あるいは物同士の衝撃音など、様々な音が重なり合った喧噪の中であっても、周囲の雑音に煩わされることなく、会話することができる。つまり、人間は重なり合った複数の音の中から特定の音を選択的に識別する能力を持っている。これがカクテルパーティ効果であり、古くからの研究対象となっている。音声为例に挙げると、我々が受け取る音声信号というのは、音の発生源から耳に届くまでの微妙な音響路の差によって、左右の耳でわずかながら異なる。このため、音響路の伝達特性を表す物理的なモデルを推測することによって、左右の音の差異から原音を再現する純粋に工学的な信号処理の問題として取り扱うことができる。しかし、独立成分分析はこれらの情報を使わずとも、信号の統計的性質のみで実現することが可能である。

独立成分分析は、その問題設定や前提条件、また、用いる分野に応じて”Blind Source Separation”, “Blind Source Extraction”, “Blind Equalization”, “Blind Deconvolution”, “Blind

Beamforming”など、さまざまな用語で表現される。本論文では、ブラインド信号分離と、ブラインド信号抽出を取り扱い、原信号は音声信号を対象とする。

一般に、信号数  $N$  の原信号が混合過程を経て  $N$  個のセンサによって観測されたときに、観測信号から原信号を復元するための方法として次の2つが考えられる。

- (1) 総ての原信号を分離する
- (2) 1つの原信号のみ抽出する

(1)の場合は、ブラインド信号分離(Blind Source Separation, BSS)と呼ぶ。ブラインド信号分離とは、複数の信号源において、互いに統計的に独立な信号が発生している状態で、それらが混ざり合った信号が複数のセンサによって観測されているとき、それらから元の信号(これを原信号と呼ぶことにする)を復元する方法である。この手法を用いて、観測された信号を分離器と呼ぶ変換行列に通し、出力信号が原信号と同じになるようにすることが目的である。前提として、原信号が互いに統計的に独立であるという条件があるため、分離器の出力も互いに独立になるように分離器を決定する。この場合における求める分離器のパラメータ数は  $N^2$  個となる。

一方、(2)はブラインド信号抽出(Blind Source Extraction, BSE)と呼び、このときは抽出に必要なパラメータは  $N$  個のみでよい。従って、ブラインド信号分離に比べて計算時間の短縮が可能となる。実環境において、例えばカーナビゲーションの音声認識システムに組み込む場合のような、複数のノイズの中から運転者の音声のみを取り出す、というようなケースはブラインド信号抽出の方が適しているといえる。また、通常、原信号に関する情報は全くないため、原信号の次元の大きさ、つまり原信号の個数がわからない。そのため、原信号の次元が観測信号の次元より小さい場合も考えられ、このような状況ではブラインド信号抽出が有用である。このとき、独立成分を順々に抽出していくことも考えられる。これは減次法(deflation)[10] と呼ばれる。

ブラインド信号分離やブラインド信号抽出において、事前情報として与えられるのは観測信号のみであるが、観測信号の混ざり方は2種類に分けられ、それらによって分離の難易度が異なる。信号の混ざり具合、つまり混合過程といわれるものには、瞬時混合(instantaneous mixture)と畳み込み混合(convolutive mixture)がある。前者は、信号源から観測点への伝播に時間的な遅れがないものを指す。モデルとしては最も単純であるため、多くのアルゴリズムはこのモデルを基本として考えられている。信号の伝播が実質無視できるほど短く、観測値が原信号の線形和であると考えられる問題のモデルであり、実問題の例としてMEG, fMRIなどの解析、あるいは通信路における混信(cross-talk)除去の問題等が考えられる。畳み込み混合は瞬時混合とは異なり、信号源から観測点への伝播に時間的な遅れが生じるものである。このモデルは音声信号などの混合を考えるためには実際的なもの

であり、上で述べたカクテルパーティ効果を模した音声の分離などでよく用いられる。前者は、後者の特別な場合であると考えられることができるため、本論文では後者の混合過程を取り扱う。

2 種類の混合過程に対するブラインド信号分離の方法はこれまでも提案されてきている[11-18]。混合過程が畳み込みの場合、時間領域から周波数領域に変換することで、畳み込み混合は各周波数成分における瞬時混合として考えることができ、演算が容易になる。ブラインド信号抽出においても、周波数領域で最初に総ての信号を分離し、その後センサの位置情報を基にして目的音のみを抽出するという2段階構成で求める方法が提案されている[19-22]。しかし、今回提案するブラインド信号抽出に関する提案手法は周波数領域では厳密には求まらない。これはブラインド信号分離が持つ任意性、すなわち順列の任意性と線形フィルタの任意性に起因する。ブラインド信号分離、ブラインド信号抽出の両者共に、時間領域で解く場合は順列の任意性は単に信号が並び替わっているだけのため、さほど問題にはならない。一方、周波数領域で解く場合、順列の任意性は周波数成分が入れ替わることを意味しており、分離アルゴリズムを適用したのちに周波数成分を統合する必要がある。しかし、ブラインド信号抽出を周波数領域で解こうとしても、抽出した信号以外の信号は混合されたままであるため、抽出した信号とそれ以外の周波数成分が入れ替わっていると、正しく抽出されたことにはならない。本論文ではこのような周波数領域での問題を避けるために、完全な時間領域上でのブラインド信号分離とブラインド信号抽出について示す。時間領域における方法では、周波数成分の入れ替わりの問題を考える必要がないため、リアルタイムに適しているという利点を持つ。

これまでのブラインド信号分離に関する研究では、分離精度の向上や分離するまでの時間の短縮化に焦点を当てるが多かった。代表的な解法として最尤法があるが、これは出力信号の確率密度関数が、原信号の確率密度関数にできるだけ近くなるように分離器を求めるというものである。また、原信号を i.i.d. (independently and identically distributed) とし、分離器の出力の分散が一定となるように分離器を正規化することで、上記で述べた任意性を除去していた[23]。しかし、音声信号に対してこの方法を用いると、無音区間まで正規化されてしまう。加えて、音声信号は一般的に相関を持っているが、正規化を行った分離器の出力は時間的にも空間的にも独立になってしまい、もともとセンサに入ってきた音と異なる音が出力される。このことは分離の前後で信号の性質が変わることを意味する。信号の性質が変わってしまうと、ブラインド信号分離の応用として考えられる音声認識の前処理において、認識率が劣化することが懸念される。

この問題はブラインド信号抽出においても同様に考えられることである。しかしながら、これまでのブラインド信号抽出に関する研究においても、信号の性質には着目されてこなかった。従来 of ブラインド信号抽出の方法では、尖度の最大・最小化に基づく方法が一般的であるが[24-26]、この方法ではブラインド信号分離と同様に、音声信号に対しては時空

間的に独立になってしまうため、信号の性質が変わってしまう。

上述の問題に対して、信号の性質に着目したブラインド信号分離が提案された[27]。これは、従来の任意性の除去とは異なる方法として Matsuoka らによって提案された。この方法では、非線形な拘束であり実現が困難になるため、さらに改良されたものが[28, 29]で提案された。本論文ではまず、それらの方法をより簡潔にしたブラインド信号分離アルゴリズムを示す。また、[27-29]で示された方法は、ブラインド信号抽出に対しても同様に適用できると考えられるため、信号の性質を保存するブラインド信号抽出方法も提案する。

## 1. 2 研究目的

本論文では、信号の性質を保存するブラインド信号分離とブラインド信号抽出の方法を提案する。本研究では音声信号を対象とするため、提案手法は音質を保存することになる。提案手法は次の特徴を持つ。

1. いずれの提案手法も完全な時間領域の方法である。従って、周波数領域で生じる周波数成分の入れ替わりの問題を考える必要がないため、提案アルゴリズムはリアルタイム処理に適している。
2. いずれの提案手法も信号の性質に着目したアルゴリズムである。これまで提案されてきたアルゴリズムを音声信号に適用した場合、出力信号が時間的に独立になってしまうため、信号の性質（音質）が変わってしまうという問題があった。提案手法は、センサに入ってくる信号をそのまま復元する。つまり、信号の性質（音質）を保存する。
3. ブラインド信号抽出に関して、計算すべき抽出器のパラメータの数が $2(N-1)$ であり、通常ブラインド信号分離において求めるべきパラメータの数に比べて少なくなる。
4. 提案アルゴリズムによって得られた分離器および抽出器は、原信号に依存しない構成になっているため、原信号の非定常性に影響されない。

## 1. 3 論文構成

次章以降、本論文は6章で構成される。各章の詳細は以下の通りである。

第2章では、ブラインド信号分離について、問題を定式化する。取り扱う混合過程と分離過程のシステム構成について示す。また、原信号と定義される信号には2つの任意性があり、これらについても説明する。

第3章では、信号の性質を保存するブラインド信号分離について述べる。信号の性質を保存するということは、分離による信号の歪みをなくすことであり、これはセンサ位置に

おける信号を復元することになる。ここでは、歪みの定義と、センサ位置における信号の復元方法を述べ、シミュレーションから提案手法の有用性を示す。

第 4 章では、前章の考えをブラインド信号抽出へ適用、つまり、信号の性質を保存するような抽出器について述べる。これは第 3 章で示されたように、信号の性質を保存するような拘束をブラインド信号抽出へも適用する。最後に、シミュレーションから提案手法の有用性を示す。

第 5 章では、前章までに提案したブラインド信号分離とブラインド信号抽出の方法を実際の音声に対して適用し、精度の面から実用性を検証し、両者のアルゴリズムの計算時間の違いについても検証する。

第 6 章で本論文を総括し、本研究によって得られた成果について纏める。

## 第2章 問題設定

### 2.1 数学的な表記や記号

以下の章で使用される数学的な表記や記号について説明する。行列  $\mathbf{X}$  及び伝達関数行列

$\mathbf{X}(z) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{X}_k z^{-k}$  は常に正方行列とし、 $z^{-k}s(t) = s(t-k)$  と定義する。また、 $\mathbf{X}(z)$  の係数  $\mathbf{X}_k$  の

要素は全て実数とする。

- $\mathbf{X}(z)$  に対応した周波数伝達関数  $\mathbf{X}(e^{2\pi jf})$  を  $\tilde{\mathbf{X}}(f)$  と書く。 $\tilde{\mathbf{X}}(f)$  が全ての周波数  $f$  に対して正則であれば、 $\mathbf{X}(z)$  は正則であるという。
- 行列  $\mathbf{X}$  の共役転置行列は  $\mathbf{X}^H$  で示される。同様に伝達関数行列  $\mathbf{X}(z)$  では  $\mathbf{X}^H(z) \triangleq \mathbf{X}^T(z^{-1})$  となる。
- $\text{tr}\mathbf{X}$  は行列  $\mathbf{X}$  の対角成分の和を表す。
- $\|\mathbf{x}\|$  はベクトル  $\mathbf{x}$  のユークリッド・ノルムを示す。
- 行列  $\mathbf{X}$  のフロベニウス・ノルムは  $\|\mathbf{X}\| \triangleq (\text{tr}\mathbf{X}\mathbf{X}^H)^{1/2}$  と定義される。伝達関数  $\mathbf{X}(z)$  のノルムも  $\|\mathbf{X}(z)\| \triangleq (\sum_{k=-\infty}^{\infty} \|\mathbf{X}_k\|^2)^{1/2}$ 、もしくは  $\|\mathbf{X}(z)\| \triangleq (\int_{-1/2}^{1/2} \|\mathbf{X}(f)\|^2 df)^{1/2}$  と定義される。
- $\text{diag}\{d_1, \dots, d_N\}$ ,  $\text{diag}\{d_i\}$ ,  $\text{diag}\{\mathbf{d}\}$  ( $\mathbf{d} = [d_1, \dots, d_N]$ ) は  $d_1, \dots, d_N$  を対角要素に持つ対角行列を示す。 $\text{diag}\mathbf{X}$  は行列  $\mathbf{X}$  の非対角成分をすべて0とした行列である。 $\text{off-diag}\mathbf{X}$  は行列  $\mathbf{X}$  の対角成分をすべて0とした行列である。

## 2. 2 ブラインド信号分離

本章では、ブラインド信号分離の問題を定式化する。信号の混合過程は、前述のように瞬時混合と畳み込み混合に分けられるが、前者は後者の特別な場合と考えられるので、以降は畳み込み混合について進める。

### 2. 2. 1 混合過程と分離過程

互いに統計的に独立な  $N$  個の信号(原信号)を  $s_i(t)$  ( $i=1, \dots, N; t$ は離散時刻), そのベクトル表示を  $\mathbf{s}(t) \triangleq [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$  とし, それらの混合信号が  $N$  個のセンサによって観測される状況を考える。また, 原信号は上述の仮定以外にも, 全ての原信号  $s_i(t)$  は平均値が  $0$  であることも仮定される。ただし, 平均値が  $0$  でない場合は補正をすることができる。それは以下の通りである。

線形性から混合過程と平均値が交換可能であるから

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{x}} &= E[\mathbf{A}\mathbf{s}(t)] = \mathbf{A}E[\mathbf{s}(t)] = \mathbf{A}\bar{\mathbf{s}} \\ \mathbf{x}(t) - \bar{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}(\mathbf{s}(t) - \bar{\mathbf{s}})\end{aligned}$$

が成り立つので, 観測信号の平均値の推定量として, 標本平均

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \mathbf{x}(t)$$

を用いることで平均値が  $0$  となるように補正した  $\mathbf{x}'(t) = \mathbf{x}(t) - \bar{\mathbf{x}}$  を新しい観測信号と考えることができ, これに対応する原信号  $\mathbf{s}'(t) = \mathbf{s}(t) - \bar{\mathbf{s}}$  の平均値は  $0$  とすることができる。従って, このような補正によって一般の信号は平均  $0$  という仮定を満たすことができるので, 一般性を失うことなく平均値を  $0$  として扱うことができる。

総ての観測信号  $x_i(t)$  が線形な混合過程  $\mathbf{A}(z)$  によって与えられると仮定すると

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{\tau} \mathbf{A}_{\tau} \mathbf{s}(t - \tau) = \mathbf{A}(z) \mathbf{s}(t) \tag{2.1}$$

と表される。ここで,  $\mathbf{A}(z) \triangleq \sum_{\tau=0}^{\infty} \mathbf{A}_{\tau} z^{-\tau}$  とする。通常の定式化では, 観測信号の次元は原信

号の次元より大きい、つまり原信号と同じ数かあるいは原信号の数以上の異なった地点で観測が同時に行えることを仮定する。しかし、本論文では不要な混乱を避けるためと、議論を簡潔にするために、観測するセンサの数と原信号の数は一致するものとする。これは、混合過程、分離過程を用いて原信号、観測信号、および復元された信号の関係を議論しやすくするためである。さらに、混合過程、分離過程は行列で表されるためにその逆行列が計算上必要になり、逆行列が存在するためには対象とする行列が正則な正方行列でなくてはならず、そのためには少なくとも観測信号と原信号の次数が一致していなくてはならない。

また、分離過程から得られた出力を  $\mathbf{y}(t) \triangleq [y_1(t), \dots, y_N(t)]^T$  とすると

$$\mathbf{y}(t) = \sum_{\tau} \mathbf{W}_{\tau} \mathbf{x}(t - \tau) = \mathbf{W}(z) \mathbf{x}(t) \quad (2.2)$$

となる。混合過程が予め分かっていたら、 $\mathbf{W}(z) = \mathbf{A}^{-1}(z)$  であり、 $\mathbf{y}(t) = \mathbf{s}(t)$  となるので原信号は復元される。しかし、ブラインド信号分離の目的は  $\mathbf{A}(z)$  が未知の条件の下で、観測信号  $\mathbf{x}(t)$  のみから、 $\mathbf{y}(t) = \mathbf{s}(t)$  となる  $\mathbf{W}(z)$  を求めることである。また、インパルス応答  $\{\mathbf{W}(z)\}$  は一般的には非因果的 ( $\mathbf{W}_{\tau} \neq \mathbf{0} \ (\tau < 0)$ ) である必要がある。非因果的な問題は、 $\mathbf{W}(z)$  を、原信号が十分長い時間遅れで復元されるように設計することで設計される。つまり、

$\mathbf{W}(z) \triangleq \sum_{\tau} \mathbf{W}_{\tau} z^{-\tau}$  とすればよいことになる。

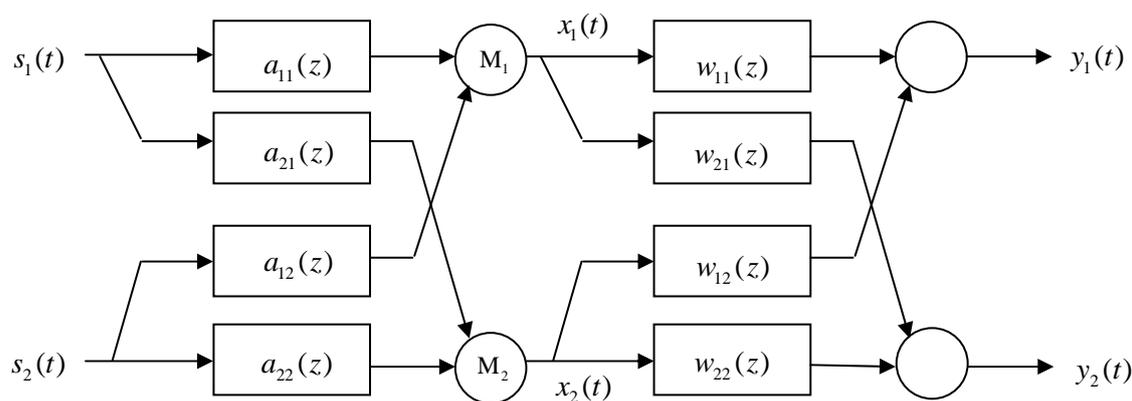


Fig. 2.1. The model of blind source separation.

## 2. 2. 2 ブラインド信号分離の任意性

本質的に、ブラインド信号分離には2種類の任意性が存在する。ひとつは、原信号の順序付けの任意性であり、もうひとつは線形フィルタの任意性である。混合過程が畳み込みとなっている場合は後者の任意性が非常に重要となる。つまり  $\mathbf{s}(t)$  が原信号であるなら、任意の線形フィルタをかけられた信号  $\tilde{\mathbf{s}}(t)$  も原信号と考えてよい。

$$\tilde{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{P} \sum_{\tau} \mathbf{D}_{\tau} \mathbf{s}(t - \tau) = \mathbf{P} \mathbf{D}(z) \mathbf{s}(t) \quad (2.3)$$

ここで  $\mathbf{P}$  は任意の順列行列であり、信号の入れ替わりに相当する。 $\mathbf{D}(z)$  は正則な対角行列であり、線形フィルタに相当する。独立な信号を何倍しても独立な信号であるため、 $\tilde{\mathbf{s}}(t)$  も原信号と考えられる。このことから、原信号は  $\mathbf{s}(t)$  と  $\tilde{\mathbf{s}}(t)$ 、混合過程は  $\mathbf{A}(z)$  と  $\mathbf{A}(z)\mathbf{P}\mathbf{D}(z)$  を区別することはできない。これは、ブラインド信号分離において、原信号が互いに独立であるという情報しかないためにほかならない。そこで、どのようにして任意性を取り除くか、つまり、どのようにして分離器を正規化するかが、音声信号のブラインド信号分離においては重要である。

## 第3章 信号の性質を保存するブラインド信号分離

ここでは、信号の性質を保存するブラインド信号分離として、分離器の正規化について述べる。前述のように、ブラインド信号分離における2つの任意性問題のうち、線形フィルタに関する任意性問題を解決することが音声信号に対するブラインド信号分離においては重要である。

### 3.1 正規化の原理

次に示すものを有効な分離器と呼ぶ。

$$\mathbf{W}(z) = \mathbf{D}(z)\mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \quad (3.1)$$

ここで、 $\mathbf{D}(z) = \text{diag}\{d_1(z), \dots, d_N(z)\}$ である。分離器が有効であるとき、原信号から分離器の出力の全体の伝達関数 $\mathbf{W}(z)\mathbf{D}(z)$ は順列を伴った対角行列 $\mathbf{D}(z)\mathbf{P}^T$ となる。従って、

$$y_i(t) = d_i(z)s_{\sigma(i)}(t) \quad (3.2)$$

となり、原信号に任意の線形変換がなされたものが分離器の出力となる( $\sigma(1), \dots, \sigma(N)$ は $\mathbf{P}$ に対応する1から $N$ の順列を表す)。

### 3.2 最小歪原理

$\mathbf{D}(z)$ の任意性を取り除く方法は様々である。よく知られている方法に、次式を満足するような $\mathbf{W}(z)$ を決定する方法がある。

$$E[\varphi(y_i(t))y_i(t-\tau)] = \delta(\tau) \quad (3.3)$$

ここで、 $\varphi(\cdot)$ は原信号の非ガウス性に関連した非線形関数である。(3.3)式を満足する $\mathbf{W}(z)$ より得られた出力信号 $y_i(t)$ は $E[\varphi(y_i(t))y_i(t-\tau)] = 1$ で決定された振幅を持つi.i.d.信号となるが、このような正規化の手法の場合、 $s_i(t) = 0$ のところでも正規化されてしまうため、 $\mathbf{D}(z)$ が無限に大きくなってしまふ。つまり、非定常な信号に対して分離器のパラメータが

時間変動し、ある不安定性を引き起こしてしまう。

それに対して、ここで述べる正規化の種類は実際の応用において非常に自然であり、かつ、有用である。原理を以下に示す。

“有効な分離器のうち、 $Q(\mathbf{W}(z))$  が局所的に最小となるものを選ぶ”

$$Q(\mathbf{W}(z)) = E \left[ \|\mathbf{y}(t) - \mathbf{G}\mathbf{x}(t)\|^2 \right] \quad (3.4)$$

$\mathbf{G}$  は  $N \times N$  の設計者によって与えられる非正則な行列であり、まれの場合もある。提案原理は  $\mathbf{G} = \mathbf{I}$  の場合の特別な場合において理解できる。この場合、 $Q(\mathbf{W}(z))$  は  $\mathbf{y}(t)$  と  $\mathbf{x}(t)$  の 2 乗平方差であり、それは分離器によって信号に歪みが発生すると考えられる。従って、歪みは以下で定義される。

$$y_i(t) - a_{ii}(z)s_i(t) \quad (3.5)$$

この原理は、有効な分離器のうちで、最小の歪みを受ける分離器であることを主張しているが、これは最小歪原理として文献[27]に記されている。

ここで  $Q(\mathbf{W}(z))$  の最小化について考えてみると、 $\mathbf{y}(z) - \mathbf{x}(z) = (\mathbf{D}(z)\mathbf{P}^T - \mathbf{G}\mathbf{A}(z))\mathbf{s}(z)$  より

$$\begin{aligned} Q(\mathbf{W}(z)) &= \int_{-\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} \text{tr} \left\{ \left( \tilde{\mathbf{D}}(f)\mathbf{P}^T - \mathbf{G}\tilde{\mathbf{A}}(f) \right) \right. \\ &\quad \left. \tilde{\mathbf{R}}(f) \left( \tilde{\mathbf{D}}(f)\mathbf{P}^T - \mathbf{G}\tilde{\mathbf{A}}(f) \right)^H \right\} df \\ &\triangleq q(\mathbf{D}(z), \mathbf{P}) \end{aligned} \quad (3.6)$$

従って、有効な分離器において、 $Q(\mathbf{W}(z))$  の最小化は  $\min_{\mathbf{P}} \min_{\mathbf{D}(z)} q(\mathbf{D}(z), \mathbf{P})$  と表せる。

そこでまず、 $\mathbf{D}(z)$  についての最小化を考える。式(3.6)において、 $\mathbf{P}^T\mathbf{P} = \mathbf{P}\mathbf{P}^T = \mathbf{I}$ 、さらに

$$\mathbf{R}(t, \tau) = E[\mathbf{s}(t)\mathbf{s}^T(t - \tau)] = \tilde{\mathbf{R}}(f) \text{ から}$$

$$\begin{aligned} q(\mathbf{D}(z), \mathbf{P}) &= \int_{-\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} \text{tr} \left\{ \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \mathbf{G}\tilde{\mathbf{A}}(f)\mathbf{P} \right) \mathbf{P}^T \tilde{\mathbf{R}}(f) \left( \tilde{\mathbf{D}}(f)\mathbf{P}^T - \mathbf{G}\tilde{\mathbf{A}}(f)\mathbf{P}\mathbf{P}^T \right)^H \right\} df \\ &= \int_{-\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} \text{tr} \left\{ \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \mathbf{G}\tilde{\mathbf{A}}(f)\mathbf{P} \right) \mathbf{P}^T \tilde{\mathbf{R}}(f) \left\{ \mathbf{P}^T \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \mathbf{G}\tilde{\mathbf{A}}(f)\mathbf{P} \right) \right\}^H \right\} df \end{aligned} \quad (3.7)$$

となる。また、式(3.7)において

$$\left\{ \mathbf{P}^T \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right) \right\}^H = (\mathbf{P}^T)^H \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right)^H = \mathbf{P} \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right)^H \quad (3.8)$$

であるから

$$q(\mathbf{D}(z), \mathbf{P}) = \int_{-1/2}^{1/2} \text{tr} \left\{ \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right) \mathbf{P}^T \tilde{\mathbf{R}}(f) \mathbf{P} \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right)^H \right\} df \quad (3.9)$$

となる。  $\mathbf{D}(z)$  と  $\mathbf{P}^T \tilde{\mathbf{R}}(f) \mathbf{P}$  が対角行列であるから、式(3.9)は次のように表される。

$$\begin{aligned} q(\mathbf{D}(z), \mathbf{P}) = & \int_{-1/2}^{1/2} \text{tr} \left\{ \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \text{diag} \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right) \right) \mathbf{P}^T \tilde{\mathbf{R}}(f) \mathbf{P} \left( \tilde{\mathbf{D}}(f) - \text{diag} \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right) \right)^H \right. \\ & \left. + \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \tilde{\mathbf{R}}(f) \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \right)^H - \text{diag} \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right) \mathbf{P}^T \tilde{\mathbf{R}}(f) \mathbf{P} \text{diag} \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right)^H \right\} df \end{aligned} \quad (3.10)$$

式(3.10)の導出方法を appendix A に示す。

従って、  $\tilde{\mathbf{D}}(f)$  についての  $q(\mathbf{D}(z), \mathbf{P})$  の最小化は  $\tilde{\mathbf{D}}(f) = \text{diag} \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right)$  である。また、

$\mathbf{D}(z) = \text{diag} \left( \mathbf{G} \mathbf{A}(z) \mathbf{P} \right)$  より  $\mathbf{A}(z)$  の正規化の仮定が導かれるため、  $\mathbf{W}(z)$  が次式で得られる。

$$\mathbf{W}(z) = \text{diag}(\mathbf{G} \mathbf{A}(z) \mathbf{P}) \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \quad (3.11)$$

次に、  $\mathbf{P}$  についての最小化を考える。

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{P}} \min_{\mathbf{D}(z)} Q(\mathbf{W}(z)) \\ & = \min_{\mathbf{P}} \min_{\mathbf{D}(z)} Q(\mathbf{D}(z) \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z)) \\ & = \min_{\mathbf{P}} \int_{-1/2}^{1/2} \text{tr} \left\{ \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \tilde{\mathbf{R}}(f) \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \right)^H - \text{diag} \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right) \mathbf{P}^T \tilde{\mathbf{R}}(f) \mathbf{P} \text{diag} \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right)^H \right\} df \end{aligned} \quad (3.12)$$

これは

$$\max_{\mathbf{P}} \int_{-1/2}^{1/2} \text{tr} \left\{ \text{diag} \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right) \mathbf{P}^T \tilde{\mathbf{R}}(f) \mathbf{P} \text{diag} \left( \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f) \mathbf{P} \right)^H \right\} \quad (3.13)$$

と等価である．ここで， $\tilde{\mathbf{R}}(f)=\mathbf{I}$ ， $\mathbf{G}=\mathbf{I}$ の単純な場合について考えてみる．そのとき，式(3.13)は次のようになる．

$$\begin{aligned} & \int_{-1/2}^{1/2} \left( \|\tilde{a}_{1\sigma(1)}(f)\|^2 + \dots + \|\tilde{a}_{N\sigma(N)}(f)\|^2 \right) df \\ &= \|\tilde{a}_{1\sigma(1)}(z)\|^2 + \dots + \|\tilde{a}_{N\sigma(N)}(z)\|^2 \end{aligned} \quad (3.14)$$

一般的に，これは異なる順列に対して異なる値をとるため， $Q(\mathbf{W}(z))$ の大域的な最適化を行うことが難しい．従って， $\mathbf{D}(z)$ についての最小化のみしか満足されず，順列の任意性は残る．

このとき分離器は式(3.11)によって次式に導かれる．

$$\begin{aligned} y_i(z) &= \left( \sum_{k=1}^N g_{ik} a_{k\sigma(i)}(z) \right) s_{\sigma(i)}(z) \\ &= \sum_{k=1}^N g_{ik} \left( a_{k\sigma(i)}(z) s_{\sigma(i)}(z) \right) \end{aligned} \quad (3.15)$$

ここで， $a_{1\sigma(i)}(z)s_{\sigma(i)}(z), \dots, a_{N\sigma(i)}(z)s_{\sigma(i)}(z)$ は $\sigma(i)$ 番目の原信号から生成される総てのセンサへの入力を表している．式(3.15)は $g_{i1}, \dots, g_{iN}$ によって重みを加えられた線形結合が $i$ 番目の分離器に出力されることを意味している．

### 3. 3 提案原理のその他の特徴

提案している原理に関して，これまで述べてきたこと以外に注目すべき点がある．式(3.6)～式(3.13)において， $\mathbf{s}(t)$ に関する項がない．つまり，有効な分離器は，原信号の統計的性質に無関係に得られる．このことから，有効な分離器は $\mathbf{A}(z)$ にのみ依存するといえる．従って，原信号が音声信号であっても，提案している分離器は混合過程が時不変である限り変化しない．

提案した正規化は混合過程のみに依存するため， $\mathbf{W}(z)$ への直接的な拘束として書き換えると

$$\text{diag}(\mathbf{G}\mathbf{W}^{-1}(z)) = \mathbf{I} \quad (3.16)$$

となる．証明を以下に示す．

(証明)

有効な分離器の定義より

$$\begin{aligned}\mathbf{W}(z) &= \mathbf{D}(z)\mathbf{P}\mathbf{A}^{-1}(z) \\ \text{diag}(\mathbf{G}\mathbf{W}^{-1}(z)) &= \text{diag}\left(\mathbf{G} \cdot \left(\mathbf{D}(z)\mathbf{P}^T\mathbf{A}^{-1}(z)\right)^{-1}\right)\end{aligned}\tag{3.17}$$

ここで， $(\mathbf{P}^T)^{-1} = \mathbf{P}$  であるから，上式は

$$\begin{aligned}\text{diag}\left(\mathbf{G} \cdot \left(\mathbf{D}(z)\mathbf{P}^T\mathbf{A}^{-1}(z)\right)^{-1}\right) &= \text{diag}\left(\mathbf{G} \cdot \mathbf{A}(z)\mathbf{P}\mathbf{D}^{-1}(z)\right) \\ \therefore & \\ \text{diag}(\mathbf{G}\mathbf{W}^{-1}(z)) &= \text{diag}(\mathbf{G} \cdot \mathbf{A}(z)\mathbf{P}\mathbf{D}^{-1}(z)) = \mathbf{I}\end{aligned}\tag{3.18}$$

を得る．さらに両辺に右側から  $\mathbf{D}(z)$  をかけると

$$\mathbf{D}(z) = \text{diag}(\mathbf{G} \cdot \mathbf{A}(z)\mathbf{P})\tag{3.19}$$

となる．

さらに，総ての  $\tau$  に対して次式を満たす．

$$\text{diag}E\left[(\mathbf{y}(t) - \mathbf{x}(t))\mathbf{y}^T(t - \tau)\right] = \mathbf{0} \quad (\tau = \dots, -1, 0, 1, \dots)\tag{3.20}$$

(証明)

$$\begin{aligned}\text{diag}E\left[(\mathbf{y}(t) - \mathbf{G}\mathbf{x}(t))\mathbf{y}^T(t - \tau)\right] &= \text{diag}E\left[\sum_k (\mathbf{D}_k\mathbf{P}^T - \mathbf{G}\mathbf{A}_k)\mathbf{s}(t - k) \sum_l \mathbf{s}^T(t - \tau - l)(\mathbf{D}_l\mathbf{P}^T)^T\right] \\ &= \text{diag} \sum_k \sum_l (\mathbf{D}_k\mathbf{P}^T - \mathbf{G}\mathbf{A}_k) E\left[\mathbf{s}(t - k)\mathbf{s}^T(t - \tau - l)\right] (\mathbf{D}_l\mathbf{P}^T)^T \\ &= \text{diag} \sum_k \sum_l (\mathbf{D}_k\mathbf{P}^T - \mathbf{G}\mathbf{A}_k) \mathbf{R}(\tau + l - k) (\mathbf{D}_l\mathbf{P}^T)^T \\ &= \text{diag} \sum_k \sum_l (\mathbf{D}_k\mathbf{P}^T - \mathbf{G}\mathbf{A}_k) \mathbf{R}(\tau + l - k) \mathbf{P}\mathbf{D}_l \quad (\tau = \dots, -1, 0, 1, \dots)\end{aligned}$$

よって

$$\text{diag} \sum_k \sum_l (\mathbf{D}_k \mathbf{P}^T - \mathbf{G} \mathbf{A}_k) \mathbf{R}(\tau + l - k) \mathbf{P} \mathbf{D}_l = \mathbf{0} \quad (3.21)$$

式(3.21)は時間領域のため、フーリエ変換を適用すると

$$\text{diag} (\tilde{\mathbf{D}}(f) \mathbf{P}^T - \mathbf{G} \tilde{\mathbf{A}}(f)) \tilde{\mathbf{R}}(f) \mathbf{P} \tilde{\mathbf{D}}(f) = \mathbf{0} \quad (3.22)$$

となり、式(3.22)より得た対角成分から、 $\tilde{\mathbf{D}}(f) = \text{diag}(\mathbf{G} \cdot \tilde{\mathbf{A}}(z) \mathbf{P})$ を得る。

### 3. 4 最小歪拘束(minimal distortion constraint): $\mathbf{G} = \mathbf{I}$ の場合

$\mathbf{G}$ は設計者によって決定される、と述べたが、その中でも自然なものとして $\mathbf{G} = \mathbf{I}$ 、つまり、 $\mathbf{W}(z) = \text{diag}(\mathbf{A}(z) \mathbf{P}) \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z)$ の場合を考える。このときの $\mathbf{W}(z)$ の拘束は次のように表される。

$$\text{diag}(\mathbf{W}^{-1}(z)) = \mathbf{I} \quad (3.23)$$

そして、このときの分離過程の出力は、分離を達成することを前提としているので、 $\mathbf{y}(z) = \mathbf{D}(z) \mathbf{P}^T \mathbf{s}(z)$ より

$$\mathbf{y}(z) = (\text{diag} \mathbf{A}(z) \mathbf{P}) \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{s}(z) \quad (3.24)$$

となる。つまり、出力 $y_i(z)$ が $a_{i\sigma(i)}(z) s_{\sigma(i)}(z)$ になることを意味し、 $a_{i\sigma(i)}(z) s_{\sigma(i)}(z)$ は他の原信号がないときに $i$ 番目のセンサで観測される $\sigma(i)$ 番目の信号である。そして、センサで観測される原信号は歪みを受けずに分離過程を通過する。ただし、この特性は音声信号や生物医学的なデータを観測した場合の分離において有用であるが、通信系には有用ではない。通信系では受信機で観測される信号を復元することが目的ではなく、送信機によって生成される信号を復元することが要求されるからである。

これまでに Herault と Jutten が、ブライント信号分離の研究においてフィードバック構造型の分離過程を考案している[30].

$$\mathbf{y}(z) = \mathbf{x}(z) - \mathbf{U}(z)\mathbf{y}(z) \quad (3.25)$$

$\mathbf{U}(z)$  は対角成分が総て 0 の行列である. つまり, フィードフォワード構造型[31-34]の分離過程において

$$\mathbf{W}(z) = (\mathbf{I} + \mathbf{U}(z))^{-1} \quad (3.26)$$

とおいた場合と等価である. 式(3.26)より,  $\mathbf{W}^{-1}(z) = (\mathbf{I} + \mathbf{U}(z))$  となるから

$$\text{diag} \mathbf{W}^{-1}(z) = \text{diag}((\mathbf{I} + \mathbf{U}(z))) = \mathbf{I} \quad (3.27)$$

となる. この分離過程に対する正規化は, 新奇性がない. しかし, 特に逆システムが安定なシステムとして実現できる非最小位相系の混合過程に対して, その安定性を保証できるようなフィードバック構造型の分離過程を構成することは難しい. しかし, 安定性の問題は FIR フィルタを用いることで解決する. 一方, (3.23)のような拘束条件を用いる場合, FIR フィルタの取り扱いは難しくなる. この問題の対処として, 式(3.20)を用いる方法が[27]に示されている.

ここで, 順列の任意性によって引き起こされる線形フィルタの任意性について述べておこう. 例として, 原信号の数が 2 の場合を考える. このときの分離器の出力は,  $\{y_1(z) = a_{11}(z)s_1(z), y_2(z) = a_{22}(z)s_2(z)\}$  か, あるいは  $\{y_1(z) = a_{12}(z)s_2(z), y_2(z) = a_{21}(z)s_1(z)\}$  のどちらかとなる. 前者のような出力となるのが望ましいが, 一般には  $\{a_{11}(z)s_1(z) \neq a_{21}(z)s_1(z)\}$ ,  $\{a_{22}(z)s_2(z) \neq a_{12}(z)s_2(z)\}$  であるため, 順列の任意性は同じ原信号に対して異なった出力波形をもたらす.

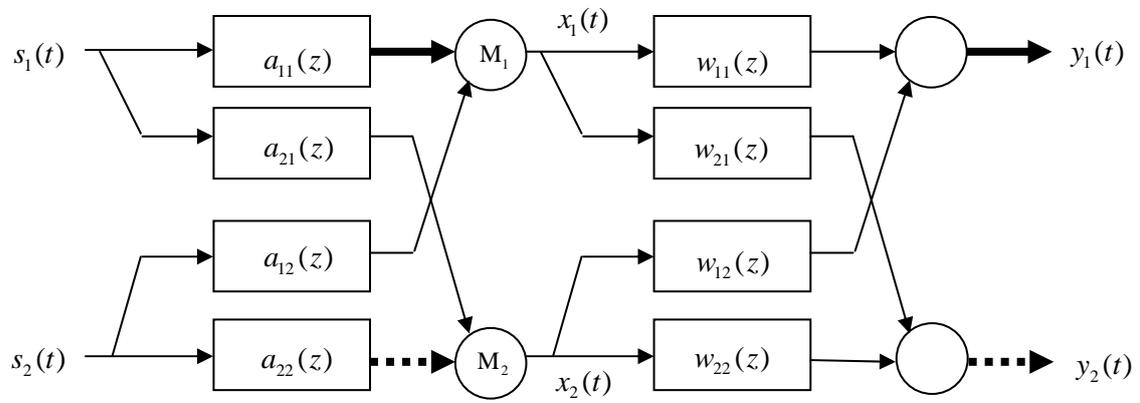


Fig. 3.1. The desired output in the case of MDP constraint.

### 3. 5 線形拘束 (linear constraint) : $\mathbf{G} = \mathbf{e}\mathbf{f}^T$ の場合

今度は  $\mathbf{G} = \mathbf{e}\mathbf{f}^T$  の場合について考える.  $\mathbf{e}, \mathbf{f}^T$  はそれぞれ  $\mathbf{e} = [1, \dots, 1]^T$ ,  $\mathbf{f} = [f_1, \dots, f_N]^T$  であり,  $\mathbf{e}\mathbf{f}^T$  は非正則な行列である. 従って, 逆行列は存在しない. この拘束を有効な分離器に対して適用すると, 式(3.11)より

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(z) &= \text{diag}(\mathbf{e}\mathbf{f}^T \mathbf{A}(z) \mathbf{P}) \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \\ &= \text{diag}\{\mathbf{f}^T \mathbf{a}_{\sigma(1)}(z), \dots, \mathbf{f}^T \mathbf{a}_{\sigma(N)}(z)\} \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \end{aligned} \quad (3.28)$$

を得る.  $\mathbf{a}_j(z)$  は  $\mathbf{A}(z)$  の  $j$  番目の列を表す. この形の拘束は前述 3.4 節の拘束よりも優れた点を持つ.

ひとつは, 拘束が線形であるということである. 式(3.16)によると,  $\mathbf{W}(z)$  の直接的な拘束として  $\text{diag}(\mathbf{e}\mathbf{f}^T \mathbf{W}^{-1}(z)) = \mathbf{I}$  に書き換えられる. 総ての  $\mathbf{e}\mathbf{f}^T \mathbf{W}^{-1}(z)$  の列が等しいので, この拘束は  $\mathbf{e}\mathbf{f}^T \mathbf{W}^{-1}(z) = \mathbf{e}\mathbf{e}^T$  と等価となる. 従って,  $\mathbf{e}\mathbf{f}^T = \mathbf{e}\mathbf{e}^T \mathbf{W}(z)$ , あるいは

$$\mathbf{e}^T \mathbf{W}(z) = \mathbf{f}^T \quad (3.29)$$

のように線形となる. この拘束はブラインド信号分離アルゴリズムに容易に, かつ直接組み込むことが可能である.

もうひとつの特徴は, MDP 拘束において起こる順列の任意性によって生じる線形フィルタの任意性が線形拘束ではなくなるということである.

式(3.28)より

$$y_i(t) = \left( \sum_j f_j a_{j\sigma(i)} \right) s_{\sigma(i)}(t) \quad (3.30)$$

を得る. 何らかの順列により,  $\{y_1(t), \dots, y_N(t)\}$  は順序付けを除いて, 信号が同じ集合を与える.

$\mathbf{f}$  の特別なものとして,  $\mathbf{f} = [1, 0, \dots, 0]^T$  を導入する. そうすると, (3.28)は

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(z) &= \text{diag}\{\mathbf{f}^T \mathbf{a}_{\sigma(1)}(z), \dots, \mathbf{f}^T \mathbf{a}_{\sigma(N)}(z)\} \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \\ &= \text{diag}\{\mathbf{a}_{1\sigma(1)}(z), \dots, \mathbf{a}_{1\sigma(N)}(z)\} \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \end{aligned} \quad (3.31)$$

また、分離器の出力は

$$y_i(t) = a_{1\sigma(i)}(z)s_{\sigma(i)}(t) \quad (3.32)$$

となる. 式(3.32)は最初のセンサで観測された  $\sigma(i)$  番目の原信号から生成されたものである. この考えを拡張するとこの正規化を行うことで,  $N$  個の入力が復元されるセンサを指定することができる. もし  $m$  番目のセンサに入ってくる原信号を取り出したい場合は,  $\mathbf{f}$  を  $\mathbf{f} = [0, \dots, 1(m-th), \dots, 0]^T$  と設定するだけでよい.

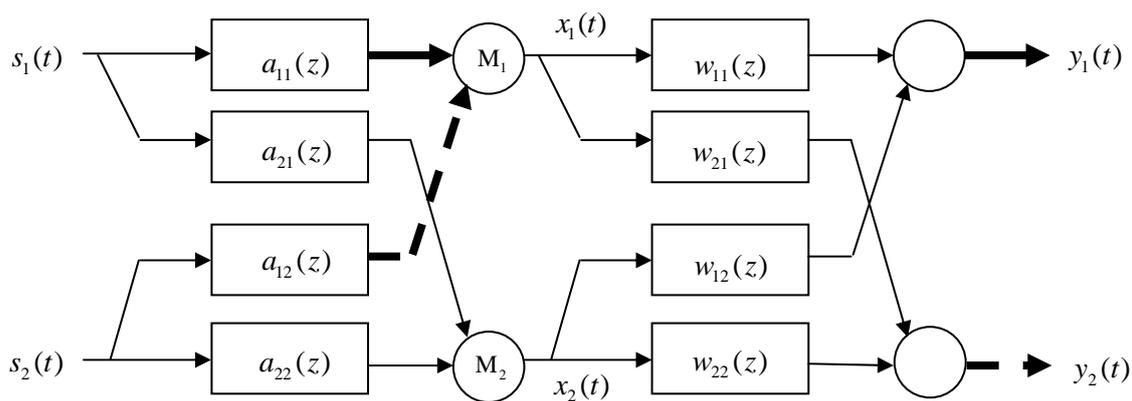


Fig. 3.2. The desired output in the case of the linear constraint.

### 3. 6 線形拘束を満たす FIR フィルタ

これまで、正則な伝達関数行列の集合全体から  $\mathbf{W}(z)$  が選択されることを暗に示した。しかし、実際の実現においては有限次元の部分集合という小さい範囲に限定する必要がある。さらに、前節 3.5 より、線形なものであるという制限も加わる。ここでは、次式で表される非因果的な FIR フィルタの全体  $H(L_1, L_2)$  を考える。

$$\mathbf{W}(z) = \sum_{k=-L_1}^{L_2} \mathbf{W}_k z^{-k} \quad (3.33)$$

簡単のため、有効な分離器の部分集合  $H_f$  が  $H(L_1, L_2)$  に含まれていると仮定する。一方、 $H(L_1, L_2)$  において、式(3.29)の線形拘束を満足するが、特に有効である必要がない分離器の集合、つまり線形拘束を満足する分離器の集合を  $H_c$  とする。

この場合、 $H_f$  と  $H_c$  が共通の要素を持っていれば全く問題はない。つまり、両方の共通の要素の集合が望ましい分離器となる。しかし、 $H_f$  と  $H_c$  は通常共通な要素を持たない。以下に、原信号の数が 2 の場合の例を示す。

混合過程  $\mathbf{A}(z)$  が次に示すような単純なものであるとする。

$$\mathbf{A}(z) = \begin{bmatrix} 1 & az^{-1} \\ az^{-1} & 1 \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

さらに、 $H(L_1, L_2) = H(0, 2)$  において線形拘束を満足する有効な分離器を求めるものとする。そのときの  $\mathbf{f}$  を  $\mathbf{f} = [1, 0]^T$  とする。このときの分離器は次のようになる。

$$\mathbf{W}(z) = \text{diag}\{a_{1\sigma(1)}(z), \dots, a_{1\sigma(N)}(z)\} \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \text{ より}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(z) &= \text{diag}\{a_{1\sigma(1)}(z), \dots, a_{1\sigma(N)}(z)\} \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \\ &= \text{diag}\{a_{1\sigma(1)}(z), a_{1\sigma(2)}(z)\} \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \\ &= \begin{bmatrix} a_{1\sigma(1)}(z) & 0 \\ 0 & a_{1\sigma(2)}(z) \end{bmatrix} \cdot \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1}(z) \end{aligned} \quad (3.35)$$

また

$$\mathbf{A}^{-1}(z) = (1 - a^{-2}z^{-2})^{-1} \begin{bmatrix} 1 & -az^{-1} \\ -az^{-1} & 1 \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

である. ここで  $\mathbf{P}^T = \mathbf{I}$  とすると

$$\begin{bmatrix} a_{1\sigma(1)}(z) & 0 \\ 0 & a_{1\sigma(2)}(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1\sigma(1)}(z) & 0 \\ 0 & a_{1\sigma(2)}(z) \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

であるから,  $\sigma(1)=1, \sigma(2)=2$  となる. 以上より

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(z) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & az^{-1} \end{bmatrix} \mathbf{A}^{-1}(z) \\ &= (1 - a^{-2}z^{-2})^{-1} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & az^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -az^{-1} \\ -az^{-1} & 1 \end{bmatrix} \\ &= (1 - a^{-2}z^{-2})^{-1} \begin{bmatrix} 1 & -az^{-1} \\ -a^{-2}z^{-2} & az^{-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.38)$$

となる. 式(3.38)の分離器は, 線形拘束は満足するが, FIR フィルタでは実現ができない. 一方

$$\mathbf{W}(z) = \begin{bmatrix} 1 & -az^{-1} \\ -a^{-2}z^{-2} & az^{-1} \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

となる場合,  $H(L_1, L_2) = H(0, 2)$  において有効な分離器であるが, 線形拘束を満足しない.

もし, 線形拘束上で分離精度を優先したいのであれば,  $H_f$  上において,  $H_c$  から最も近い点  $\mathbf{W}^*(z)$  を見つければよい. ここで必要な計算は, Fig.3.3 に示すように  $\mathbf{W}(z)$  から最も近い  $H_c$  上の点  $\mathbf{V}(z)$  を求めることである. それは線形拘束  $\mathbf{e}^T \mathbf{V}(z) = \mathbf{f}^T$  のもとで,

$\|\mathbf{V}(z) - \mathbf{W}(z)\|^2$  の最小化を求めればよい.

上記の最小化をラグランジュの未定乗数法で解く. まずは,  $z$  の関数ではないものとして考える.

$$\begin{aligned} f(\mathbf{V}) &= \|\mathbf{V} - \mathbf{W}\|^2 \\ h(\mathbf{V}) &= \mathbf{e}^T \mathbf{V}^i - \mathbf{f}_i = 0 \quad (i=1, \dots, N) \end{aligned} \quad (3.40)$$

このときのラグランジュ関数は

$$L(f(\mathbf{V}), \boldsymbol{\lambda}) = \|\mathbf{V} - \mathbf{W}\|^2 + (\mathbf{e}^T \mathbf{V}^i - \mathbf{f}_i) \boldsymbol{\lambda} = 0 \quad (3.41)$$

ここで、ラグランジュ乗数が  $N$  個であることに注意して

$$(\mathbf{e}^T \mathbf{V}^1 - \mathbf{f}_1) \lambda_1 + (\mathbf{e}^T \mathbf{V}^2 - \mathbf{f}_2) \lambda_2 + \dots + (\mathbf{e}^T \mathbf{V}^N - \mathbf{f}_N) \lambda_N \quad (3.42)$$

を得る。つまり

$$\boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_N \end{bmatrix} \quad (3.43)$$

である。ここで、 $(\mathbf{e}^T \mathbf{V} - \mathbf{f}) \boldsymbol{\lambda} = \text{tr}(\mathbf{e}^T \mathbf{V} - \mathbf{f}) \boldsymbol{\lambda}$  を適用して

$$\begin{aligned} L(f(\mathbf{v}), \boldsymbol{\lambda}) &= \|\mathbf{V} - \mathbf{W}\|^2 + \text{tr}(\mathbf{e}^T \mathbf{V} - \mathbf{f}) \boldsymbol{\lambda} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mathbf{V}} &= 2(\mathbf{V} - \mathbf{W}) + \mathbf{e} \boldsymbol{\lambda}^T = 0 \\ \mathbf{V} &= \mathbf{W} - \frac{1}{2} \mathbf{e} \boldsymbol{\lambda}^T \end{aligned} \quad (3.44)$$

を得る。また、 $\mathbf{e}^T \mathbf{V} - \mathbf{f}^T$ 、 $\mathbf{e}^T \mathbf{e} = N$  より

$$\begin{aligned} \mathbf{e}^T \left( \mathbf{W} - \frac{1}{2} \mathbf{e} \boldsymbol{\lambda}^T \right) &= \mathbf{f}^T \\ \mathbf{e}^T \mathbf{W} - \frac{1}{2} N \boldsymbol{\lambda}^T &= \mathbf{f}^T \end{aligned} \quad (3.45)$$

となる。従って

$$\frac{1}{2} \boldsymbol{\lambda}^T = \frac{1}{N} (\mathbf{e}^T \mathbf{W} - \mathbf{f}^T) \quad (3.46)$$

となる。ここで  $\mathbf{v} = \mathbf{W} - \frac{1}{2} \mathbf{e} \boldsymbol{\lambda}^T$  とすると

$$\begin{aligned}
\mathbf{V} &= \mathbf{W} - \frac{1}{N} \mathbf{e}(\mathbf{e}^T \mathbf{W} - \mathbf{f}^T) \\
&= \mathbf{W} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T \mathbf{W} + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T \\
&= (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) \mathbf{W} + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T
\end{aligned} \tag{3.47}$$

を得る. 次に, 以上を  $z$  の関数であるとして考えると

$$\begin{aligned}
f(\mathbf{V}) &= \|\mathbf{V}(z) - \mathbf{W}(z)\|^2 \\
h(\mathbf{V}) &= \mathbf{e}^T \mathbf{V} = \mathbf{f}^T
\end{aligned} \tag{3.48}$$

$\mathbf{V}(z)$  と  $\|\mathbf{V}(z)\|$  は

$$\begin{aligned}
\mathbf{V}(z) &= \sum_k \mathbf{V}_k z^{-k} \\
\|\mathbf{V}(z)\| &= \sum_k \|\mathbf{V}_k\|^2
\end{aligned} \tag{3.49}$$

である. 従って

$$\begin{aligned}
\mathbf{V}(z) - \mathbf{W}(z) &= \sum_k (\mathbf{V}_k - \mathbf{W}_k) z^{-k} \\
\|\mathbf{V}(z) - \mathbf{W}(z)\| &= \sum_k \|\mathbf{V}_k - \mathbf{W}_k\|^2
\end{aligned} \tag{3.50}$$

となる. また, 制約条件より

$$\sum_k \mathbf{e}^T \mathbf{V}_k z^{-k} = \mathbf{f}^T \tag{3.51}$$

となる. ただし

$$\mathbf{e}^T \mathbf{V}_0 = \mathbf{f}^T \quad \text{for } k=0 \tag{3.52}$$

$$\mathbf{e}^T \mathbf{V}_k = \mathbf{0} \quad \text{for } k \neq 0 \tag{3.53}$$

である. 式(3.52)の条件の下で  $\|\mathbf{V}(z) - \mathbf{W}(z)\|^2$  の最小化は以下のようになる.

$$\mathbf{V}_0 = (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) \mathbf{W}_0 + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T \quad (3.54)$$

同様に，式(3.53)の条件の下では， $\mathbf{e}^T \mathbf{V}_k = \mathbf{0}$ ， $\mathbf{f}^T = \mathbf{0}$  であるから

$$\mathbf{V}_k = (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) \mathbf{W}_k \quad (3.55)$$

式(3.54)，式(3.55)より

$$\begin{aligned} \sum_k \mathbf{V}_k z^{-k} &= \mathbf{V}_0 z^{-0} + \sum_{k \neq 0} \mathbf{V}_k z^{-k} \\ &= \mathbf{W}_0 (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T + \sum_{k \neq 0} \mathbf{W}_k (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) z^{-k} \\ &= \mathbf{W}_0 (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) + \sum_{k \neq 0} \mathbf{W}_k (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) z^{-k} + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T \end{aligned} \quad (3.56)$$

ここで， $\sum_{k \neq 0}$  を  $\sum_{k=0}$  に置き換えると

$$\begin{aligned} \sum_k \mathbf{V}_k z^{-k} &= \sum_{k=0} \mathbf{W}_k (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) z^{-k} + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T \\ &= \sum_{k=0} \mathbf{W}_k z^{-k} (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T \\ &= \mathbf{W}(z) (\mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T) + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T \end{aligned} \quad (3.57)$$

となる。

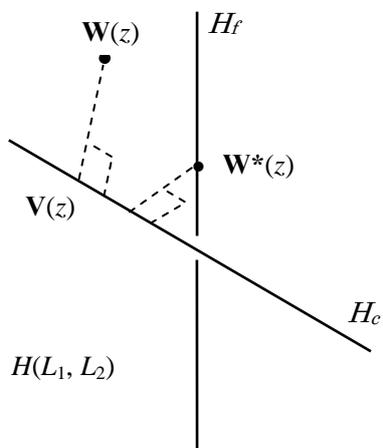


Fig. 3.3. The set  $H_f$  of valid separators and the set  $H_c$  of separators satisfying the linear constraint.

### 3. 7 線形拘束の実現と分離アルゴリズム

ここでは、実際に線形拘束を実現し、ブラインド信号分離を行う手法を示す。混合過程の非最小位相系の特徴を取り入れたときの入出力関係は以下で示される。

$$\mathbf{y}(t-L_1) = \sum_{\tau=-L_1}^{L_2} \mathbf{W}_\tau \mathbf{x}(t-L_1-\tau) \quad (3.58)$$

(3.58)は、現在の時刻 $t$ において過去の時刻である $t-L_1$ の原信号が推定されることを表している。また、(3.59)で表される分離行列は2段階によって更新される。第1段階は(3.60)で与えられる。

$$\mathbf{W}(t, z) \triangleq \sum_{\tau=-L_1}^{L_2} \mathbf{W}_\tau(t) z^{-\tau} \quad (3.59)$$

$$\mathbf{W}(t+1, z) = \mathbf{W}(t, z) - \alpha \sum_{r=-L_1}^{L_2} \left\{ \text{off-diag} \varphi(\mathbf{y}(t-L_0)) \mathbf{y}^T(t-L_0-\tau+r) \right\} \mathbf{W}(t, z) \quad (3.60)$$

ここで $L_0 = L_1 + L_2$ であり、 $\alpha$ は学習係数を表す。 $\varphi()$ は原信号の非ガウス性によって決定される非線形関数である。上式は、非ホロノム拘束を持つ自然勾配法[35,36]に基づいている。

しかし、(3.60)のアルゴリズムを適用すると、計算時間が長くなるため、次のように若干修正する。その上で計算機で実際に計算するためのアルゴリズムは次式で与えられる。

$$\mathbf{W}_\tau(t+1) = \mathbf{W}_\tau(t) - \alpha \sum_{r=-L_1}^{L_2} \left\{ \varphi(\mathbf{y}(t-L_0+\tau)) \mathbf{u}^T(t-L_0) - \text{diag} \varphi(\mathbf{y}(t-L_0+\tau)) \cdot \mathbf{V}(t-L_0) \right\} \quad (3.61)$$

$\mathbf{u}(t-L_0)$ ,  $\mathbf{V}(t-L_0)$ はそれぞれ

$$\begin{aligned} \mathbf{u}(t-L_0) &= \sum_{r=-L_1}^{L_2} \mathbf{W}_r^T(t) \mathbf{y}(t-L_0+r) \\ \mathbf{V}(t-L_0) &= \sum_{r=-L_1}^{L_2} \mathbf{y}(t-L_0+r) \mathbf{W}_r(t) \end{aligned} \quad (3.62)$$

である。(3.60), (3.61)のいずれのアルゴリズムも非ホロノム的なアルゴリズムのため、得られた分離器の集合が i.i.d.信号でない原信号に対しても復元可能な分離器を含む。しかし、(3.60)の対角成分がゼロであるために自由度が増え、出力が線形変換される。また、出力は

分離器の初期値に依存する.

上述は分離を達成させるためのアルゴリズム(手順 1)である. 本研究においてはこれだけでは不十分である. (3.61)によって  $\mathbf{W}(t, z)$  を更新した後( $\mathbf{W}(t+1, z)$ ), その  $\mathbf{W}(t, z)$  が線形拘束を満足するように  $H_c$  から最も近い点を求める.  $H_c$  上において  $\mathbf{W}(t+1, z)$  から最も近い点は

$$\mathbf{V}(t+1, z) = \left( \mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T \right) \mathbf{W}(t+1, z) + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T \quad (3.63)$$

によって導出される. 手順 2 は,  $\mathbf{V}(t+1, z)$  へ向かって  $\mathbf{W}(t+1, z)$  を微小量動かす. 手順 1 と 2 を Fig.3.4 に示す. 手順 1, 2 を経た後の  $\mathbf{W}(t+1, z)$  を(3.64)に示す.

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(t+1, z) &\leftarrow (1 - \varepsilon) \mathbf{W}(t+1, z) + \varepsilon \left\{ \left( \mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{e}^T \right) \mathbf{W}(t+1, z) + \frac{1}{N} \mathbf{e} \mathbf{f}^T \right\} \\ &= \mathbf{W}(t+1, z) - \frac{\varepsilon}{N} \mathbf{e} \left( \mathbf{e}^T \mathbf{W}(t+1, z) - \mathbf{f}^T \right) \end{aligned} \quad (3.64)$$

$\varepsilon$  は非常に小さな正の定数である. (3.64)は実際の実現の場合, 次のように書き換えられる.

$$\mathbf{W}_i(t+1) \leftarrow \mathbf{W}_i(t+1) - \frac{\varepsilon}{N} \mathbf{e} \left( \mathbf{e}^T \mathbf{W}_i(t+1) - \delta(\tau) \mathbf{f}^T \right) \quad (3.65)$$

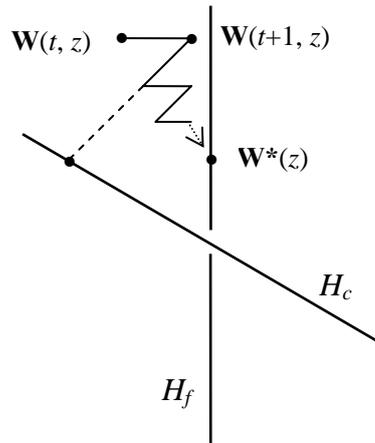


Fig. 3.4. Procedure to find the desired valid separator.

(3.65)は分離には直接関係するわけではなく、線形拘束、つまり、信号の性質を保存するための拘束の式である。εは拘束の強さを表し、ε = 0であれば全体のアルゴリズムとしては分離を達成するのみとなり、ε = 1であれば拘束を完全に満たす=信号の性質を完全に保存する。

信号の性質を保存するという観点から、本アルゴリズムを用いる際はε = 1とする。つまり、拘束を満足する集合から、分離も達成する解を探索していくことになる。そのときの実際に用いるアルゴリズムは上記アルゴリズムを以下のように修正する。

常に(3.29)が満たされているとすると、ΔW(z)においても次の拘束が成り立つ。

$$\mathbf{e}^T \mathbf{W}(z) = \mathbf{f}^T \text{ より}$$

$$\mathbf{e}^T (\mathbf{W}(z) + \Delta \mathbf{W}(z)) = \mathbf{f}^T$$

$$\mathbf{e}^T \mathbf{W}(z) + \mathbf{e}^T \Delta \mathbf{W}(z) = \mathbf{f}^T$$

$$\mathbf{f}^T + \mathbf{e}^T \Delta \mathbf{W}(z) = \mathbf{f}^T$$

よって

$$\mathbf{e}^T \Delta \mathbf{W}(z) = \mathbf{0}^T \tag{3.66}$$

$\mathbf{0}^T$ は要素が総てゼロの行ベクトルである。従って、分離アルゴリズムを適用した後に拘束のアルゴリズムを適用せずに、両方のアルゴリズムを融合させる。つまり、ΔW(z)が常に(3.66)を満たすように修正する。

$$\Delta \mathbf{W}(z) \propto - \left\{ \text{off-diag} \left( \varphi(\mathbf{y}(t)) \mathbf{y}^T(t, z^{-1}) \right) \mathbf{W}(z) - \text{diag} \left( \mathbf{e}^T \text{off-diag} \left( \varphi(\mathbf{y}(t)) \mathbf{y}^T(t, z^{-1}) \right) \right) \mathbf{W}(z) \right\} \tag{3.67}$$

これらは要素ごとで表すと以下のようなになる。

まず、式の簡単化のために

$$u_{ij}(z) = y_i(t, z^{-1}) w_{ij}(z) \quad (i = 1 \text{ or } j = 1 \text{ or } i = j) \tag{3.68}$$

とおく。そのとき

$$\Delta \mathbf{W}(z) \propto - \left[ \begin{array}{cccc} \varphi(y_1(t))U_{11} & \varphi(y_1(t))U_{12} & \cdots & \varphi(y_1(t))U_{1N} \\ \varphi(y_2(t))U_{21} & \varphi(y_2(t))U_{22} & \cdots & \varphi(y_2(t))U_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi(y_N(t))U_{N1} & \varphi(y_N(t))U_{N2} & \cdots & \varphi(y_2(t))U_{NN} \end{array} \right] - \left[ \begin{array}{ccc} \phi_{-1}u_{11}(t, z^{-1}) & \cdots & \phi_{-1}u_{1N}(t, z^{-1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{-N}u_{N1}(t, z^{-1}) & \cdots & \phi_{-N}u_{NN}(t, z^{-1}) \end{array} \right] \quad (3.69)$$

を得る. ここで

$$U_{ij} = \left\{ \left( \sum_{k=1}^N u_{kj}(t, z^{-1}) \right) - u_{ij}(t, z^{-1}) \right\} \quad (3.70)$$

$$\phi_k = \left\{ \left( \sum_{i=1}^N \varphi(y_i(t)) \right) - \varphi(y_k(t)) \right\} \quad (3.71)$$

である. また, 実際 to 実現する場合は

$$\Delta \mathbf{W}_\tau \propto - \left[ \begin{array}{ccc} \Delta w_{11,\tau} & \cdots & \Delta w_{1N,\tau} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \Delta w_{N1,\tau} & \cdots & \Delta w_{NN,\tau} \end{array} \right]$$

とおくと,

$$\Delta w_{ij,\tau} = -\alpha \left\{ \varphi(y_i(t - L_0 + \tau))U_{ij} - \phi_i u_{ij}(t - L_0) \right\} \quad (3.72)$$

となる. ここで  $\alpha$  は学習係数を示し,  $L_0$  は  $L_0 \triangleq L_1 + L_2$  で定義される. この時点で線形拘束は満足されているが, 計算機誤差を考慮し, (3.72)の後(3.65)を適用する.

### 3. 8 シミュレーション

提案アルゴリズムの有用性を示すためにシミュレーションを行う。問題の範囲を瞬時混合過程とすると、問題は非常に簡単になる。従って、アルゴリズムの検証等にも容易に用いることができる。

#### 3. 8. 1 評価方法

前述までのアルゴリズムを用いて、信号数をいくつか変えてシミュレーションを行う。そのときの評価方法は、実験により得られた出力信号  $\mathbf{y}(t)$  を用いて、 $\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t)$  より、総合過程から分離精度を評価する。理論上の出力は、順列の任意性を無視するとして、(3.31)より

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) = \text{diag}(a_{11}, a_{12})\mathbf{s}(t) \quad (3.73)$$

となる。ここでは上式より得られる理論値と実験値を比較して有用性の検証を行う。

#### 3. 8. 2 シミュレーション条件と結果

シミュレーションを以下の条件で行う。原信号は区間  $[-0.5, 0.5]$  の一様乱数を用い、また、サンプル数を 100000、学習係数  $\alpha = 0.001$  とし、これらのパラメータは総てのシミュレーションで共通とする。各シミュレーションは信号数  $N$  を変えて行うが、そのときの混合過程はそれぞれ  $N \times N$  の正方行列とし、対角成分を 1.0、非対角成分を 0.9 とする。それぞれのシミュレーションにおける環境と結果はそれぞれ tab. 3.1, tab. 3.2 に示す。

Table. 3.2 より、 $\mathbf{W}\mathbf{A}$  の実験値が(3.73)における  $\mathbf{W}\mathbf{A}$  の理論値に非常に近いことがわかる。また、それに  $\mathbf{s}(t)$  をかけると、 $s_1(t)$  が  $y_1(t)$  に現れていることもわかる。以上より、提案手法が有用であることがいえる。

### 3. 9 まとめ

本章ではブラインド信号分離において本質的に存在する任意性と、それを解決する方法を提示した。

これまで提案されていた手法は分離器に直接拘束をかけるものではなく、また非線形な拘束であったが、線形拘束は線形の 1 次式で表され、分離器にも直接付加することができる。線形で、かつ 1 次式であるということは実現が非常に簡単であると言える。また、シミュレーションの結果から理論値と非常に近い解が得られ、それによって得られる出力も原信号をそのまま復元できており、提案手法の有用性を示すことができた。

Tab. 3.1. The experimental condition.

信号数	学習回数	混合過程	$\mathbf{W}$ の初期値
2	10	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.9 \\ 0.9 & 1.0 \end{bmatrix}$	$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 1.5 & -1.0 \\ -0.5 & 1.0 \end{bmatrix}$
3	50	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 1.0 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 1.0 \end{bmatrix}$	$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 2.0 & -1.0 & -1.0 \\ 0.0 & 1.0 & 0.0 \\ -1.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$
5	100	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.9 & 0.9 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 1.0 & 0.9 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 1.0 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 0.9 & 1.0 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 0.9 & 0.9 & 1.0 \end{bmatrix}$	$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 6.0 & -1.5 & -1.5 & -1.5 & -1.5 \\ -1.25 & 1.5 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ -1.25 & 0.0 & 1.5 & 0.0 & 0.0 \\ -1.25 & 0.0 & 0.0 & 1.5 & 0.0 \\ -1.25 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.5 \end{bmatrix}$

Tab. 3.2. The parameters of **WA** after the learning.

信号数	<b>WA</b> の実験値	<b>WA</b> の理論値
2	$\begin{bmatrix} 0.9998 & -0.0023 \\ 0.0002 & 0.9023 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.9 \end{bmatrix}$
3	$\begin{bmatrix} 0.9962 & -0.0001 & 0.0012 \\ 0.0022 & 0.8999 & 0.0013 \\ 0.0016 & 0.0002 & 0.8975 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.9 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.9 \end{bmatrix}$
5	$\begin{bmatrix} 1.0003 & 0.0022 & 0.0005 & -0.0017 & 0.0003 \\ 0.0014 & 0.8990 & -0.0013 & 0.0002 & 0.0007 \\ -0.0016 & -0.0042 & 0.9054 & -0.0015 & -0.0013 \\ 0.0010 & 0.0021 & -0.0040 & 0.9054 & -0.0020 \\ -0.001 & 0.0009 & 0.0007 & -0.0020 & 0.9023 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.9 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.9 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.9 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.9 \end{bmatrix}$

Appendix A. (3.10)の導出

式 (3.9) 内の  $\text{tr}\{\dots\}$  (ただし  $\mathbf{P}^T \tilde{\mathbf{R}}(f) \mathbf{P}$  は除く) を,  $\text{tr}\{(\mathbf{D}-\mathbf{G})(\mathbf{D}-\mathbf{G})^H\}$  とすると

$$\begin{aligned}
\text{tr}\{(\mathbf{D}-\mathbf{G})(\mathbf{D}-\mathbf{G})^H\} &= \text{tr}\{(\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G}+\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})(\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G}+\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})^H\} \\
&= \text{tr}\{((\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G})+(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G}))((\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G})+(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G}))^H\} \\
&= \text{tr}\{(\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G})(\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G})^H\} + \text{tr}\{(\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G})(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})^H\} \\
&\quad + \text{tr}\{(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})(\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G})^H\} + \text{tr}\{(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})^H\}
\end{aligned} \tag{A.1}$$

と考えることができる. ここで,  $\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G}$  は対角行列,  $\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G}$  が非対角行列となることから, 両方の積が非対角行列になることがわかる. 従って

$$\text{tr}\{(\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G})(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})\} = 0 \tag{A.2}$$

ゆえに

$$\begin{cases} \text{tr}\{(\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G})(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})^H\} = 0 \\ \text{tr}\{(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})(\mathbf{D}-\text{diag}\mathbf{G})^H\} = 0 \end{cases} \tag{A.3}$$

を得る. また, 式 (A.1) 第 4 項は, 次のように展開できる.

$$\begin{aligned}
&\text{tr}\{(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})^H\} \\
&= \text{tr}\{(\text{diag}\mathbf{G})(\text{diag}\mathbf{G})^H - \mathbf{G}(\text{diag}\mathbf{G})^H - (\text{diag}\mathbf{G})\mathbf{G}^H + \mathbf{G}\mathbf{G}^H\} \\
&= \text{tr}\{(\text{diag}\mathbf{G})(\text{diag}\mathbf{G})^H\} - \text{tr}\{\mathbf{G}(\text{diag}\mathbf{G})^H\} - \text{tr}\{(\text{diag}\mathbf{G})\mathbf{G}^H\} + \text{tr}\{\mathbf{G}\mathbf{G}^H\}
\end{aligned} \tag{A.4}$$

ここでトレースの性質を用いると式 (A.4) をさらに簡単化することができる

$$\text{tr}\{(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})(\text{diag}\mathbf{G}-\mathbf{G})^H\} = \text{tr}\{\mathbf{G}\mathbf{G}^H - \text{diag}\mathbf{G}(\text{diag}\mathbf{G})^H\} \tag{A.5}$$

となる. 以上より, 式 (A.1) は

$$\mathrm{tr}\{(\mathbf{D}-\mathbf{G})(\mathbf{D}-\mathbf{G})^H\} = \mathrm{tr}\{(\mathbf{D}-\mathrm{diag}\mathbf{G})(\mathbf{D}-\mathrm{diag}\mathbf{G})^H + \mathbf{G}\mathbf{G}^H - \mathrm{diag}\mathbf{G}(\mathrm{diag}\mathbf{G})^H\} \quad (\text{A.6})$$

となる.

## 第4章 信号の性質を保存するブラインド信号抽出

前節において、信号の性質を保存するブラインド信号分離についてその考えと方法を示した。次にブラインド信号抽出に対して同様の拘束，線形拘束の考えを導入する。

### 4.1 ブラインド信号抽出

前述のように、ブラインド信号分離や、ここで述べるブラインド信号抽出は、問題設定によって独立成分分析から区別される。線形拘束等の拘束をつけない場合、ブラインド信号分離では通常求めなくてはならない分離器のパラメータの数は、信号数を  $N$ ，原信号の数 = センサの数とした場合、 $N^2$  個である。一方、ブラインド信号抽出は  $N$  個の抽出器のパラメータを求めるだけでよい。一般的なブラインド信号抽出のシステムは fig. 4.1 に示されるようなものである。1つのみを取り出すことで計算時間が短縮されることから、ブラインド信号抽出の応用範囲は、カーナビゲーションの音声認識システムや脳波の検出など多岐に渡る。

本論文で提案する方法はこれまでのブラインド信号抽出とは異なり、それによって実際に求めるパラメータは  $2(N-1)$  個となるが、信号の性質を保存するという特徴を持つ。

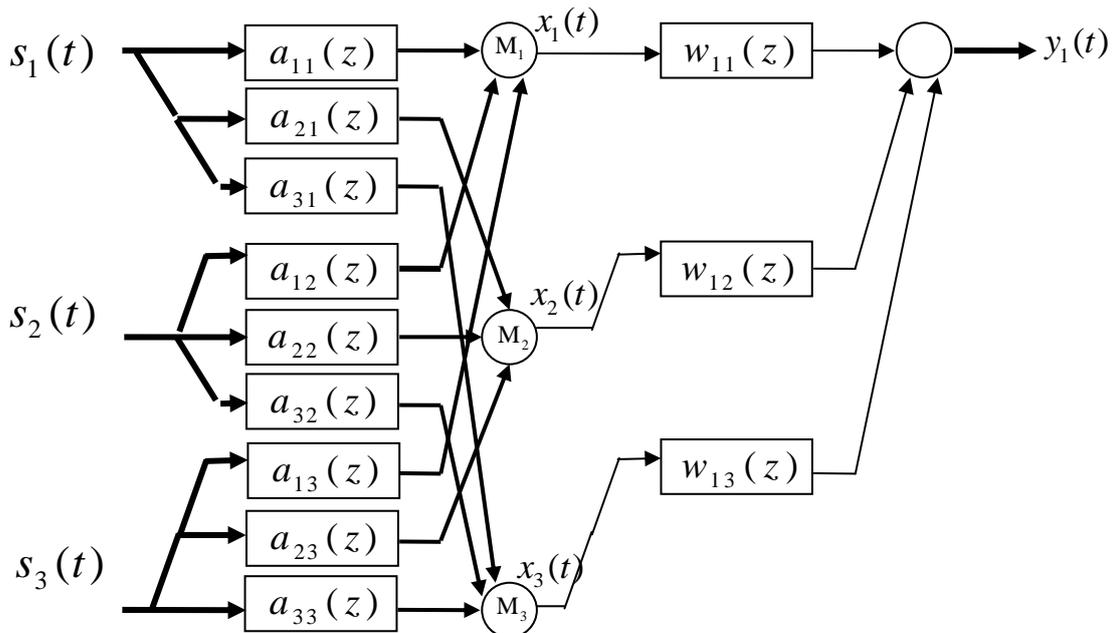


Fig. 4.1. The model of conventional blind source extraction.

## 4. 2 抽出器への拘束

ブラインド信号抽出のための混合過程は、第 2 章で述べたブラインド信号分離の混合過程と同じである。しかし、抽出過程は、ブラインド信号抽出とブラインド信号分離の目的が異なるため、構造も異なる。また、本論文で提案する方法に基づく抽出過程の構造は、従来のブラインド信号抽出の構造とも異なる。本論文における目的は、観測信号から一つだけ独立な成分を抽出し、出力を生成することである。これまでのブラインド信号抽出と呼ばれるものの多くは、信号の独立性を直接評価せずに、非ガウス性から独立性を間接的に見ていた。そこでは、尖度と呼ばれる 4 次キュムラントを最小あるいは最大化することで目的の解を得ていた。そのため、一つの信号の統計的性質を利用していった。しかし、今回提案するブラインド信号抽出の場合は、信号の性質を保存する目的があるため、 $y_1(t)$  と  $\mathbf{y}_2(t) = [y_2(t), \dots, y_N(t)]^T$  の独立性を評価する。ただし目的以外同士間独立性を評価しない。このとき、目的を達成するような分離器を抽出器と呼ぶことにする。このような抽出過程の構造を fig. 4.2 に示す。

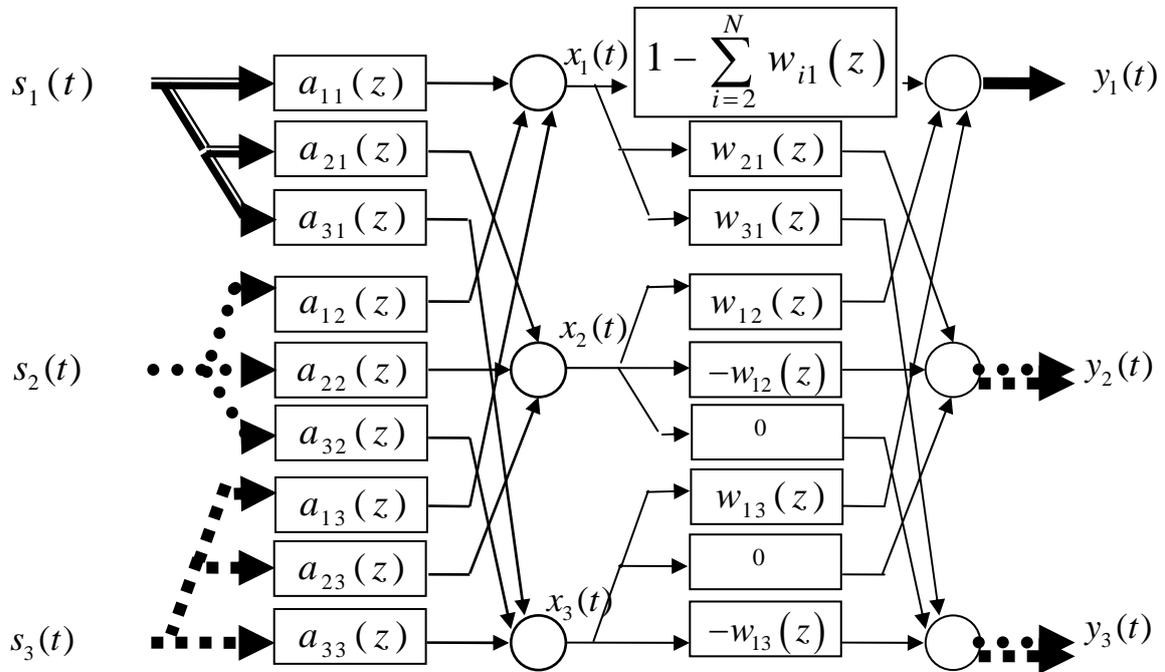


Fig. 4.2. The extractor with a linear constraint.

ブラインド信号分離同様，ブラインド信号抽出においても原信号の統計的独立性しか仮定されていないため，線形フィルタの任意性を考慮すると，望ましい抽出器は

$$\mathbf{W}(z) = \begin{bmatrix} d(z) & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{D}(z) \end{bmatrix} \mathbf{P} \mathbf{A}^{-1}(z) \quad (4.1)$$

となる．ここで  $\mathbf{0}$  は  $(N-1)$  次元のベクトルであり， $d(z)$  は任意のスカラー関数， $\mathbf{D}(z)$  はサイズが  $(N-1)$  の任意の行列を表す． $\mathbf{P}$  は順列行列であるが，上式の一般性を失わない範囲で  $\mathbf{P} = \mathbf{I}$  ( $\mathbf{I}$  は単位行列) と仮定する． $d(z)$  及び  $\mathbf{D}(z)$  の任意性を除去するため， $\mathbf{W}(z)$  に次のような拘束を与える．

1.  $w_{ij}(z) = 0$  for  $i \neq 1, j \neq 1$ , and  $i \neq j$
2.  $\sum_{i=1}^N w_{i1}(z) = 1$
3.  $w_{1j}(z) + w_{jj}(z) = 0$  for  $j \neq 1$

$$(4.2)$$

これにより， $\mathbf{W}(z)$  の構造は次のようになる[37]．

$$\mathbf{W}(z) = \begin{bmatrix} 1 - \sum_{i=2}^N w_{i1}(z) & w_{12}(z) & w_{13}(z) & \cdots & w_{1N}(z) \\ w_{21}(z) & -w_{12}(z) & 0 & \cdots & 0 \\ w_{31}(z) & 0 & -w_{13}(z) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ w_{N1}(z) & 0 & \cdots & 0 & -w_{1N}(z) \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

拘束の総数は  $1 + (N-1)^2$  個であり， $d(z)$  と  $\mathbf{D}(z)$  の自由度に対応する．よって， $y_1(t)$  と  $\mathbf{y}_2(t)$  の独立性によって決定される残りの自由度の総数，つまり求めるパラメータ数は  $2(N-1)$  個である．例えば， $N=8$  の場合，求めるパラメータ数は  $2(N-1)=14$  であり， $N^2=64$  よりかなり少なくなる．

本質的に， $\mathbf{W}(z)$  は次の関係を満たしている．

$$[1 \quad \mathbf{e}^T] \mathbf{W}(z) = [1 \quad \mathbf{0}^T] \quad (4.4)$$

上式は式(3.29)を拡張したものと考えることができる．

提案する拘束と， $y_1(t)$  と  $\mathbf{y}_2(t) = [y_2(t), \dots, y_N(t)]^T$  の独立性から， $d(z)$ ， $\mathbf{D}(z)$  はそれぞれ

$$d(z) = a_{11}(z)$$

$$\mathbf{D}(z) = \text{diag} \left( \mathbf{a}_{12}(z) \left( \mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z) a_{11}^{-1}(z) \mathbf{a}_{12}(z) \right)^{-1} \right) \cdot \left( \mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z) a_{11}^{-1}(z) \mathbf{a}_{12}(z) \right) \quad (4.5)$$

である．ここで  $\mathbf{A}(z) = \begin{bmatrix} a_{11}(z) & \mathbf{a}_{12}(z) \\ \mathbf{a}_{21}(z) & \mathbf{A}_{22}(z) \end{bmatrix}$  である．

このとき，望ましい抽出器を得る．

$$\mathbf{W}(z) = \begin{bmatrix} w_{11}(z) & \mathbf{w}_{12}(z) \\ \mathbf{w}_{21}(z) & \mathbf{W}_{22}(z) \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

とすると，抽出器の各要素はそれぞれ

$$w_{11}(z) = \left( 1 - \mathbf{a}_{12}(z) \mathbf{A}_{22}^{-1}(z) \mathbf{a}_{21}(z) a_{11}^{-1}(z) \right)^{-1}$$

$$\mathbf{w}_{21}(z) = -\text{diag} \left( \mathbf{a}_{12}(z) \left( \mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z) a_{11}^{-1}(z) \mathbf{a}_{12}(z) \right)^{-1} \right) \cdot \mathbf{a}_{21}(z) a_{11}^{-1}(z) \quad (4.7)$$

$$\mathbf{w}_{12}(z) = -\mathbf{a}_{12}(z) \left( \mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z) a_{11}^{-1}(z) \mathbf{a}_{12}(z) \right)^{-1}$$

$$\mathbf{W}_{22}(z) = \text{diag} \left( \mathbf{a}_{12}(z) \left( \mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z) a_{11}^{-1}(z) \mathbf{a}_{12}(z) \right)^{-1} \right)$$

となる． $\mathbf{D}(z)$  と，(4.7)の導出については Appendix B を参照されたい．

また，これにより獲得される最初の出力は

$$y_1(t) = a_{11}(z) s_1(t) \quad (4.8)$$

である．ただし一般には  $y_i(t) = a_{ij}(z) s_j(t)$  である．これは， $x_i(t)$  で観測される原信号が  $y_i(t)$  に現れることを意味しており，この意味では，観測信号は分離過程を経て歪みを受けない．式(3.32)において， $\sigma(i) = 1$  とすれば式(4.7)と完全に一致する．上述の手法を  $N = 2$  に対して適用した場合，前章の線形拘束つきブラインド信号分離と同じ出力を得る．他の重要な点として，望ましい抽出器を得るために，原信号が統計的に独立であるように  $\mathbf{W}(z)$  へ直接拘束を適用できることが挙げられる．つまり，獲得された抽出器は原信号に関する項を含まない．これは前章でも述べられている．

(4.5)によって， $d(z)$  と  $\mathbf{D}(z)$  に関する任意性は除去されるが，もう一つ，順列の任意性が残る．これについては，抽出したい信号の方向に関するいくつかの情報から， $\mathbf{W}(z)$  の初期

値を決定することで解決されることが[19-22]で示されている.

#### 4. 3 信号の性質を保存するブラインド信号抽出アルゴリズム

ここでは,  $y_1(t)$  と  $\mathbf{y}_2(t) = [y_2(t), \dots, y_N(t)]^T$  が互いに独立になる方法を示す. 前章にもしめしたように, 一般的なブラインド信号分離アルゴリズムが Amari らによって提案されており, それらによれば,  $\mathbf{W}(z)$  の更新式は次式で表される.

$$\Delta \mathbf{W}(z) \propto -\text{off} \left( \varphi(\mathbf{y}(t)) \mathbf{y}^T(t, z^{-1}) \right) \mathbf{W}(z) \quad (4.9)$$

ここで,  $\mathbf{y}(t, z) = \sum_{\tau} \mathbf{y}(t+\tau) z^{-\tau}$ ,  $\varphi(\mathbf{y}(t)) = [\varphi(y_1(t)), \dots, \varphi(y_N(t))]^T$  である.  $\varphi(*)$  は非線形関数であり, 原信号の非ガウス性の種類に応じて決定される. また,  $\text{off}(*)$  は  $\text{off-diag}$  のことであり, 対角成分をゼロにする関数のことである.

上記アルゴリズムは  $y_1(t), \dots, y_N(t)$  それぞれの独立性を評価するが, 本論文における目的は,  $y_1(t)$  と  $\mathbf{y}_2(t) = [y_2(t), \dots, y_N(t)]^T$  の独立性を評価するだけである. 従って, (4.9)を次のように書き換える.

$$\Delta \mathbf{W}(z) \propto - \begin{bmatrix} 0 & \varphi(y_1(t)) \mathbf{y}_2^T(t, z^{-1}) \\ \varphi(y_2(t)) y_1(t, z^{-1}) & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{11}(z) & \mathbf{w}_{12}(z) \\ \mathbf{w}_{21}(z) & \mathbf{W}_{22}(z) \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

ここで,  $\mathbf{w}_{21}(z) = [w_{21}(z), \dots, w_{N1}(z)]^T$ ,  $\mathbf{w}_{12}(z) = [w_{12}(z), \dots, w_{1N}(z)]$  である.

提案するアルゴリズムは, 常に拘束(4.4)を満たしておくべきであり, その拘束は次のように考えられる.  $\mathbf{W}(z)$  は  $\mathbf{W}(z) \leftarrow \mathbf{W}(z) + \Delta \mathbf{W}(z)$  によって更新されるので,

$$\begin{aligned} [1 \ \mathbf{e}^T] \mathbf{W}(z) &= [1 \ \mathbf{0}^T] \\ [1 \ \mathbf{e}^T] (\mathbf{W}(z) + \Delta \mathbf{W}(z)) &= [1 \ \mathbf{0}^T] \end{aligned} \quad (4.11)$$

となり,  $\Delta \mathbf{W}(z)$  については

$$\begin{bmatrix} 1 & \mathbf{e}^T \end{bmatrix} \Delta \mathbf{W}(z) = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{0}^T \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

という拘束になる. つまり,  $\Delta \mathbf{W}(z)$  は列の要素の総和が必ずゼロになる, というのである. 従って, (4.10) は次のように書き換えられる.

$$\Delta \mathbf{W}(z) \propto - \begin{bmatrix} g(z) & \varphi(y_1(t)) \mathbf{y}_2^T(t, z^{-1}) \\ \varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) & \mathbf{G}(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{11}(z) & \mathbf{w}_{12}(z) \\ \mathbf{w}_{21}(z) & \mathbf{W}_{22}(z) \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

このとき  $g(z)$  と  $\mathbf{G}(z)$  は, 全部で  $1+(N-1)^2$  の要素を持つ. ここで,  $g(z)$  と  $\mathbf{G}(z)$  をそれぞれ決定しなくてはならない. これらは(4.12)を満たすように決定すればよいので,  $\Delta \mathbf{W}(z)$  と  $\mathbf{W}(z)$  の拘束条件からそれぞれを導く.

$\mathbf{W}(z)$  上の拘束は

$$w_{11}(z) + \mathbf{e}^T \mathbf{w}_{21}(z) = 1 \quad (4.14)$$

$$\text{off}(\mathbf{W}_{22}(z)) = \mathbf{0} \quad (4.15)$$

$$\mathbf{w}_{12}(z) + \mathbf{e}^T \mathbf{W}_{22}(z) = \mathbf{0} \quad (4.16)$$

また,  $\Delta \mathbf{W}(z)$  上の拘束は

$$g(z) + \mathbf{e}^T \varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) = 0 \quad (4.17)$$

$$\varphi(y_1(t)) \mathbf{y}_2^T(t, z^{-1}) + \mathbf{e}^T \mathbf{G}(z) = \mathbf{0} \quad (4.18)$$

$$\text{off}(\varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) \mathbf{w}_{12}(z) + \mathbf{G}(z) \mathbf{W}_{22}(z)) = \mathbf{0} \quad (4.19)$$

である. このとき,  $\mathbf{W}_{22}(z)$  は対角行列としている.  
 $g(z)$  については(4.17)から

$$g(z) = -\mathbf{e}^T \varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) \quad (4.20)$$

を得る.

次に,  $\mathbf{G}(z)$  を導くためにいくつかの式変形を行う. まず, (4.19)を次式に置き換える.

$$\text{off}(\varphi(\mathbf{y}_2(t))y_1(t, z^{-1})\mathbf{w}_{12}(z)\mathbf{W}_{22}^{-1}(z) + \mathbf{G}(z)) = \mathbf{0} \quad (4.21)$$

これより,

$$\text{off}(\mathbf{G}(z)) = -\text{off}(\varphi(\mathbf{y}_2(t))y_1(t, z^{-1})\mathbf{w}_{12}(z)\mathbf{W}_{22}^{-1}(z)) \quad (4.22)$$

を得る. (4.16)を(4.22)へ代入すると, 逆行列がなくなり,

$$\begin{aligned} \text{off}(\mathbf{G}(z)) &= -\text{off}(\varphi(\mathbf{y}_2(t))y_1(t, z^{-1})\mathbf{e}^T) \\ &= \varphi(\mathbf{y}_2(t))y_1(t, z^{-1})\mathbf{e}^T - \text{diag}(\varphi(\mathbf{y}_2(t))y_1(t, z^{-1})\mathbf{e}^T) \end{aligned} \quad (4.23)$$

となる. また,  $\mathbf{G}(z) = \text{diag}(\mathbf{G}(z)) + \text{off}(\mathbf{G}(z))$  と考えれば, (4.18)は

$$\varphi(y_1(t))\mathbf{y}_2^T(t, z^{-1}) + \mathbf{e}^T \{ \text{diag}(\mathbf{G}(z)) + \text{off}(\mathbf{G}(z)) \} = \mathbf{0} \quad (4.24)$$

となり, これに(4.23)を代入し, 次式を得る.

$$\begin{aligned} \varphi(y_1(t))\mathbf{y}_2^T(t, z^{-1}) + \mathbf{e}^T \{ \text{diag}(\mathbf{G}(z)) + \text{off}(\mathbf{G}(z)) \} &= \mathbf{0} \\ \varphi(y_1(t))\mathbf{y}_2^T(t, z^{-1}) + \mathbf{e}^T \text{diag}(\mathbf{G}(z)) + \mathbf{e}^T \text{off}(\mathbf{G}(z)) &= \mathbf{0} \\ \mathbf{e}^T \text{diag}(\mathbf{G}(z)) &= -\mathbf{e}^T \text{off}(\mathbf{G}(z)) - \varphi(y_1(t))\mathbf{y}_2^T(t, z^{-1}) \\ &= -\mathbf{e}^T \varphi(\mathbf{y}_2(t))y_1(t, z^{-1})\mathbf{e}^T + \mathbf{e}^T \text{diag}(\varphi(\mathbf{y}_2(t))y_1(t, z^{-1})\mathbf{e}^T) - \varphi(y_1(t))\mathbf{y}_2^T(t, z^{-1}) \end{aligned} \quad (4.25)$$

このとき,  $\mathbf{e}^T \text{diag}(\varphi(\mathbf{y}_2(t))y_1(t, z^{-1})\mathbf{e}^T) = y_1(t, z^{-1})\varphi^T(\mathbf{y}_2(t))$  となるので,

$$\begin{aligned}
\mathbf{e}^T \text{diag}(\mathbf{G}(z)) &= -\mathbf{e}^T \text{off}(\mathbf{G}(z)) - \varphi(\mathbf{y}_1(t)) \mathbf{y}_2^T(t, z^{-1}) \\
&= -\mathbf{e}^T \varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) \mathbf{e}^T + y_1(t, z^{-1}) \varphi^T(\mathbf{y}_2(t)) - \varphi(\mathbf{y}_1(t)) \mathbf{y}_2^T(t, z^{-1})
\end{aligned} \tag{4.26}$$

となる。また、 $\text{diag}(\mathbf{e}^T \text{diag}(\mathbf{G}(z))) = \text{diag}(\mathbf{G}(z))$ が成立するので

$$\text{diag}(\mathbf{G}(z)) = \text{diag}(y_1(t, z^{-1}) \varphi^T(\mathbf{y}_2(t)) - \varphi(\mathbf{y}_1(t)) \mathbf{y}_2^T(t, z^{-1})) - \mathbf{e}^T \varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) \mathbf{I} \tag{4.27}$$

を得る。従って、(4.23), (4.26)から $\mathbf{G}(z)$ が導かれる。

$$\begin{aligned}
\mathbf{G}(z) &= \text{diag}(\mathbf{G}(z)) + \text{off}(\mathbf{G}(z)) \\
&= \text{diag}(y_1(t, z^{-1}) \varphi^T(\mathbf{y}_2(t)) - \varphi(\mathbf{y}_1(t)) \mathbf{y}_2^T(t, z^{-1})) - \mathbf{e}^T \varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) \mathbf{I} \\
&\quad + \varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) \mathbf{e}^T - \text{diag}(\varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) \mathbf{e}^T) \\
&= -\text{diag}(\varphi(\mathbf{y}_1(t)) \mathbf{y}_2^T(t, z^{-1})) + \varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) \mathbf{e}^T - \mathbf{e}^T \varphi(\mathbf{y}_2(t)) y_1(t, z^{-1}) \mathbf{I}
\end{aligned} \tag{4.28}$$

(4.13), (4.20), (4.28)によってアルゴリズムが得られるが、より効率的なアルゴリズムにするために次の変数を導入する。

$$u_{ij}(t, z^{-1}) = y_i(t, z^{-1}) w_{ij}(z) \quad (i=1 \text{ or } j=1 \text{ or } i=j) \tag{4.29}$$

$$v_{ij}(t, z^{-1}) = y_j(t, z^{-1}) w_{ij}(z) \quad (i=1 \text{ or } j=1 \text{ or } i=j) \tag{4.30}$$

従って、(4.13)は次のようになる。

$$\Delta \mathbf{W}(z) \propto - \begin{bmatrix} \Delta w_{11}(z) & \Delta w_{12}(z) & \cdots & \Delta w_{1N}(z) \\ \Delta w_{21}(z) & \Delta w_{22}(z) & & \mathbf{0} \\ \vdots & & & \\ \Delta w_{M1}(z) & \mathbf{0} & \ddots & \Delta w_{NN}(z) \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

$$\Delta w_{11}(z) \propto - \left( -\mathbf{e}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{y}_2(t)) \mathbf{u}_{11}(t, z^{-1}) + \varphi(y_1(t)) \mathbf{e}^T \mathbf{u}_{21}(t, z^{-1}) \right)$$

$$\begin{aligned} \Delta w_{11}(z) \propto \\ - \left( \varphi(\mathbf{y}_2(t)) \mathbf{u}_{11}(t, z^{-1}) - \varphi(y_1(t)) \mathbf{u}_{21}(t, z^{-1}) + \varphi(\mathbf{y}_2(t)) \mathbf{e}^T \mathbf{v}_{21}(t, z^{-1}) - \mathbf{e}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{y}_2(t)) \mathbf{v}_{21}(t, z^{-1}) \right) \end{aligned}$$

$$\Delta w_{1j}(z) \propto - \left( -\mathbf{e}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{y}_2(t)) \mathbf{u}_{12}(t, z^{-1}) - \varphi(y_1(t)) \mathbf{v}_{12}(t, z^{-1}) \right)$$

$$\Delta w_{jj}(z) = -\Delta w_{1j}(z)$$

(4.32)

いずれも  $i=2, \dots, N$ ,  $j=2, \dots, N$  である。また, (4.29), (4.30), (4.31) はブラインド信号分離と異なり, 総ての  $i, j$  について  $\Delta w_{ij}(z)$  を求める必要がない。

$\Delta \mathbf{W}(z)$  が上式によって導出された後,  $\mathbf{W}(z)$  は  $\mathbf{W}(z) \leftarrow \mathbf{W}(z) + \Delta \mathbf{W}(z)$  によって更新される。第 3 章で述べたときと同様に, 更新後, 計算機上に生じる丸め誤差をさけるために次の拘束をつける。なおこの拘束はもともと満たされているものである。

$w_{i1}(z)$  ( $i=1, \dots, N$ ) に対して

$$\begin{aligned} \bar{w}_1(z) &\triangleq \frac{1}{N} \left( \sum_{i=1}^N w_{i1}(z) - 1 \right) \\ w_{i1}(z) &\leftarrow w_{i1}(z) - \bar{w}_1(z) \end{aligned} \quad (4.33)$$

また,  $w_{1j}(z), w_{jj}(z)$  ( $j=2, \dots, N$ ) に対しては

$$\bar{w}_j(z) \triangleq \frac{1}{2}(w_{1j}(z) + w_{jj}(z))$$

$$w_{1j}(z) \leftarrow w_{1j}(z) - \bar{w}_j(z)$$

$$w_{jj}(z) \leftarrow w_{jj}(z) - \bar{w}_j(z)$$

(4.34)

である.

#### 4. 4 アルゴリズムの実現

前章でも示したように、実際にアルゴリズムを実現する場合は  $\mathbf{W}(z)$  を有限でしか表すことができない。そこで、(3.33)で示される FIR フィルタを用いる。よって、出力信号は次のようになる。

$$y_1(t-L_1) = \sum_{\tau=-L_1}^{L_2} \sum_{j=1}^N w_{1j,\tau} x_j(t-L_1-\tau) \quad (4.35)$$

$$y_i(t-L_1) = \sum_{\tau=-L_1}^{L_2} (w_{i1,\tau} x_1(t-L_1-\tau) + w_{ii,\tau} x_i(t-L_1-\tau)) \quad (4.36)$$

ここで、 $i=2, \dots, N$  である。また、(4.29), (4.30)は

$$u_{ij}(t-L_0) = \sum_{\tau=-L_1}^{L_2} y_i(t-L_0+\tau) w_{ij,\tau} \quad (4.37)$$

$$v_{ij}(t-L_0) = \sum_{\tau=-L_1}^{L_2} y_j(t-L_0+\tau) w_{ij,\tau} \quad (4.38)$$

となる。ここで、 $L_0 \triangleq L_1 + L_2$  である。 $w_{ij,\tau}$  ( $\tau = -L_1, \dots, L_2$ ) に対する更新量は以下のようになる。

$$\Delta w_{11,\tau} = -\alpha_\tau \cdot \left\{ -\sum_{i=2}^N \varphi(y_i(t-L_0+\tau)) u_{11}(t-L_0) + \varphi(y_1(t-L_0+\tau)) \sum_{i=2}^N u_{i1}(t-L_0) \right\} \quad (4.39)$$

$$\begin{aligned} \Delta w_{i1,\tau} = & -\alpha_\tau \cdot \left\{ \varphi(y_i(t-L_0+\tau)) u_{11}(t-L_0) - \varphi(y_1(t-L_0+\tau)) u_{i1}(t-L_0) \right. \\ & \left. + \varphi(y_i(t-L_0+\tau)) \sum_{i=2}^N v_{i1}(t-L_0) - \sum_{i=2}^N \varphi(y_i(t-L_0+\tau)) v_{i1}(t-L_0) \right\} \end{aligned} \quad (4.40)$$

$$\Delta w_{1j,\tau} = -\alpha_\tau \cdot \left\{ -\sum_{i=2}^N \varphi(y_i(t-L_0+\tau)) u_{1j}(t-L_0) - \varphi(y_1(t-L_0+\tau)) v_{12}(t-L_0) \right\} \quad (4.41)$$

$$\Delta w_{ji,\tau} = -\Delta w_{1j,\tau} \quad (4.42)$$

$\alpha_\tau$  は学習係数を表し、タイムラグ  $\tau$  に依存する。つまり、畳み込み混合過程に対する

問題の場合に適用する． $\alpha_\tau$  についての詳細は次章で説明する．なお，上記アルゴリズムを瞬時混合で適用する場合， $\alpha_\tau = \alpha$  とする．

$\Delta w_{ij,\tau}$  が  $\Delta w_{ij,\tau} \leftarrow w_{ij,\tau} + \Delta w_{ij,\tau}$  によって更新された後，誤差修正のための修正式は以下のようになる．

$\Delta w_{i1,\tau}$  ( $i=1, \dots, N$ ) に対して

$$\begin{aligned} \bar{w}_{1,\tau} &\triangleq \frac{1}{N} \left( \sum_{i=1}^N w_{i1,\tau} - \delta(\tau) \right) \\ w_{i1,\tau} &\leftarrow w_{i1,\tau} - \bar{w}_{1,\tau} \end{aligned} \quad (4.43)$$

$\delta(\tau)$  は次式で定義される．

$$\delta(\tau) = \begin{cases} 1 & \text{for } \tau = 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.44)$$

また， $w_{1j,\tau}$   $w_{jj,\tau}$  ( $j=2, \dots, N$ ) については

$$\begin{aligned} \bar{w}_{j,\tau} &\triangleq \frac{1}{2} (w_{1j,\tau} + w_{jj,\tau}) \\ w_{1j,\tau} &\leftarrow w_{1j,\tau} - \bar{w}_{j,\tau} \\ w_{jj,\tau} &\leftarrow w_{jj,\tau} - \bar{w}_{j,\tau} \end{aligned} \quad (4.45)$$

で与えられる．

## 4. 5 シミュレーション

前章と同様に、今度は線形拘束つきブラインド信号抽出アルゴリズムを用いたシミュレーションを行い、提案手法の有用性を示す。

### 4. 5. 1 評価方法

前章における評価方法と同様に、シミュレーションにより得られた出力信号  $\mathbf{y}(t)$  を用いて、 $\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t)$  より、総合過程から分離精度を評価する。理論上の出力は、順列の任意性を無視するとして、(4.1), (4.5)より

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) = \begin{bmatrix} d_{11} & 0 \\ 0 & \mathbf{D} \end{bmatrix} \mathbf{s}(t) \quad (4.46)$$

で与えられ、 $N=2$ の場合は

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 \\ 0 & \mathbf{D} \end{bmatrix} \mathbf{s}(t) = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 \\ 0 & a_{12} \end{bmatrix} \mathbf{s}(t) \quad (4.47)$$

となり、前章のブラインド信号分離アルゴリズムにおける  $N=2$  の場合の出力(3.73)と等価となる。

### 4. 5. 2 シミュレーション条件と結果

シミュレーション条件は tab. 4.1 に示す。その他のパラメータは前章同様、原信号は区間  $[-0.5, 0.5]$  の一様乱数を用い、また、サンプル数を 100000, 学習係数  $\alpha = 0.001$  とする。各シミュレーションは信号数  $N$  を変えて行うが、そのときの混合過程はそれぞれ  $N \times N$  の正方行列とし、対角成分を 1.0, 非対角成分を 0.9 とする。

Table. 4.2 より、 $\mathbf{W}\mathbf{A}$  の実験値が理論値に近い値を示しており、提案手法の有用性が示された。 $N=2$  の時の結果は、4.5.1 節で示したようにブラインド信号分離の結果と同様の結果が示された。原信号の数が 3 である場合、ブラインド信号分離では求めるパラメータ数は 6, ブラインド信号抽出では 4 と、大した差ではないが、原信号の数が 5 の場合はブラインド信号分離の場合で 20, ブラインド信号抽出の場合は 8 となり、ブラインド信号分離時の 4 割程度のパラメータの数で目的を達成できる。つまり、原信号の数が増えるほど求め

るパラメータの数に差が生じる。また、求めるパラメータの数の比率から、計算時間も同程度の比率で抑えられることが予想される。

#### 4. 6 まとめ

本章では前章で示した信号の性質を保存するブラインド信号分離の方法を、ブラインド信号抽出に対して適用できることを示し、シミュレーションによりその有用性を示した。それは、前章で示した線形拘束をブラインド信号抽出のアルゴリズムに対しても付加することで達成される。すなわち、センサで観測された信号の中から、1つのみを抽出する。これによって前章と同様に線形フィルタの任意性を解決できる。また、信号の数が増えるほど、求めるパラメータの数がブラインド信号分離に比べて少なくなり、その結果計算時間も削減されるため、実用化の場合は、目的に応じてブラインド信号抽出を用いた方がよいといえる。

Tab. 4.1. The experimental condition

信号数	学習回数	混合過程	$\mathbf{W}$ の初期値
2	10	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.9 \\ 0.9 & 1.0 \end{bmatrix}$	$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 1.5 & -1.0 \\ -0.5 & 1.0 \end{bmatrix}$
3	50	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 1.0 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 1.0 \end{bmatrix}$	$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 2.0 & -1.0 & -1.0 \\ 0.0 & 1.0 & 0.0 \\ -1.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$
5	100	$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.9 & 0.9 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 1.0 & 0.9 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 1.0 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 0.9 & 1.0 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 0.9 & 0.9 & 1.0 \end{bmatrix}$	$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 6.0 & -1.5 & -1.5 & -1.5 & -1.5 \\ -1.25 & 1.5 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ -1.25 & 0.0 & 1.5 & 0.0 & 0.0 \\ -1.25 & 0.0 & 0.0 & 1.5 & 0.0 \\ -1.25 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.5 \end{bmatrix}$

Tab. 4.2. The parameters of **WA** after the learning.

信号数	<b>WA</b> の実験値	<b>WA</b> の理論値
2	$\begin{bmatrix} 0.9998 & -0.0023 \\ 0.0002 & 0.9023 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.9 \end{bmatrix}$
3	$\begin{bmatrix} 0.9947 & -0.0030 & 0.0023 \\ 0.0034 & 0.6158 & 0.2933 \\ 0.0019 & 0.2872 & 0.6044 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.6106 & 0.2892 \\ 0.0 & 0.2892 & 0.6106 \end{bmatrix}$
5	$\begin{bmatrix} 1.0033 & -0.0009 & 0.0033 & -0.0001 & 0.0013 \\ 0.0002 & 0.3763 & 0.1783 & 0.1783 & 0.1783 \\ -0.0014 & 0.1731 & 0.3668 & 0.1731 & 0.1731 \\ -0.0009 & 0.1766 & 0.1766 & 0.3737 & 0.1766 \\ -0.0011 & 0.1751 & 0.1751 & 0.1751 & 0.3707 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.3717 & 0.1761 & 0.1761 & 0.1761 \\ 0.0 & 0.1761 & 0.3717 & 0.1761 & 0.1761 \\ 0.0 & 0.1761 & 0.1761 & 0.3717 & 0.1761 \\ 0.0 & 0.1761 & 0.1761 & 0.1761 & 0.3717 \end{bmatrix}$

Appendix B  $\mathbf{D}(z)$ と(4.7)の導出

抽出器  $\mathbf{W}(z)$  は以下で表される.

$$\mathbf{W}(z) = \begin{bmatrix} w_{11}(z) & \mathbf{w}_{12}(z) \\ \mathbf{w}_{21}(z) & \mathbf{W}_{22}(z) \end{bmatrix}. \quad (\text{B.1})$$

ここで  $\mathbf{W}_{22}(z)$  はサイズが  $N-1$  の対角行列である. また,  $\mathbf{A}(z)$  の逆行列は

$$\mathbf{A}^{-1}(z) = \begin{bmatrix} a'_{11}(z) & -a_{11}^{-1}(z)\mathbf{a}_{12}(z)\mathbf{a}'_{12}(z) \\ -\mathbf{A}_{22}^{-1}(z)\mathbf{a}_{21}(z)a'_{11}(z) & \mathbf{a}'_{12}(z) \end{bmatrix}, \quad (\text{B.2})$$

ここで  $a'_{11}(z) = (a_{11}(z) - \mathbf{a}_{12}(z)\mathbf{A}_{22}^{-1}(z)\mathbf{a}_{21}(z))^{-1}$ ,  $\mathbf{a}'_{12}(z) = (\mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z)a_{11}^{-1}(z)\mathbf{a}_{12}(z))^{-1}$  である.

(B.1), (B.2)より

$$\mathbf{D}(z) = \mathbf{W}_{22}(z) (\mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z)a_{11}^{-1}(z)\mathbf{a}_{12}(z))^{-1} \quad (\text{B.3})$$

を得る. このとき, (4.1), (4.4), (B.1)より

$$\begin{bmatrix} 1 & \mathbf{e}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d(z) & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{D}(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \mathbf{0}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11}(z) & \mathbf{a}_{12}(z) \\ \mathbf{a}_{21}(z) & \mathbf{A}_{22}(z) \end{bmatrix} \quad (\text{B.4})$$

が得られ, 上式より次の関係が得られる.

$$\begin{aligned} d(z) &= a_{11}(z), \\ \mathbf{e}^T \mathbf{D}(z) &= \mathbf{a}_{12}(z) \end{aligned} \quad (\text{B.5})$$

(B.3), (B.5)より

$$\mathbf{e}^T \mathbf{W}_{22}(z) (\mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z)a_{11}^{-1}(z)\mathbf{a}_{12}(z))^{-1} = \mathbf{a}_{12}(z) \quad (\text{B.6})$$

となり, これより

$$\begin{aligned}\mathbf{W}_{22}(z) &= \text{diag}(\mathbf{e}^T \mathbf{W}_{22}(z)) \\ &= \text{diag}\left(\mathbf{a}_{12}(z)\left(\mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z)a_{11}^{-1}(z)\mathbf{a}_{12}(z)\right)\right)^{-1}\end{aligned}\tag{B.7}$$

が得られる. ここで  $\mathbf{W}_{22}(z)$  を (B.3) へ代入して

$$\begin{aligned}\mathbf{D}(z) &= \text{diag}\left(\mathbf{a}_{12}(z)\left(\mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z)a_{11}^{-1}(z)\mathbf{a}_{12}(z)\right)\right)^{-1} \\ &\quad \bullet \left(\mathbf{A}_{22}(z) - \mathbf{a}_{21}(z)a_{11}^{-1}(z)\mathbf{a}_{12}(z)\right)^{-1}\end{aligned}\tag{B.8}$$

を得る. したがって

$$\begin{aligned}\mathbf{W}(z) &= \begin{bmatrix} d(z) & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{D}(z) \end{bmatrix} \mathbf{A}^{-1}(z) \\ &= \begin{bmatrix} \left(1 - \mathbf{a}_{12}(z)\mathbf{A}_{22}^{-1}(z)\mathbf{a}_{21}(z)a_{11}^{-1}(z)\right)^{-1} & -\mathbf{a}_{12}(z)\mathbf{a}'_{12}(z) \\ -\text{diag}(\mathbf{a}_{12}(z)\mathbf{a}'_{12}(z)) \bullet \mathbf{a}_{21}(z)a_{11}^{-1}(z) & \text{diag}(\mathbf{a}_{12}(z)\mathbf{a}'_{12}(z)) \end{bmatrix}\end{aligned}\tag{B.9}$$

となる.

## 第5章 音声信号を対象とした実験

ここでは、音声信号を対象としたブラインド信号分離とブラインド信号抽出の実験を行う。この場合は、混合過程は畳み込み混合過程(convolutive mixture)であるため、時間遅れを考慮しなくてはならず、分離・抽出は瞬時混合過程時よりも非常に難しくなってくる。また、音声信号は時間と共に統計的性質が変化するが、提案するアルゴリズムは音声信号に対しても有用に働く特徴を持つ。

1章で述べたように、畳み込み混合過程に対する問題の解法は

- (1) 時間領域で直接逆フィルタを求める。
- (2) 短時間フーリエ変換を用いて、時間周波数領域において各周波数において信号を復元し、その後総ての周波数領域で再構成する。

の2つがある。後者の方法の場合、各周波数領域での瞬時混合問題として置き換えられるため、非常に単純な問題となる。しかし、周波数成分の入れ替わりの問題が起こるため、リアルタイムには適さない。一方、前者では信号の入れ替わりについては順番が入れ替わるだけであり、それほど問題にもならず、リアルタイムに向いていると言える。前述のように、本論文では前者を用いる。

## 5. 1            マイクロフォンの性能

音声信号を対象としたブラインド信号抽出実験を行うため、必要な数だけのマイクロフォンとスピーカーを用意する。これまでの研究において、音声の分離を困難にしていた理由の一つとして、低周波数成分のノイズが含まれているためと考えられていた[38]。その低周波成分が分離を困難にしている理由として考えられるのが、

1. エリアジングの問題
2. マイク間隔の問題
3. ノイズの性質の問題

等である。1に関しては、ナイキストの標本化定理（サンプリング周波数が周期 / 2 以上である）を満たさず、原信号の中に標本化定理よりも高い周波数成分が存在していると、本来原信号には存在しないはずの低周波数成分が現れ、それが分離を困難にしていると考えられる。また、2については文献[39-41]で示されているように、マイク間隔が、扱う音の最大周波数の半分より長ければ、空間的なエリアジングが起これ、より複数の方向に死角を作ってしまうため、分離を困難にしていると考えられる。3は低周波数領域に強いノイズのエネルギーが存在すると、音声波形はノイズの影響により歪み、時間情報のみを利用する推定法、特に本論文で示すような完全時間領域の方法では、推定誤差が大きくなることが考えられ、そのことが分離を困難にしていると考えられる。

以上のように、低周波数領域にエネルギーが存在する場合、分離に悪影響を及ぼす可能性があるため、マイクロフォン自体にノイズが付加されていないか調べてみる必要がある。

マイクロフォンは fig. 5.1, 5.2 に示すものを用いる。それぞれ無指向性のマイクロフォンである。

それぞれのマイクロフォンのスペクトルとパワーを示す。2つの図に示されているマイクロフォンは、normal mic と high quality mic の2つであり、normal high mic というのは、normal mic の感度を上げたものとなっている。これらは、fig. 5.3 に示されるような配置にし、信号の成分が総て0のものを流し、マイクロフォン自身のノイズを調べた。



Fig. 5.1. microphones(normal).



Fig. 5.2. microphones(high-quality).

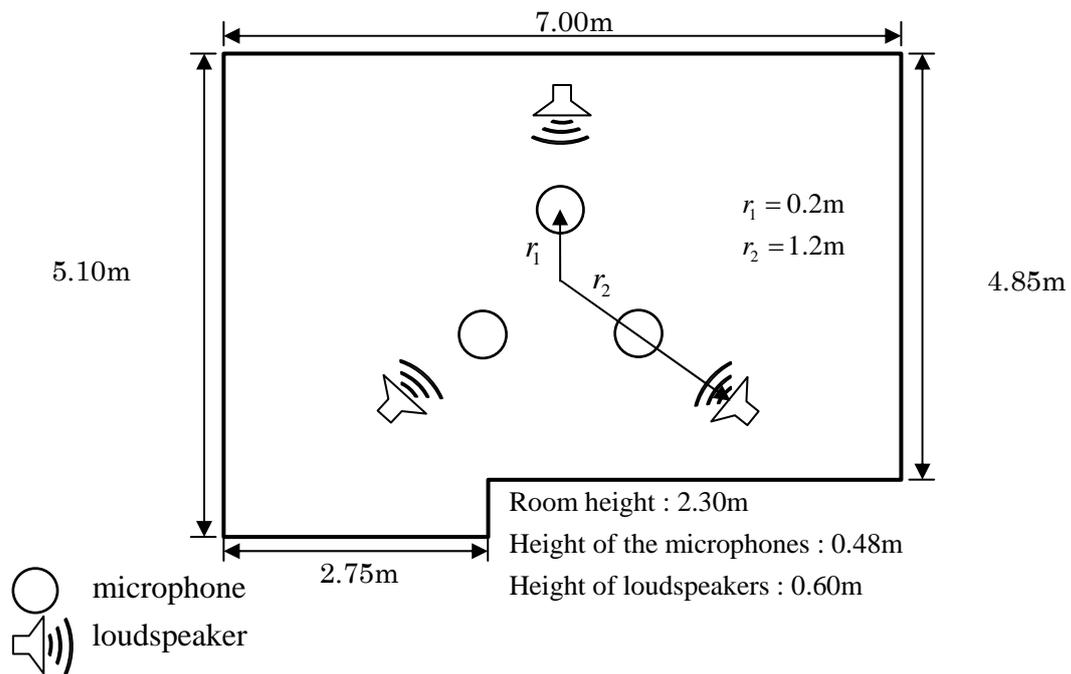


Fig. 5.3. The experimental setup.

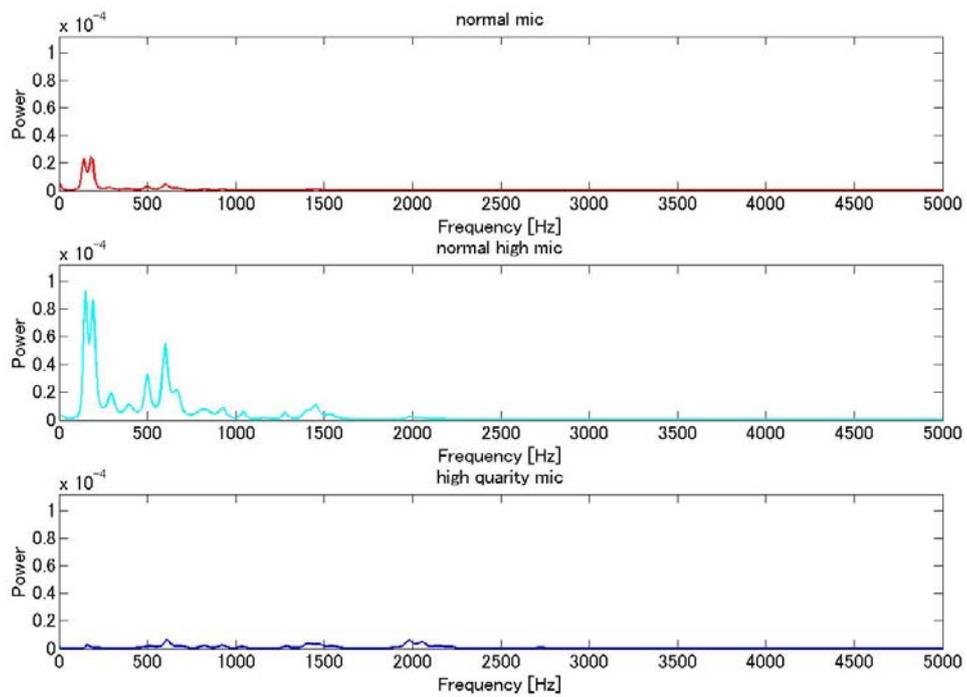


Fig. 5.4. Power spectrum of two kinds of microphones.

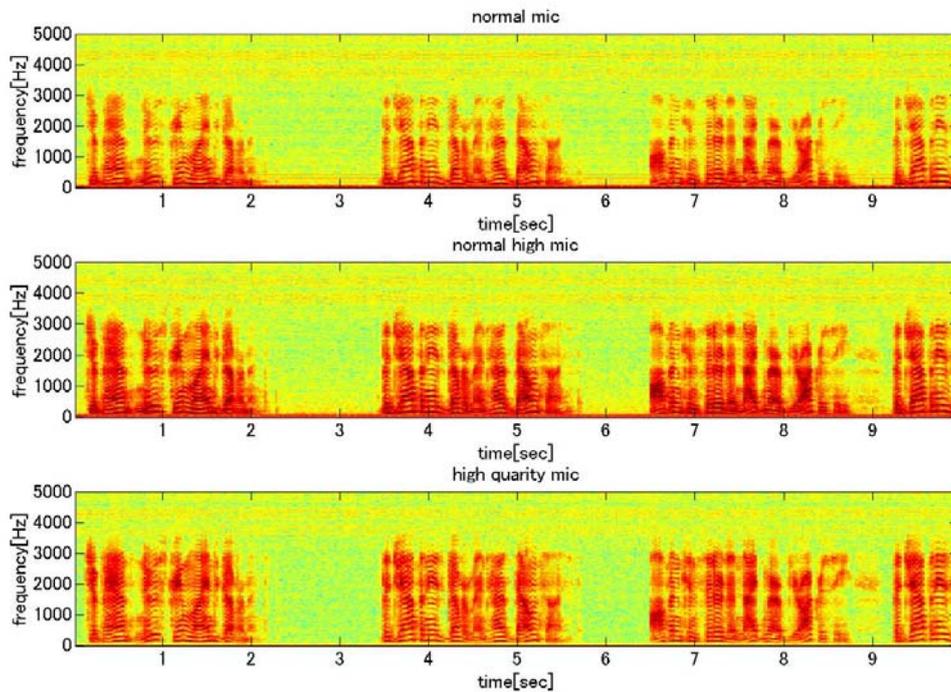


Fig. 5.7. Spectrogram of two kinds of microphones.

2つの図(fig. 5.6, 5.7)に示されるパワースペクトルとスペクトログラムをみると, **normal mic**の方は低周波数領域に強い成分が存在していることがわかる(スペクトログラムは色の濃淡により強弱が表される. 黒っぽいところが最も強く, 白っぽいところが最も弱い.). これは, 低周波数領域と高周波数領域の比率から導かれる. 人間の可聴範囲がだいたい 20Hz ~20kHz であり, 人間の音声の最も低い周波数は, 男性で 110Hz, 女性で 220Hz 程度である. また, fig. 5.7 最下段の **high quality mic** において, 2000Hz 付近で強いパワーが確認できるが, これは子音成分と思われる.

上記の結果から, 低周波数領域のパワーを抑えるために, フィルタを用いることとする.

## 5. 2 ハイパスフィルタ(HPF)の適用

### 5. 2. 1 導出

ここでは、前節の結果から、分離を行う前にあらかじめフィルタで低周波成分を除去し、抽出の精度を上げることを目的とする。つまり、目的からハイパスフィルタ(HPF)を選択する。

人間の可聴範囲や、男女間の低周波数成分の違いから、約 100Hz までの低周波成分は除去しても問題はないと考えられる。本研究では、サンプリング周波数が 10kHz の音声信号を取り扱うため、ナイキストの標本化定理を考慮すると、カットオフ周波数は 500Hz 以上が有効である。しかし、これが高すぎると、音が変わってしまうことが考えられる。そこで、ナイキストの標本化定理を満足する周波数のうちで、抽出を行う上で良さそうなカットオフ周波数を実験的に得ることにする。その時用いる式は以下ようになる。

一次遅れ系の伝達関数を

$$G(s) = \frac{Ts}{1+Ts} \quad (s = j\omega) \quad (5.1)$$

とする。エリアジングの問題を考慮すると、双 1 次変換が最も実用的であるため、 $s$  を次のように変換する。

$$s = \frac{2}{\Delta t} \times \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \quad (5.2)$$

(5.1), (5.2)より(5.3)を得る。

$$G(z) = \frac{T \frac{2}{\Delta t} \times \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}}{1 + T \frac{2}{\Delta t} \times \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}} \quad (5.3)$$

ここで  $T \frac{2}{\Delta t}$  を  $c$  とおくと、(5.3)は以下のようにになる。

$$G(z) = \frac{c \times \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}}{1+c \times \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}} = \frac{c(1-z^{-1})}{(1+z^{-1})+c(1-z^{-1})} = \frac{c(1-z^{-1})}{(c+1)-(c-1)z^{-1}} = \frac{\frac{c}{c+1}(1-z^{-1})}{1-\frac{c-1}{c+1}z^{-1}} \quad (5.4)$$

ここで  $a = \frac{c-1}{c+1}$ ,  $b = \frac{c}{c+1}$  とすると,

$$G(z) = \frac{b(1-z^{-1})}{1-az^{-1}} \quad (5.5)$$

上式と、伝達関数と入出力の関係は、入力を  $U(z)$ 、出力を  $Y(z)$  とすると、 $G(z) = \frac{Y(z)}{U(z)}$  より

以下のようなになる。

$$\begin{aligned} U(z) \cdot b(1-z^{-1}) &= Y(z) \cdot (1-az^{-1}) \\ b(U(z)-U(z)z^{-1}) &= Y(z)-aY(z)z^{-1} \end{aligned} \quad (5.6)$$

ここで、(5.6)を連続系にすると、 $z^{-1}$ は  $(t-1)$  で表され、

$$\begin{aligned} b(U(t)-U(t-1)) &= Y(t)-aY(t-1) \\ Y(t) &= aY(t-1)+b\{U(t)-U(t-1)\} \end{aligned} \quad (5.7)$$

を得る。

観測信号に **HPF** を適用し、抽出を行う場合、得られた出力信号に対して逆フィルタを適用することで元の信号に戻すことになる。そこで、(5.1)の逆フィルタを導くと、

$$\begin{aligned} H(s) &= G^{-1}(s) \\ &= \frac{1+Ts}{Ts} \end{aligned} \quad (5.8)$$

(5.2)と同様に、双1次変換より

$$H(z) = \frac{1+T \frac{2}{\Delta t} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}}{T \frac{2}{\Delta t} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}} \quad (5.9)$$

を得る.

ここで  $T \frac{2}{\Delta t} = C$  とおくと,

$$\begin{aligned} H(z) &= \frac{1+C \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}}{C \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}} \\ &= \frac{1+z^{-1}+C(1-z^{-1})}{C(1-z^{-1})} \end{aligned} \quad (5.10)$$

を得る. ここで再び伝達関数と入出力の関係より

$$\begin{aligned} G(z) &= \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{C(1-z^{-1})+(1+z^{-1})}{C(1-z^{-1})} \\ CY(z)(1-z^{-1}) &= U(z)(C(1-z^{-1})+(1+z^{-1})) \\ CY(z) - CY(z)z^{-1} &= CU(z) - CU(z)z^{-1} + U(z) + U(z)z^{-1} \\ CY(z) &= CU(z) - CU(z)z^{-1} + U(z) + U(z)z^{-1} + CY(z)z^{-1} \\ Y(z) &= U(z) - U(z)z^{-1} + \frac{1}{C}U(z) + \frac{1}{C}U(z)z^{-1} + Y(z)z^{-1} \end{aligned} \quad (5.11)$$

連続系にすると

$$\begin{aligned} Y(t) &= U(t) - U(t-1) + \frac{1}{C}U(t) + \frac{1}{C}U(t-1) + Y(t-1) \\ &= \left(1 + \frac{1}{C}\right)U(t) - \left(1 - \frac{1}{C}\right)U(t-1) + Y(t-1) \end{aligned} \quad (5.12)$$

となる. ところが, (5.10)より, この伝達関数の極を求めると, 分母 = 0 となる  $z$  が  $z=1$  となり, これは単位円の境界に極が存在していることになり, 不安定となる.

## 5. 2. 2 完全な逆フィルタが存在する HPF

前節で示したフィルタを適用すると、その伝達関数の極が不安定であるため、逆フィルタとしては適さない。しかし、(5.12)に係数を付加してやることで、近似的にフィルタを求めることができる。

$$\begin{aligned}
 Y(t) &= U(t) - U(t-1) + \frac{1}{C}U(t) + \frac{1}{C}U(t-1) + Y(t-1) \\
 &= \left(1 + \frac{1}{C}\right)U(t) - \left(1 - \frac{1}{C}\right)U(t-1) + Y(t-1) \\
 &\approx \left(1 + \frac{1}{C}\right)U(t) - \alpha\left(1 - \frac{1}{C}\right)U(t-1) + Y(t-1)
 \end{aligned} \tag{5.13}$$

ここで  $\alpha$  は 1 に近い値とする。

あくまでこれは近似的なものであるため、この方法とは別に完全な逆フィルタが存在する HPF を構築するために、カットオフ周波数を 2 つ用いる。そのときの伝達関数を次のようにする。

$$G(s) = \frac{T_1 1 + T_2 s}{T_2 1 + T_1 s} \quad (s = j\omega) \tag{5.14}$$

ただし、 $T_1 = \frac{1}{2\pi f_{c1}}$ 、 $T_2 = \frac{1}{2\pi f_{c2}}$  とし、 $T_1 < T_2$  の関係を満たすために、 $f_{c1} > f_{c2}$  を満たすよう

にカットオフ周波数を定めてやる必要がある。これまでと同様に、 $s = \frac{2}{\Delta t} \times \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}$  として双

1 次変換すると、

$$G(z) = F \frac{T_2 \left( \frac{2(1-z^{-1})}{\Delta t(1+z^{-1})} + 1 \right)}{T_1 \left( \frac{2(1-z^{-1})}{\Delta t(1+z^{-1})} + 1 \right)} \tag{5.15}$$

ここで  $F = \frac{T_1}{T_2}$ 、 $T_1 \frac{2}{\Delta t} = a$ 、 $T_2 \frac{2}{\Delta t} = b$ 、 $\left( \Delta t = \frac{1}{f_s} \right)$  とすると

$$\begin{aligned}
G(z) &= F \frac{b \left( \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \right) + 1}{a \left( \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \right) + 1} \\
&= F \frac{b(1-z^{-1}) + 1 + z^{-1}}{a(1-z^{-1}) + 1 + z^{-1}} \\
G(z) &= F \frac{(1+b) + (1-b)z^{-1}}{(1+a) + (1-a)z^{-1}}
\end{aligned} \tag{5.16}$$

を得る. ちなみに, このとき,  $G^{-1}(z)$  として分母 = 0 となる  $z$  を求めると, 少なくとも  $z \neq 1$  であることがわかる. ここで,  $(1+a) = A, (1-a) = B, (1+b) = C, (1-b) = D$  において, 整理すると

$$G(z) = F \frac{C + Dz^{-1}}{A + Bz^{-1}} \tag{5.17}$$

となる. 伝達関数と入出力の関係から, 次式を得る.

$$\begin{aligned}
G(z) &= \frac{Y(z)}{U(z)} = F \frac{C + Dz^{-1}}{A + Bz^{-1}} \\
&= CFU(z) + DFU(z)z^{-1} = AY(z) + BY(z)z^{-1} \\
Y(z) &= \frac{CFU(z) + DFU(z)z^{-1} - BY(z)z^{-1}}{A}
\end{aligned} \tag{5.18}$$

連続系に置き換えると

$$Y(t) = \frac{CFU(t) + DFU(t-1) - BY(t-1)}{A} \tag{5.19}$$

となる. 観測信号に上式を用いて抽出を行い, その後逆フィルタを適用する. (5.19)の逆フィルタなので, 入力と出力を入れ替えてやればよく, 従って逆フィルタは

$$U(t) = \frac{AY(t) + BY(t-1) - DFU(t-1)}{CF} \tag{5.20}$$

となる.

5. 3 実験  
5. 3. 1 実験の流れ

観測された音声信号から目的の音声信号を取り出すまでの全体的な流れは fig. 5.8 に示す.



Fig. 5.8. The flow of the proposed algorithm.

### 5. 3. 2 評価方法

人工信号を用いた瞬時混合の場合と異なり，混合過程が未知のため，WA からの比較ができない．混合過程を推定することもできるが[42]，今回は SNR 改善量(signal-to-noise ratio improvement, SNRI)を評価基準とする．SNRI は次のように定義する．

$$\text{SNRI} = 10 \log_{10} \frac{\left\langle |x_1(t) - a_{11}(z)s_1(t)|^2 \right\rangle_t}{\left\langle |y_1(t) - a_{11}(z)s_1(t)|^2 \right\rangle_t} \quad (5.21)$$

$a_{11}(z)s_1(t)$  はマイクロフォン 1 に含まれる  $s_1(t)$  成分を表す．従って，抽出信号  $y_1(t)$  が，マイクロフォン 1 に含まれる  $s_1(t)$  成分に近ければ近いほど，SNRI は大きな値をとる．

### 5. 3. 3 実験環境

音声信号を用いた実験は総て，fig. 5.9 に示す防音室で録った音声を用いる．また，使用したスピーカーを fig. 5.10 に示す．マイクロフォンは 5.1 節で記すもので，そのうち fig. 5.1 に示す normal mic を用いる．実験の設定によってサンプリング周波数，信号数とマイクロフォン，スピーカーの配置が異なる．音声信号はスーパーガウシアン分布を有するため，非線形関数  $\varphi$  を  $\varphi(u) = \text{sgn}(u)$  を用いる．



Fig. 5.9. A soundproof room.

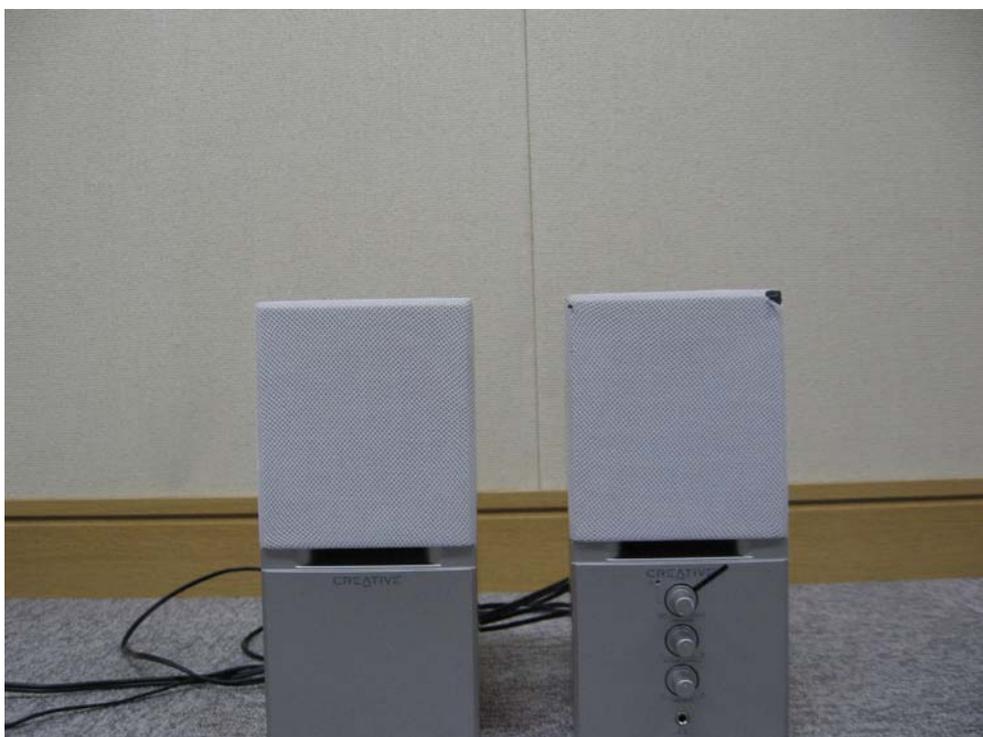


Fig. 5.10. A sound speaker.

### 5. 3. 4 実験条件

音声信号は，男性と女性の声を，実験条件ごとに必要な人数分用いる．また，それらは 10kHz もしくは 8kHz でサンプリングされている．サンプル数はサンプリング周波数(Hz)×時間(sec.)より求められる．マイクロフォンとスピーカーの配置，フィルタの長さ等は次実験状況により異なる．総ての実験において，学習係数は次節で示す値を用いた．また，学習回数は 400 回とした．各実験の実験条件は以下に示す．

Tab. 5.1. The experimental condition.

No	実験環境	音声信号	サンプル数(サンプリング周波数 ×時間)	フィルタの長さ (L1, L2)
1	fig. 5.3	male×1, female×2	200000(10kHz×20sec.)	(360, 360)
2	fig. 5.11	male×3, female×2	320000(8kHz×40sec.)	(360, 480)
3	fig. 5.12	male×3, female×2	320000(8kHz×40sec.)	(480, 480)
4	fig. 5.13	male×3, female×3	320000(8kHz×40sec.)	(480, 600)

$\mathbf{W}(z)$  の初期値は実験番号毎に以下に記す．

No.1:

$$\mathbf{W}_\tau = \begin{cases} \begin{bmatrix} 1.5 & -1.0 & -1.0 \\ 0.0 & 1.0 & 0.0 \\ -0.5 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix} & \text{for } \tau = 0 \\ \mathbf{0} & \text{for } \tau \neq 0 \end{cases}$$

No.2, No.3:

$$\mathbf{W}_\tau = \begin{cases} \begin{bmatrix} 1.5 & -1.0 & \cdots & -1.0 \\ \frac{(w_{11}(z)-1.0)}{(N-1)} & 1.0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ \frac{(w_{11}(z)-1.0)}{(N-1)} & 0 & 0 & 1.0 \end{bmatrix} & \text{for } \tau = 0 \\ \mathbf{0} & \text{for } \tau \neq 0 \end{cases}$$

No.4:

$$\mathbf{W}_\tau = \begin{cases} \begin{bmatrix} 2.0 & -1.0 & \dots & -1.0 \\ \frac{(w_{11}(z)-1.0)}{(N-1)} & 1.0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ \frac{(w_{11}(z)-1.0)}{(N-1)} & 0 & 0 & 1.0 \end{bmatrix} & \text{for } \tau = 0 \\ \mathbf{O} & \text{for } \tau \neq 0 \end{cases}$$

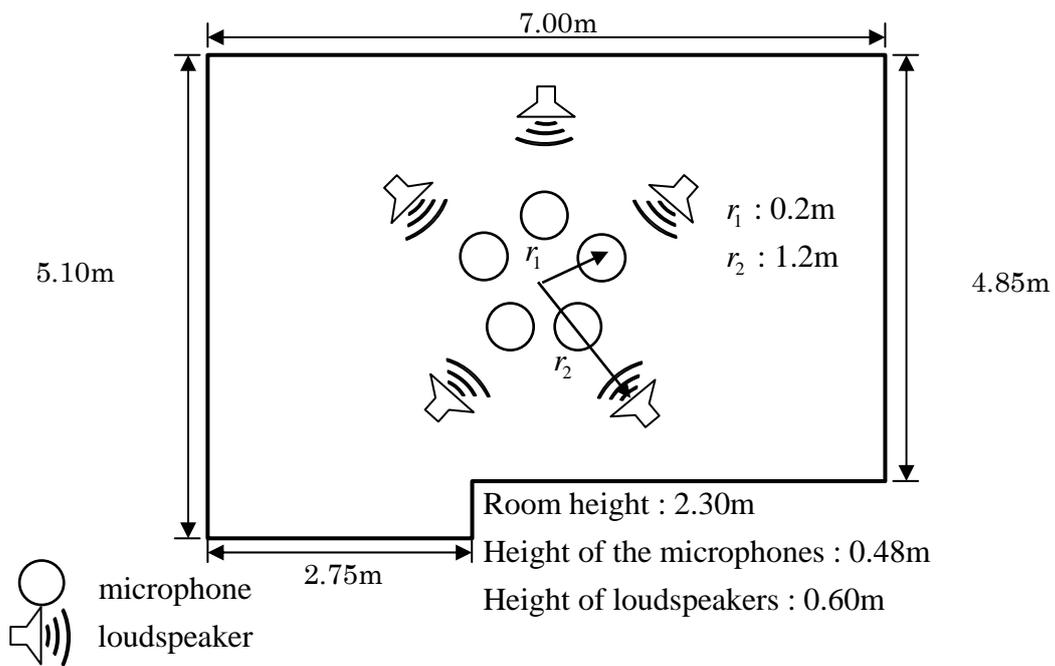


Fig. 5. 11. The experimental setup (No.2).

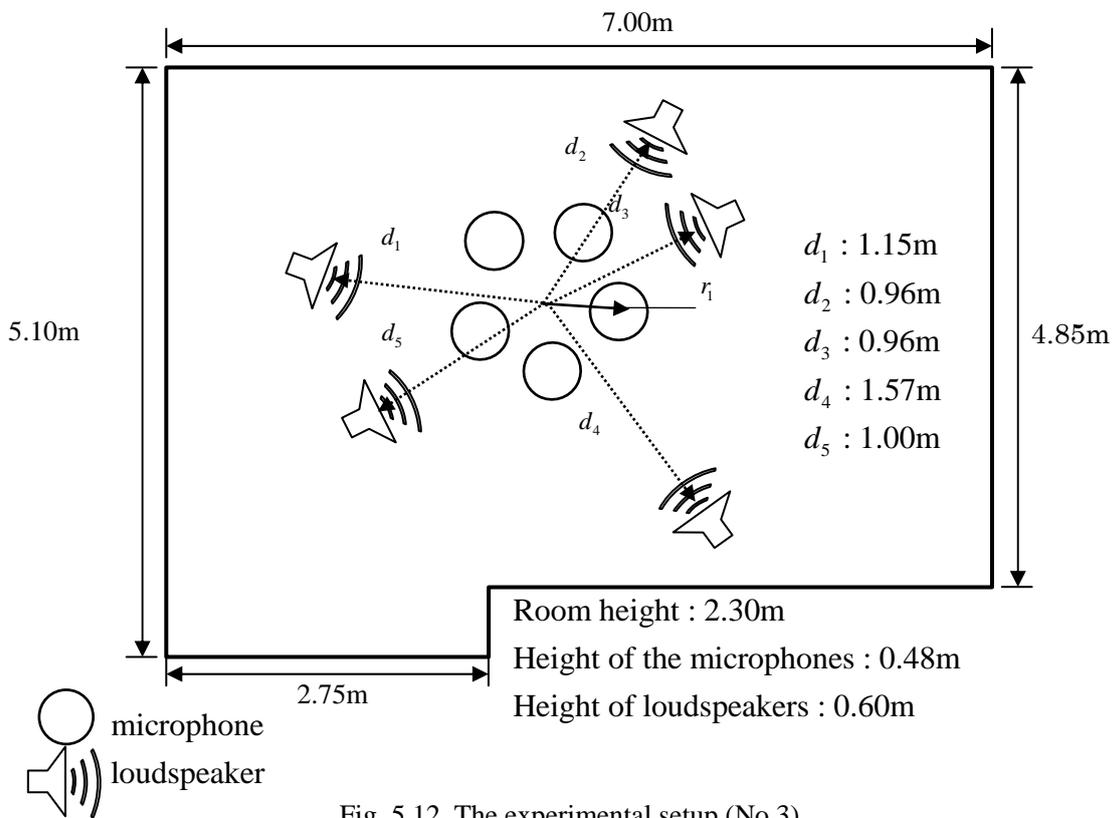


Fig. 5.12. The experimental setup (No.3).

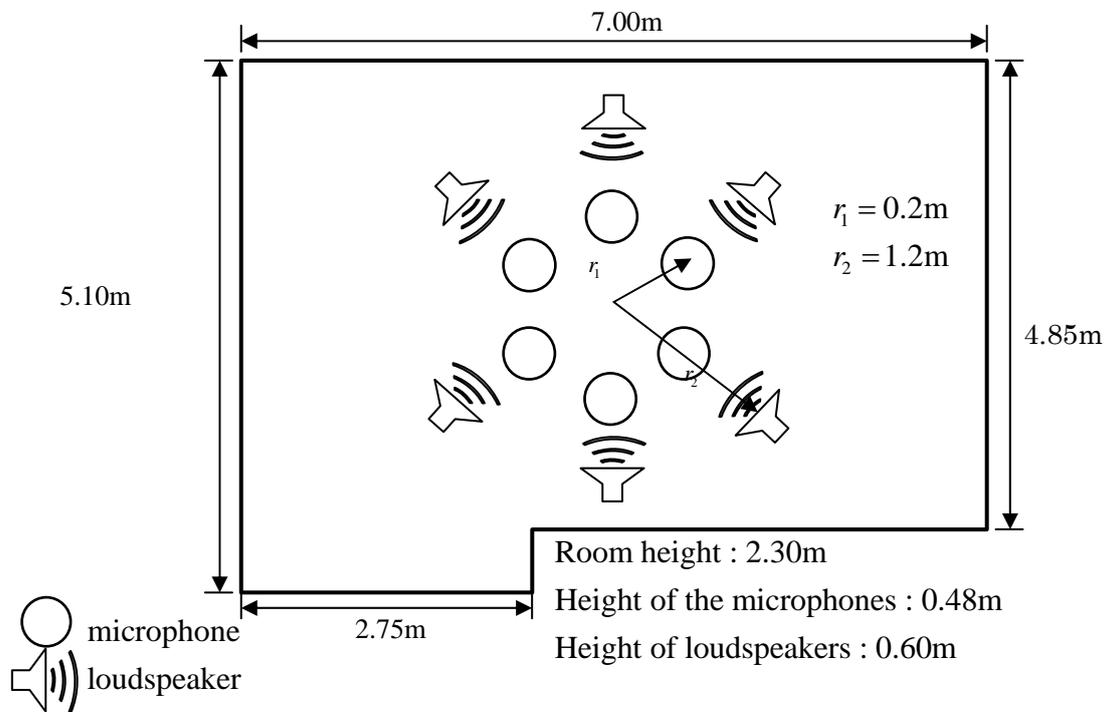


Fig. 5.13. The experimental setup (No.4).

### 5. 3. 5 学習係数の設定

学習係数を大きくすれば、その分 1 回の学習量が大きくなるため、目的の解へ早く到達することもありえるが、発散する可能性もある。また、小さくすれば 1 回あたりの学習量も小さくなるため、目的の解へ到達するまでに多大な時間を必要とする。また、local minimum の問題もあり、信号の性質を保存するブラインド信号分離においては、この問題が[43]で示されている。従って、適切な学習係数を設定する必要がある。本論文では以下に示すような学習係数を用いることで、アルゴリズムの安定化を図る。

マイクロフォンとスピーカー間が離れると、混合行列が非正則に近づく。つまり、逆行列が存在しなくなってしまう。そのようなことを避けるため、フィルタを長く設定しなければならない。フィルタを長くすることで周波数分解能が上がる。しかし、分解能が上がると周波数成分の入れ替わりが生じることがある。また、フィルタの端近辺で大きく学習が進むと、分離する解に収束しなかったり、計算機上の発散を引き起こすことがこれまでの研究によって確かめられている[44]。つまり、高い周波数分解能で分離過程を求めるが、初期は低い周波数分解能で設計しているため、フィルタの端近辺における学習の問題が解消されることも期待できる。結果的に、これらがアルゴリズムのロバスト性を向上させることになると考えられる。(5.22)の $\left(1 + \frac{\tau}{L_1 + 1}\right)$ あるいは $\left(1 - \frac{\tau}{L_2 + 1}\right)$ はそれを防ぐためでもある。また、 $\alpha(n)$ は学習の早い段階で $\alpha$ が小さくなるのを防ぐために、学習回数 $n$ に依存させ、 $\alpha(n)$ を指数的に小さくしていく。つまり、学習係数はフィルタの長さ $L$ と学習回数に依存させる。

$$\alpha_\tau(n) = \begin{cases} \alpha(n) \times \left(1 + \frac{\tau}{L_1 + 1}\right) & \text{for } -L_1 \leq \tau < 0 \\ \alpha(n) \times \left(1 - \frac{\tau}{L_2 + 1}\right) & \text{for } 0 \leq \tau \leq L_2 \end{cases} \quad (5.22)$$

ここで

$$\alpha(n) = \alpha(0)e^{-Cn} \quad (5.23)$$

であり、 $\alpha(0) = 0.0001$ とする。また、 $C$ は、次のように導出する。 $n$ を400としたときに最終的に $\alpha(0) = 0.0001$ から $\alpha(400) = 0.000001$ となるように定めるとすると

$$\begin{aligned}
\alpha(n) &= \alpha(0)e^{-Cn} \\
0.000001 &= 0.0001e^{-400C} \\
e^{-400C} &= 0.001 \\
-400C &= \ln 10^{-2} \\
-400C &= -4.6051701\dots \\
C &\approx 0.0115
\end{aligned}
\tag{5.24}$$

となる。このときの  $\alpha(n)$  の時間経過を fig. 5.14 に示す。

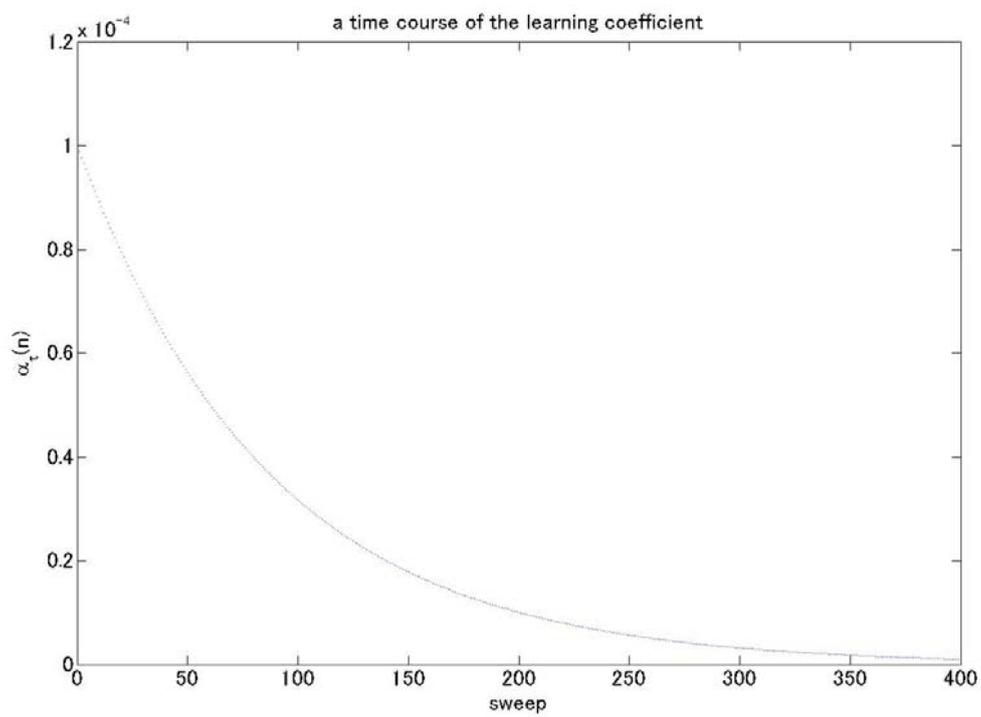


Fig. 5.14. A time course of the learning coefficient.

## 5. 4 実験結果と考察

各実験の結果を示す。まず、実験 No.1 の 3 音声の分離 / 抽出について示す。原信号と、fig. 5.3 で示される環境において観測された観測信号、出力信号をそれぞれ示す。出力信号は、繰り返し回数が 50, 100, 150, 200, 300, 400 回時において出力信号が得られるようにした。これは、おおよその学習の終了と判断できる回数を見るためである。

まず、ブラインド信号分離の結果について考察する。

実験 No.1 において、50 回までにはほぼ分離を達成できていると考えられる。Fig. 5.21-5.22 に示す出力波形と fig.5.17 で示される原信号を比較するとそのことがわかる。また、(5.21) を用いて導出した各繰り返し回数における SNRI から推測できる。実験 No.1 の SNRI は tab. 5.2 に示す。SNRI より、繰り返し回数が増えたからといって、SNRI が向上するわけではないことがわかる。これは、 $\mathbf{W}(z)$  が収束しているからだと考えられる。

実験 No.2 は fig. 5.11 で示すように 5 音声で行った。Tab. 5.3 において、繰り返し回数が多くなるほど SNRI が高くなっている。これは fig. 5.24-5.29 の  $y_1(t)$  成分に  $s_1(t)$  成分以外の成分が取り除かれていることを意味する。しかし、sweep = 150 においては急激に SNRI が下がっている。 $\mathbf{W}(z)$  が学習の途中でおかしなところへ動いたのではないかと考えられる。

実験 No.3 は fig. 5.12 に示すように、スピーカーをランダムに配置した。従って、他の実験より複雑になっている。そのため、tab. 5.4 に示すように、いずれの結果も SNRI が 20dB を超えることがなかった。BSS においては、平均して 15dB 程度と考えられる。Fig. 5.32-5.37 で示される出力波形からは多少わかりづらいが、各出力の振幅が目立つところを比較すると、 $s_1(t)$  から  $s_5(t)$  が  $y_1(t)$  から  $y_5(t)$  にそれぞれ対応している。

実験 No.4 は fig. 5.13 からわかるように実験 No.2 から信号数を一つ増やしている。これにより、問題は複雑になり、また計算時間も増える。Tab. 5.4 に示される結果から、ほとんど分離が達成されていないと考えられる。また、このことは fig. 5.40-5.45 からいえる。どの原信号がどの出力信号に対応しているかが、出力波形から判断することが非常に難しく、学習を繰り返しても精度は向上しなかった。ブラインド信号分離アルゴリズムが目的の解へ到達できなかった原因として、 $\mathbf{W}(z)$  の初期値の設定のしかたに問題があったのではないかと考えられる。今回、初期値の設定に関しては、線形拘束を満足するような初期値とただけで、前述のように抽出したい信号の位置に関する情報を用いていない。また、目的と違う解に収束していると考えられるが、混合信号が中心極限定理によってよりガウシアンに近くなってしまい、出力信号同士が無相関だが独立ではないところへ収束していると考えられる。

次にブラインド信号抽出の結果について考察する。

実験 No.1 において、ブラインド信号分離と同様、50 回までにはほぼ抽出を達成できていると考えられる。Fig. 5.47-5.52 に示す出力波形と fig. 5.17 で示される原信号を比較するとそのことがわかる。ブラインド信号抽出においては、 $y_1(t)$  が  $s_1(t)$  成分のみを持ち、それ以外の出力信号は  $s_1(t)$  以外の信号が混ざったままとなっているため、 $y_1(t)$  と  $s_1(t)$  のみを見るだけでよい。また、抽出が達成されていることは(5.21)を用いて導出した各繰り返し回数における SNRI からも推測できる。

実験 No.2 について、Tab. 5.3 から sweep = 50 において最も高い SNRI を示した。その後学習を繰り返しても、SNRI が 20dB を上回っている。Fig. 5.53-5.58 から見ても  $s_1(t)$  成分が抽出されていることがわかる。

実験 No.3 はブラインド信号分離の結果と同様、20dB を超えることはなかった。しかし、学習を繰り返していくと 18dB 程度まで向上した。Fig. 5.59-5.64 で示される出力波形において、およそ 0.45sec.から 0.50sec.付近までは  $s_1(t)$  では成分がほぼないが  $y_1(t)$  では現れており、これは  $s_1(t)$  以外の成分であると考えられる。それを除けばおおむね  $s_1(t)$  成分の抽出に成功しているといえる。

実験 No.4 については sweep = 50 の時点で  $s_1(t)$  成分が  $y_1(t)$  に現れていることがわかり、その後は高い SNRI を示している。Fig. 5.65-5.70 からもそのことが確認できる。

以上より、分離精度に関しては、初期値の設定のしかたについて特別なことをしておらず、そのことがブラインド信号分離には強く影響したと考えられる。ブラインド信号抽出においても同様なことが考えられ、たまたま今回成功した可能性もある。提案アルゴリズムの再現性という観点から、初期値をランダムに（ただし、線形拘束は満たしておくようにする）設定し、次節で実験を行う。

Tab. 5.2. The result of SNRI in experiment No.1

	SNRI (dB)					
	50	100	150	200	300	400
BSS	12.9459	13.7961	14.5271	14.396	13.9401	13.95
BSE	14.8186	14.6057	15.4344	15.5582	15.5995	15.5965

Tab. 5.3. The result of SNRI in experiment No.2

	SNRI (dB)					
	50	100	150	200	300	400
BSS	13.9312	14.6035	7.4258	13.9908	18.0884	20.707
BSE	26.1697	25.4134	22.7466	22.2194	21.7564	20.433

Tab. 5.4. The result of SNRI in experiment No.3

	SNRI (dB)					
	50	100	150	200	300	400
BSS	15.2431	14.443	14.7941	14.9293	15.0327	14.7219
BSE	13.092	14.0272	17.8333	18.0237	18.1524	18.2328

Tab. 5.5. The result of SNRI in experiment No.4

	SNRI (dB)					
	50	100	150	200	300	400
BSS	7.6896	6.3792	6.2091	6.0203	6.0414	6.2287
BSE	14.5576	28.0025	29.8278	29.5391	29.1139	27.1167

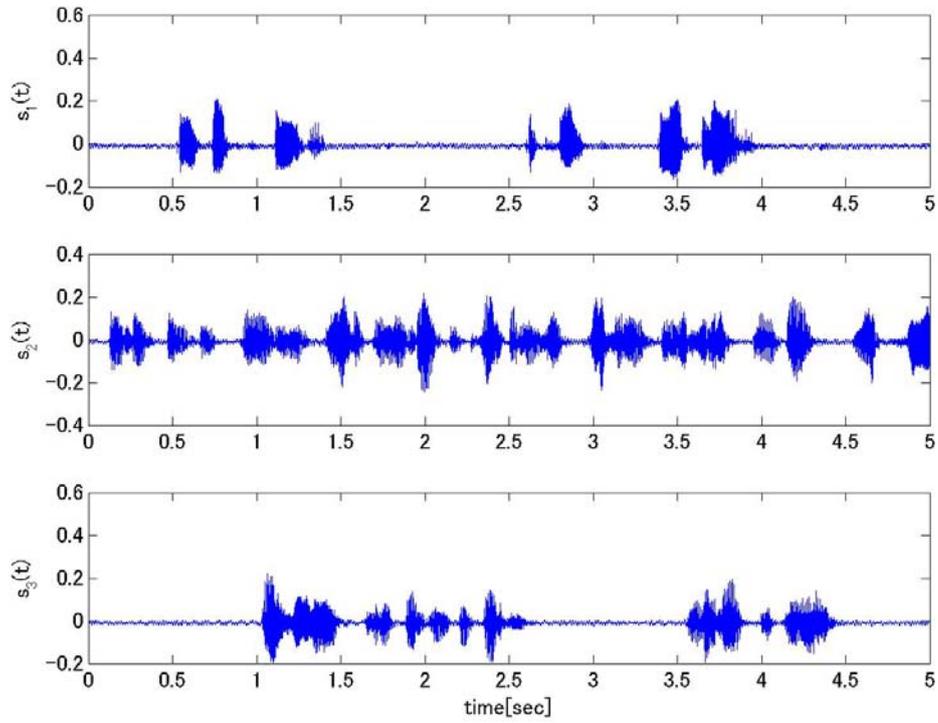


Fig. 5.15. The source signals in experiment No.1.

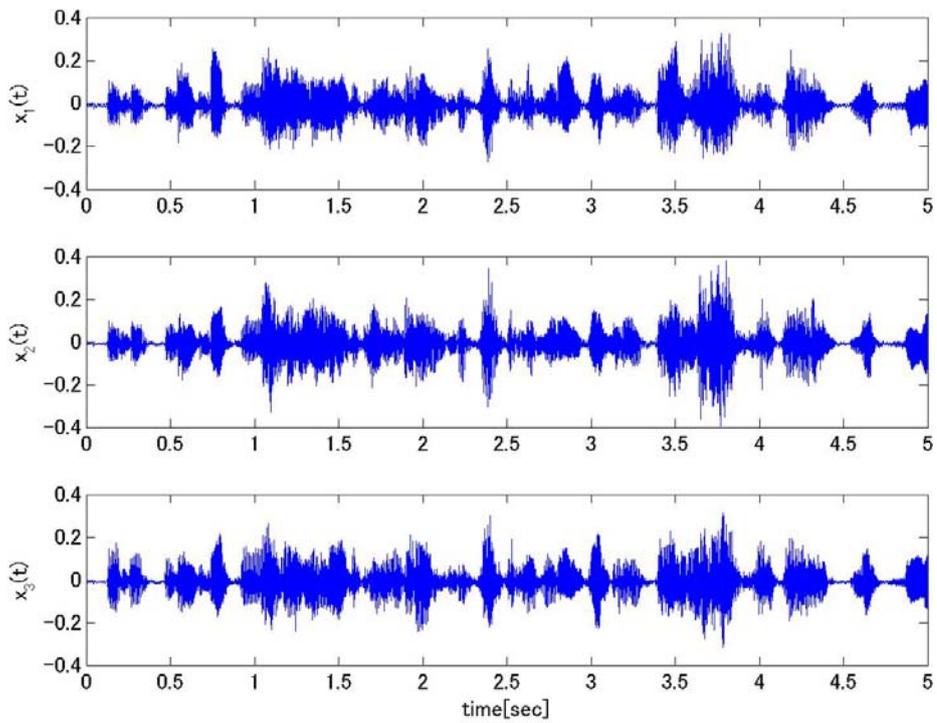


Fig. 5.16. The observed signals in experiment No.1

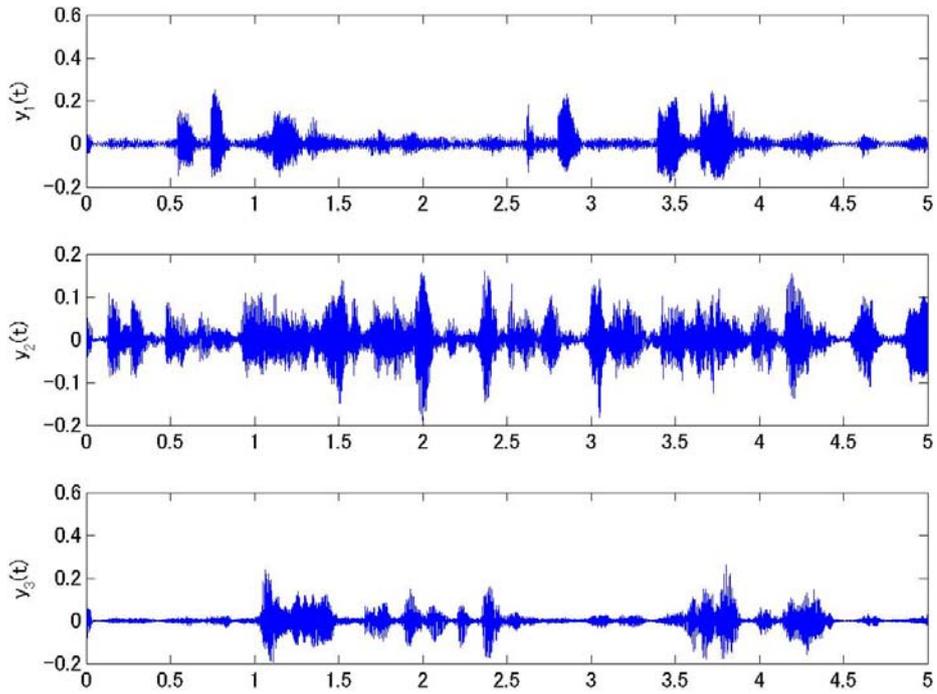


Fig. 5.17. The separation result in experiment No.1 (sweep = 50).

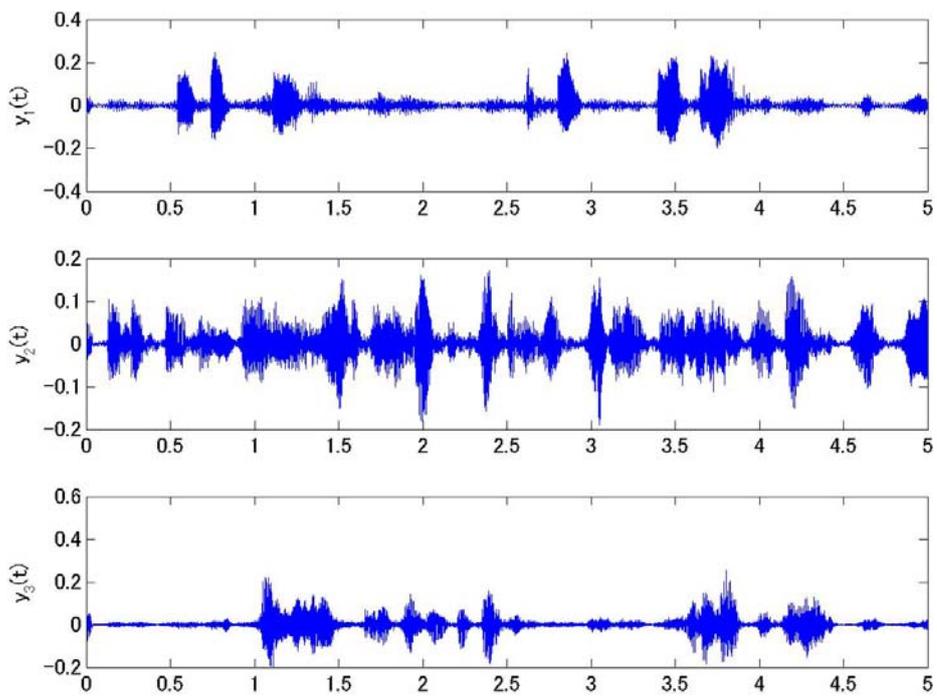


Fig. 5.18. The separation result in experiment No.1 (sweep = 100).

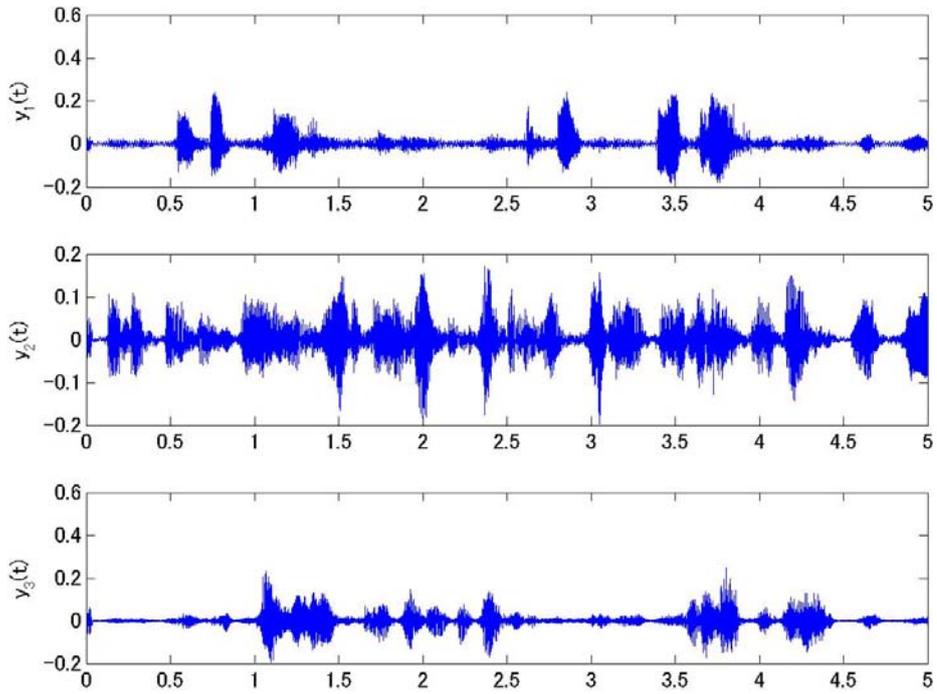


Fig. 5.19. The separation result in experiment No.1 (sweep = 150).

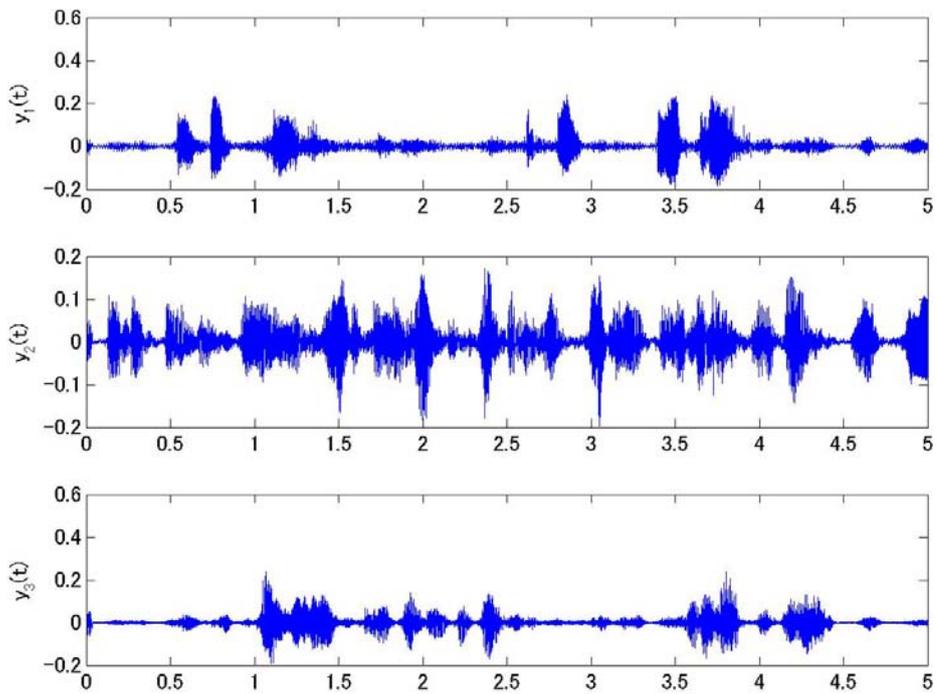


Fig. 5.20. The separation result in experiment No.1 (sweep = 200).

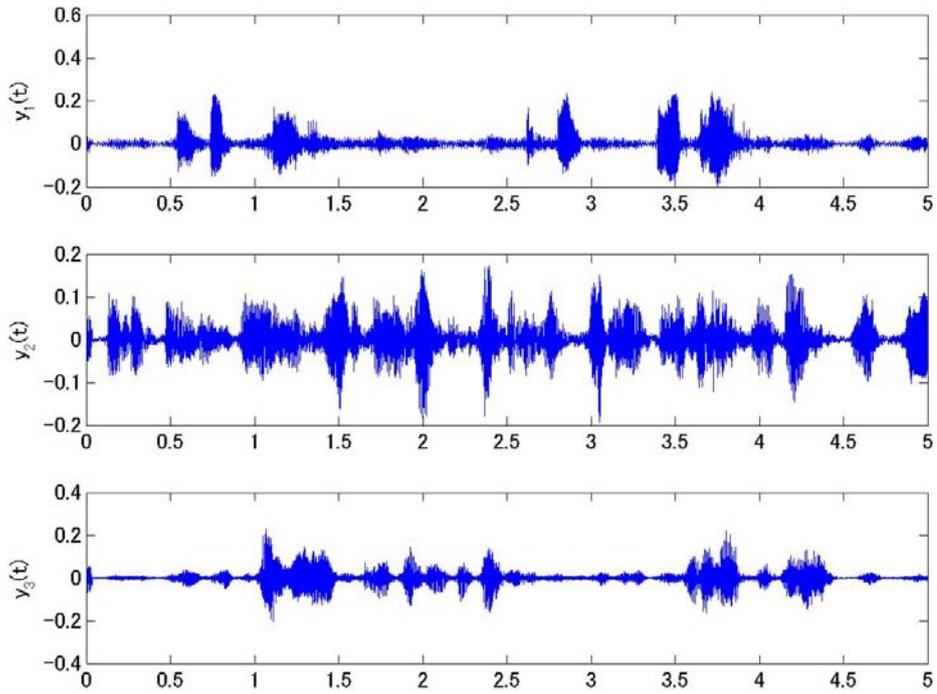


Fig. 5.21. The separation result in experiment No.1 (sweep = 300).

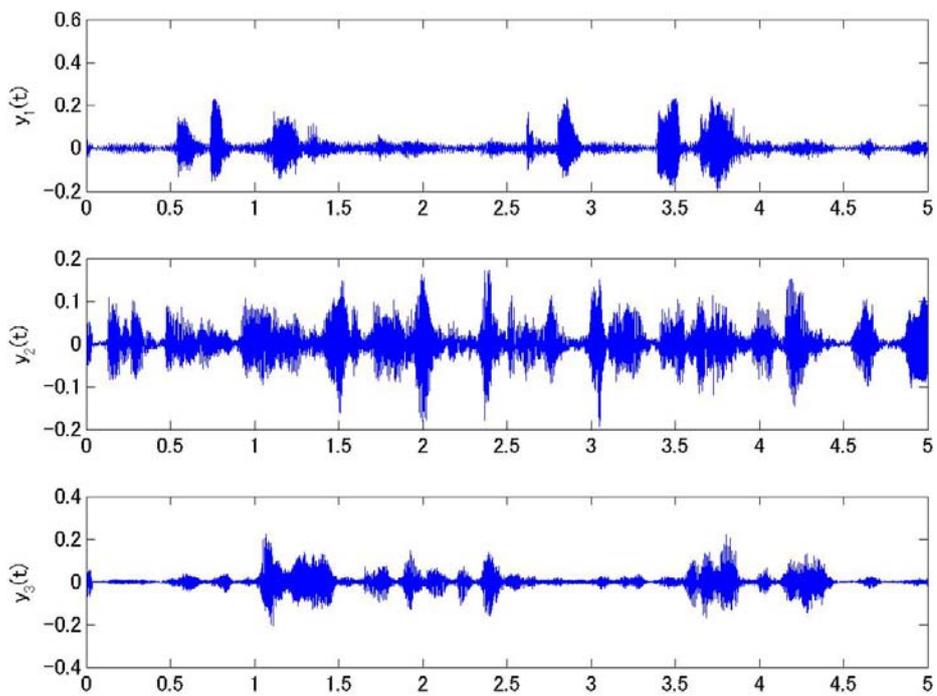


Fig. 5.22. The separation result in experiment No.1 (sweep = 400).

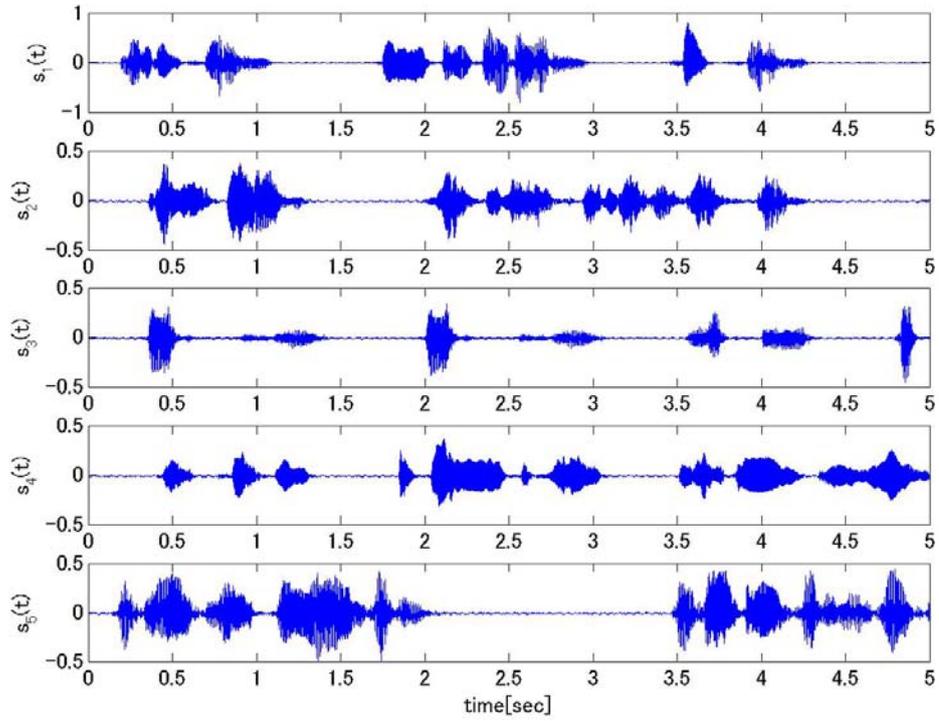


Fig. 5.23. The source signals in experiment No.2.

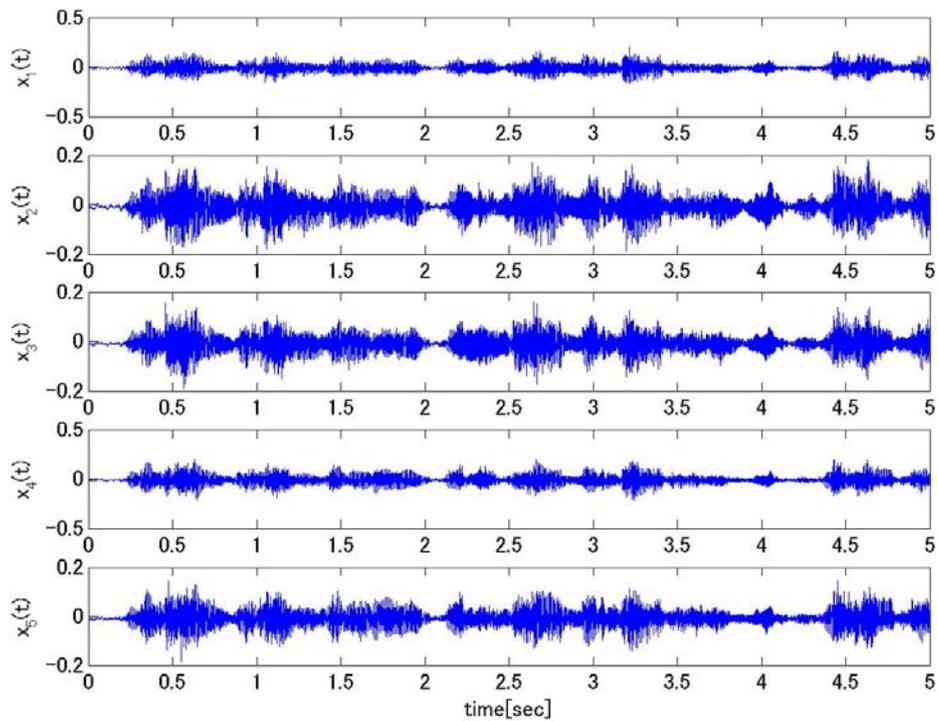


Fig. 5.24. The observed signals in experiment No.2.

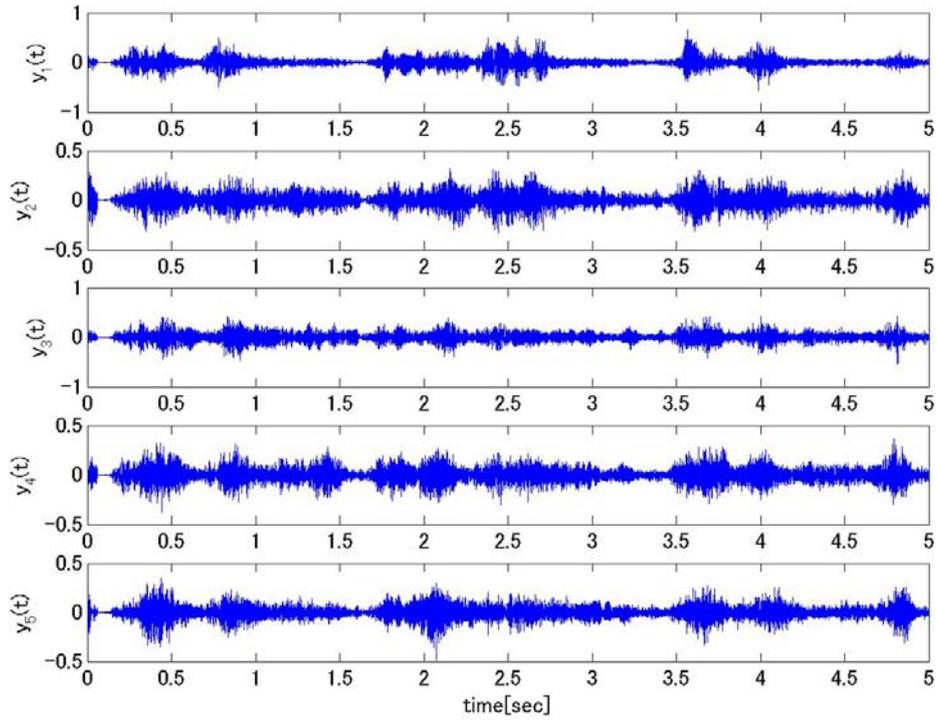


Fig. 5.25. The separation result in experiment No.2 (sweep = 50).

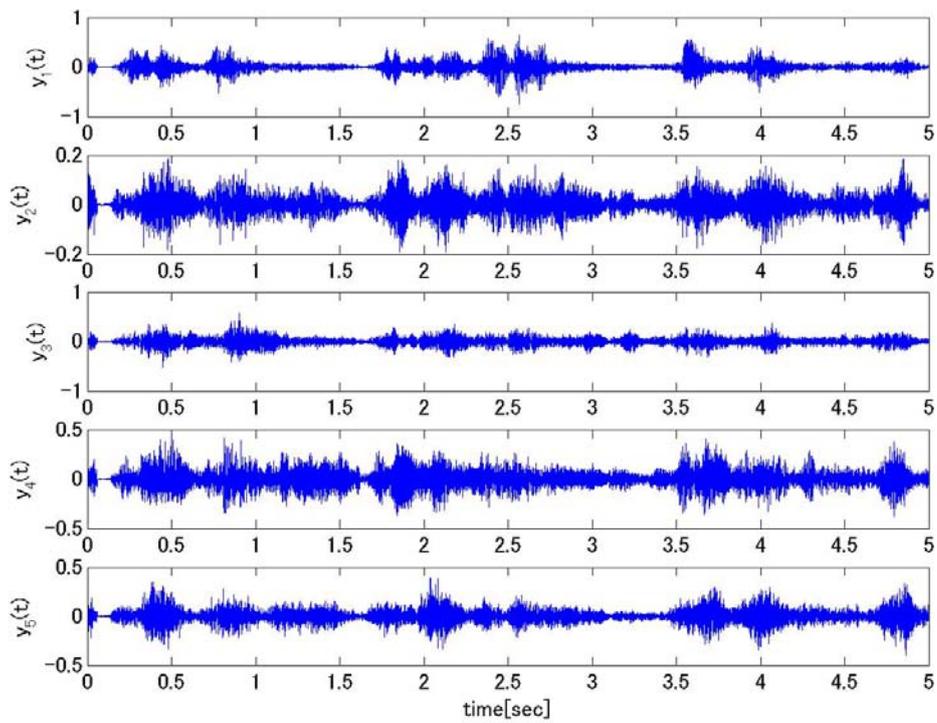


Fig. 5.26. The separation result in experiment No.2 (sweep = 100).

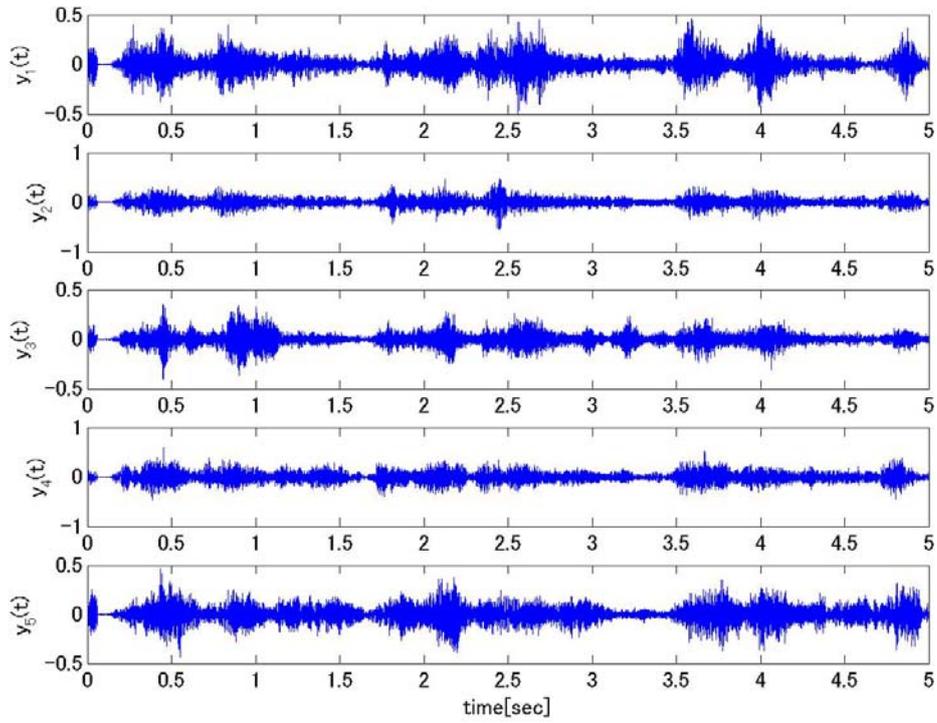


Fig. 5.27. The separation result in experiment No.2 (sweep = 150).

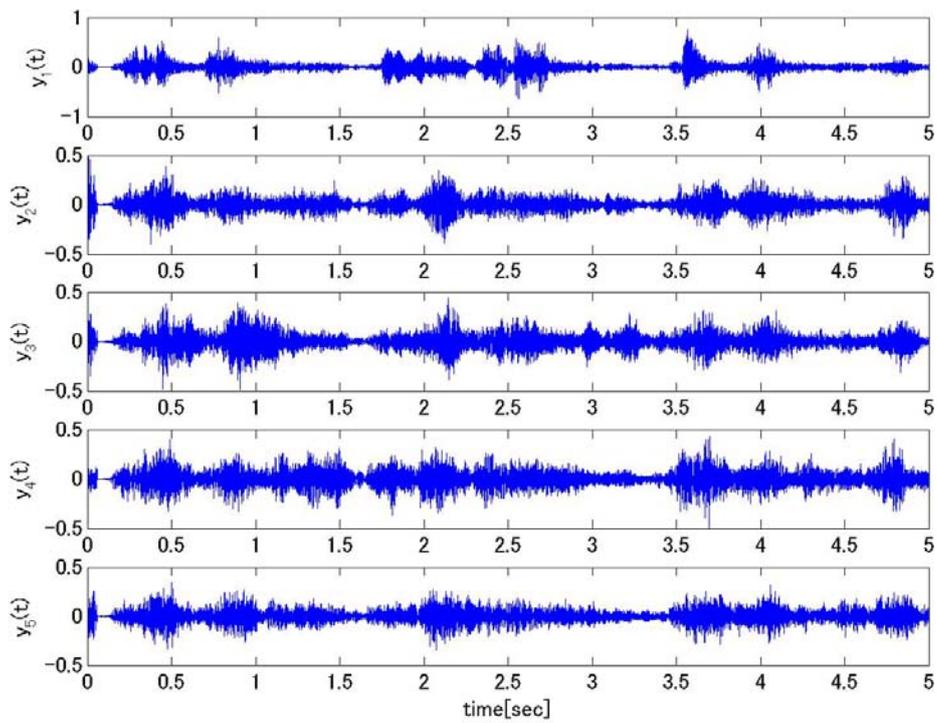


Fig. 5.28. The separation result in experiment No.2 (sweep = 200).

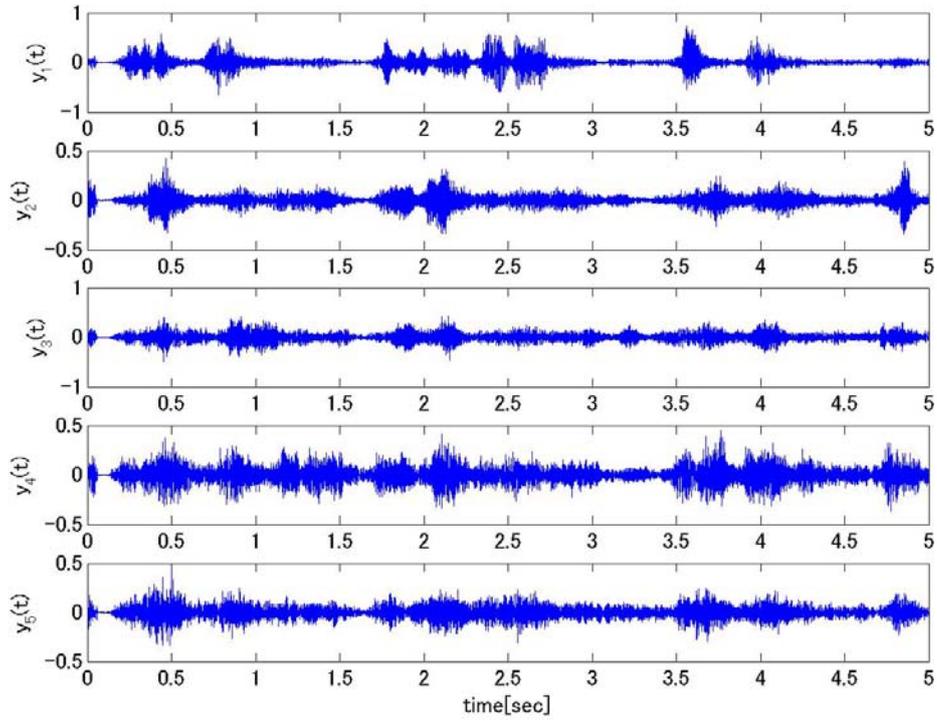


Fig. 5.29. The separation result in experiment No.2 (sweep = 300).

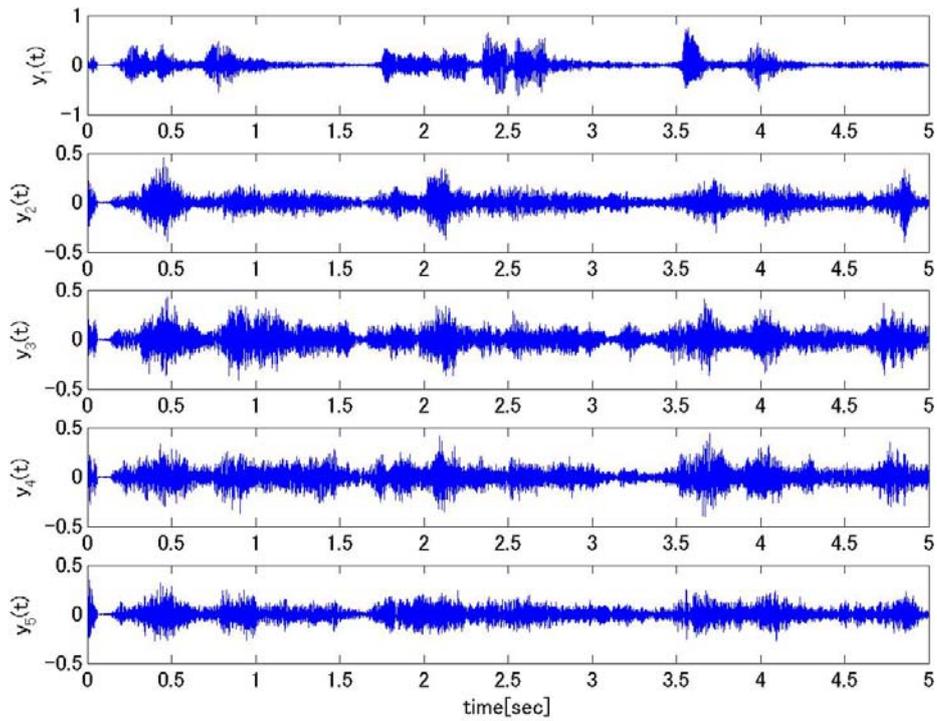


Fig. 5.30. The separation result in experiment No.2 (sweep = 400).

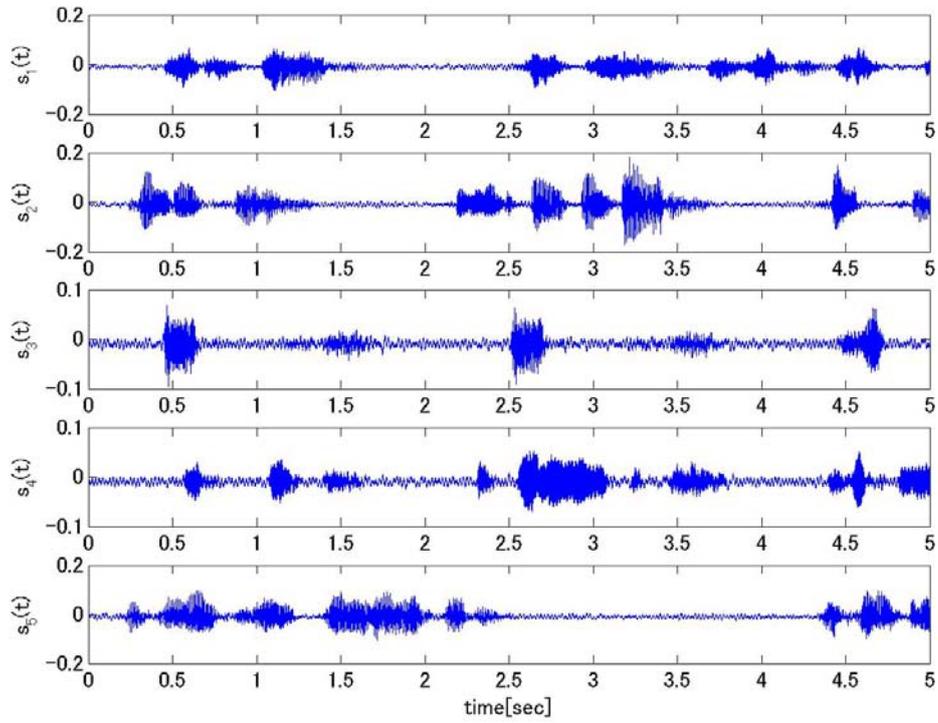


Fig. 5.31. The source signals in experiment No.3.

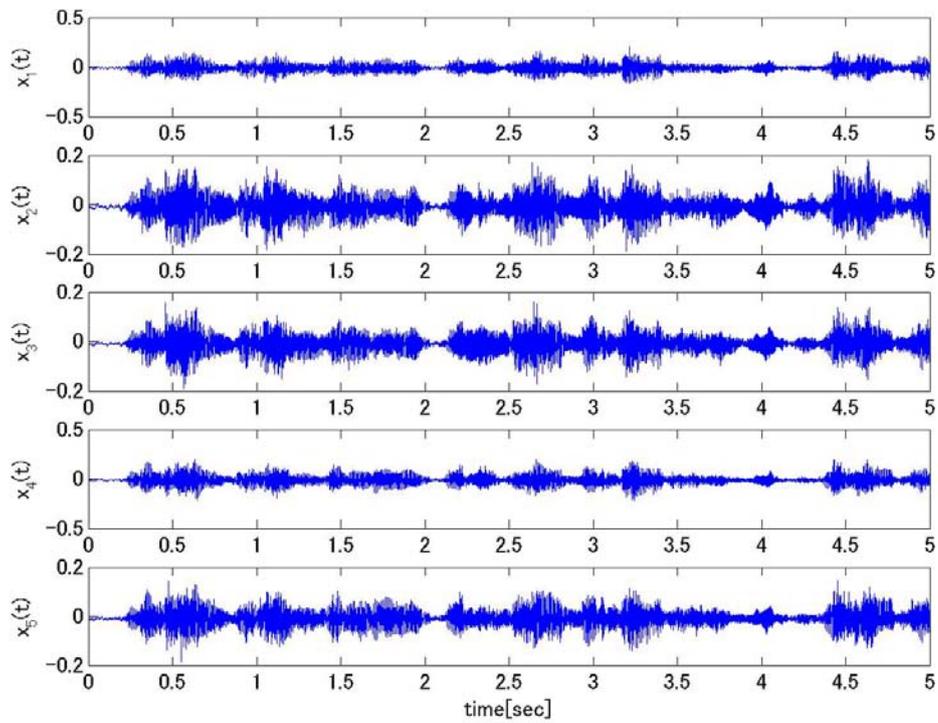


Fig. 5.32. The observed signals in experiment No.3.

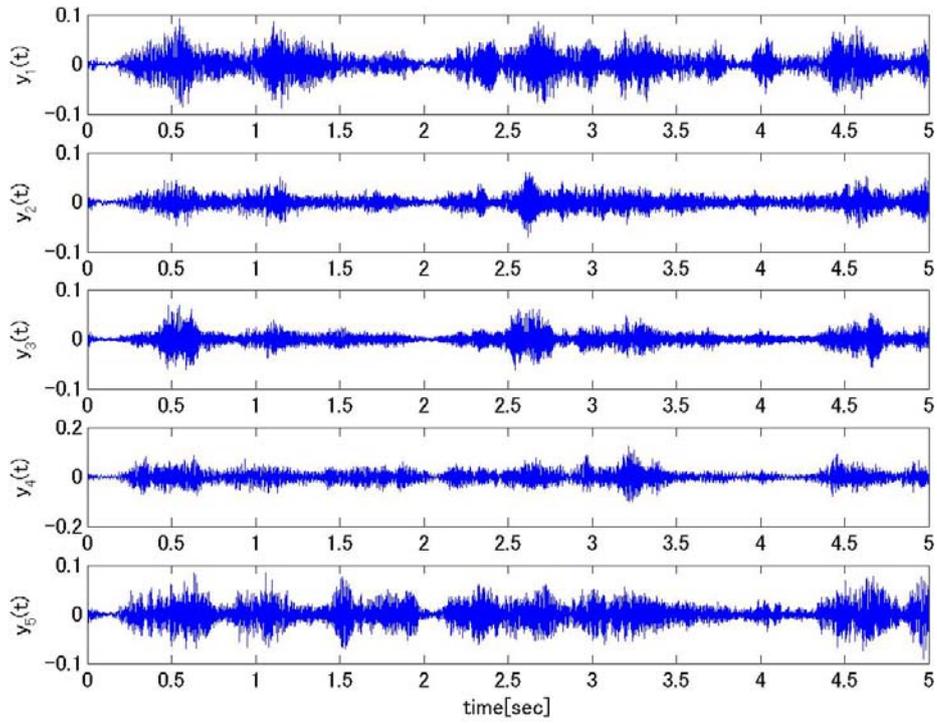


Fig. 5.33. The separation result in experiment No.3 (sweep = 50).

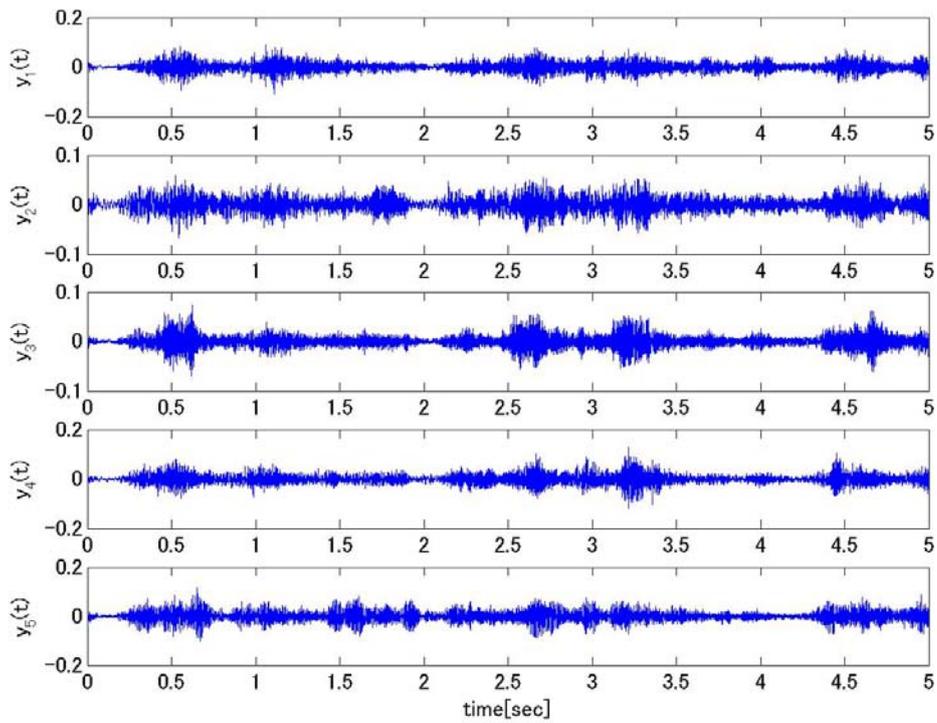


Fig. 5.34. The separation result in experiment No.3 (sweep = 100).

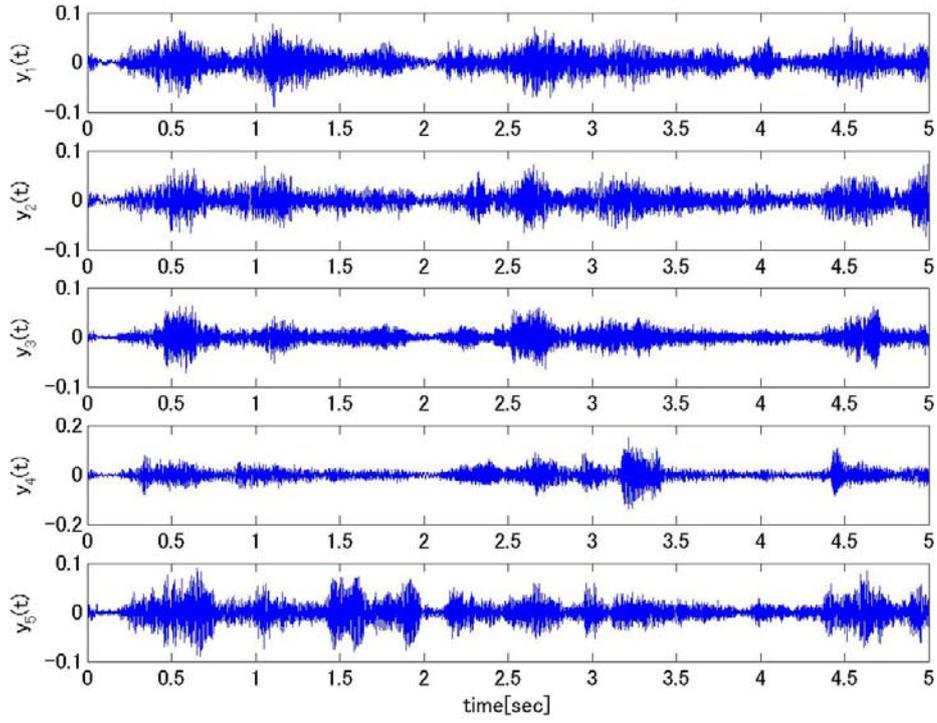


Fig. 5.35. The separation result in experiment No.3 (sweep = 150).

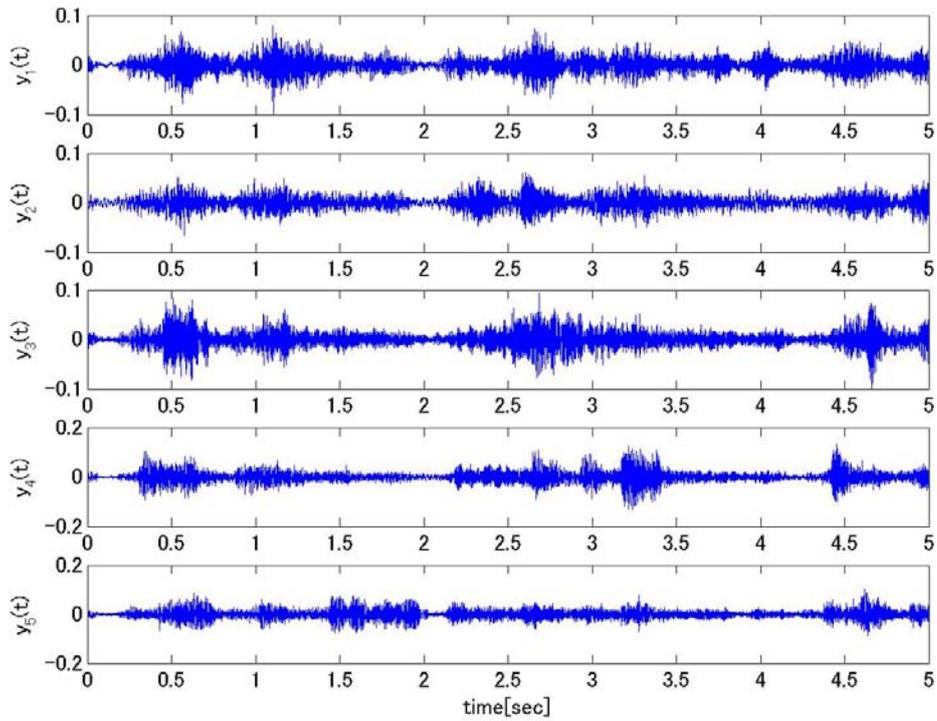


Fig. 5.36. The separation result in experiment No.3 (sweep = 200).

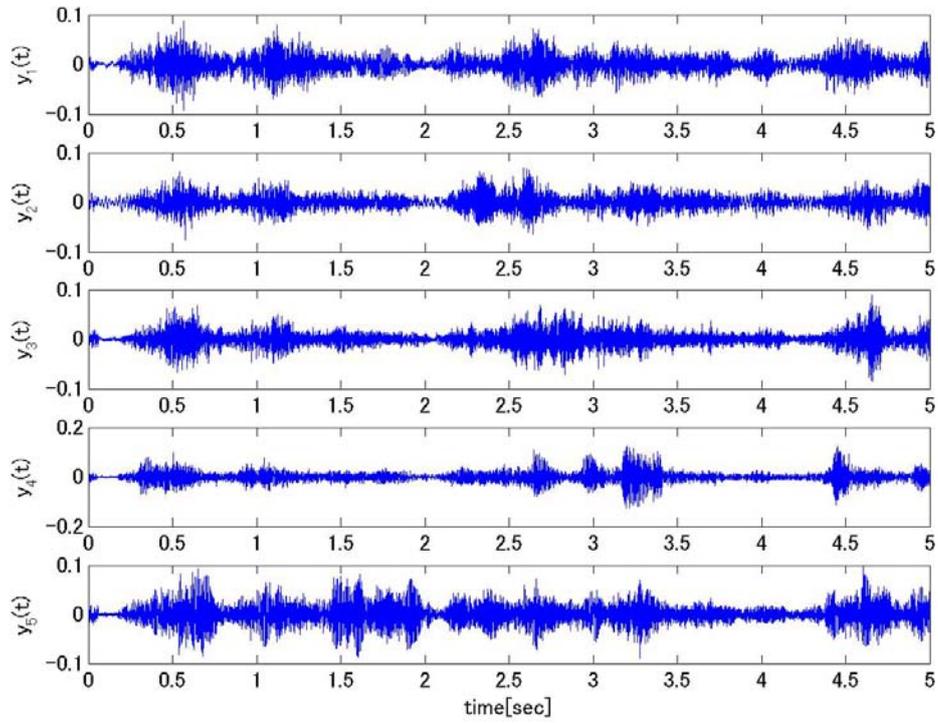


Fig. 5.37. The separation result in experiment No.3 (sweep = 300).

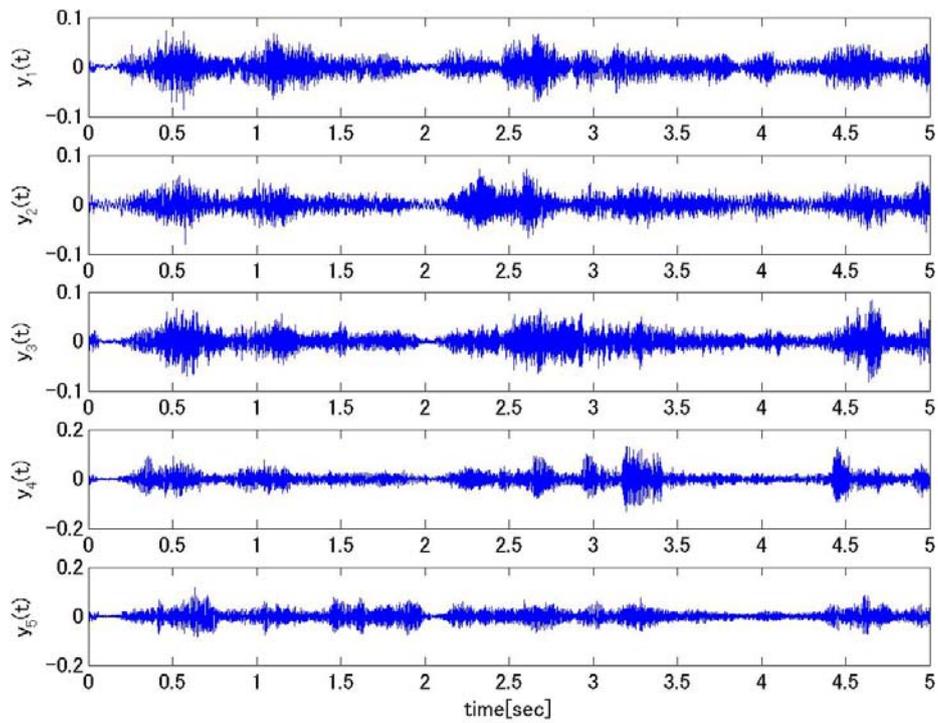


Fig. 5.38. The separation result in experiment No.3 (sweep = 400).

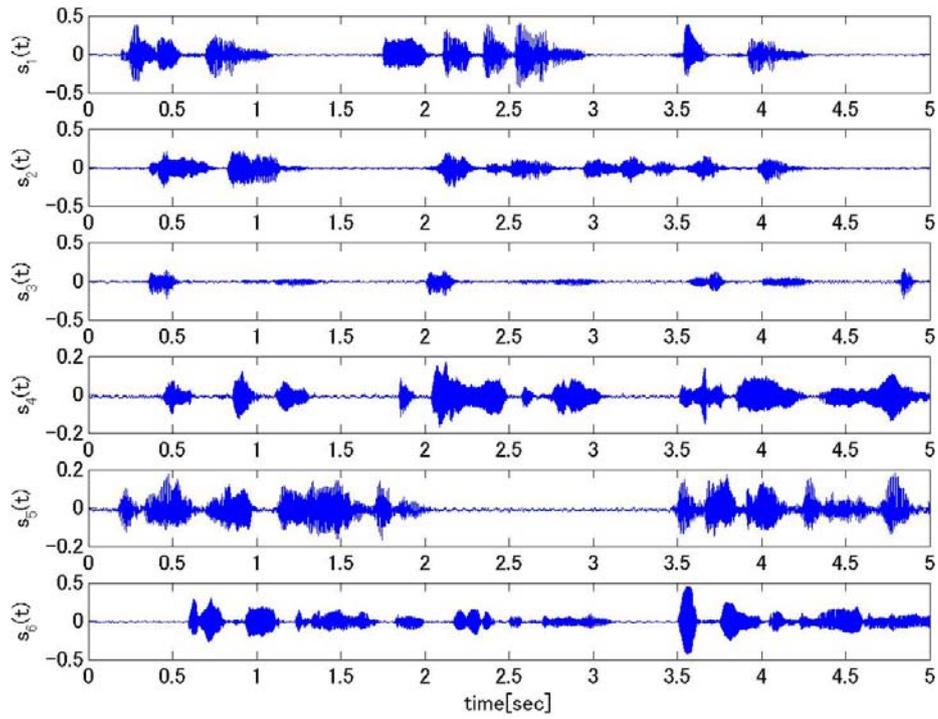


Fig. 5.39. The source signals in experiment No.4.

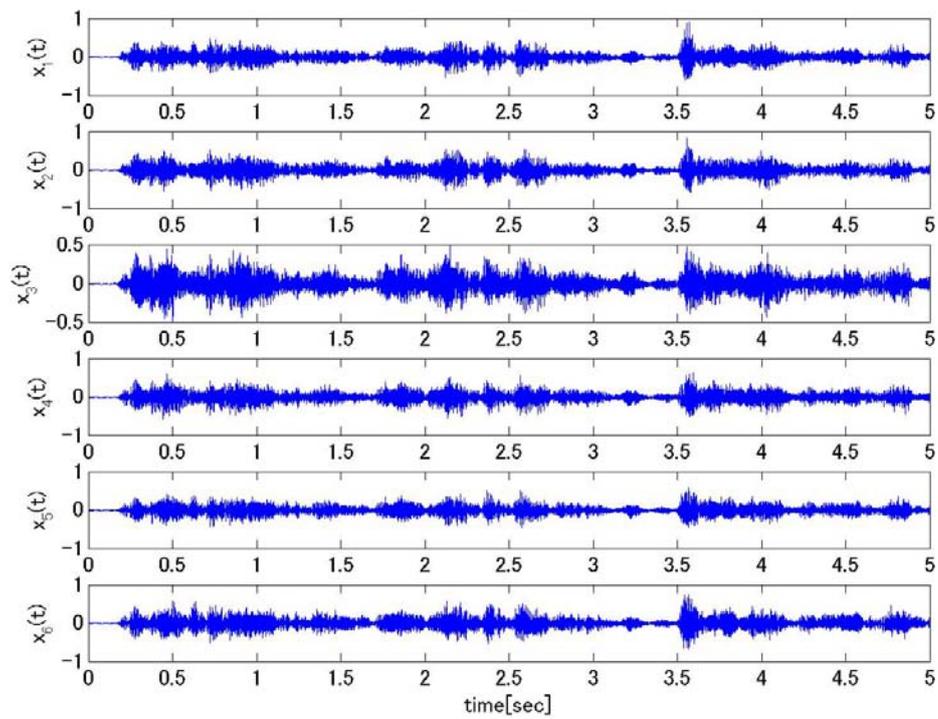


Fig. 5.40. The observed signals in experiment No.4.

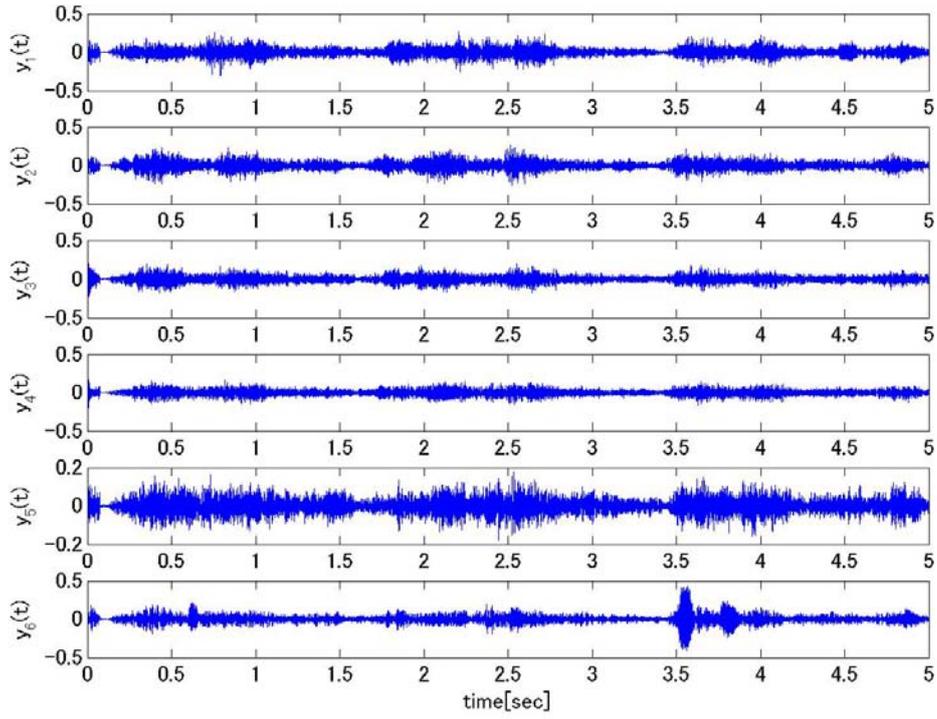


Fig. 5.41. The separation result in experiment No.4 (sweep = 50).

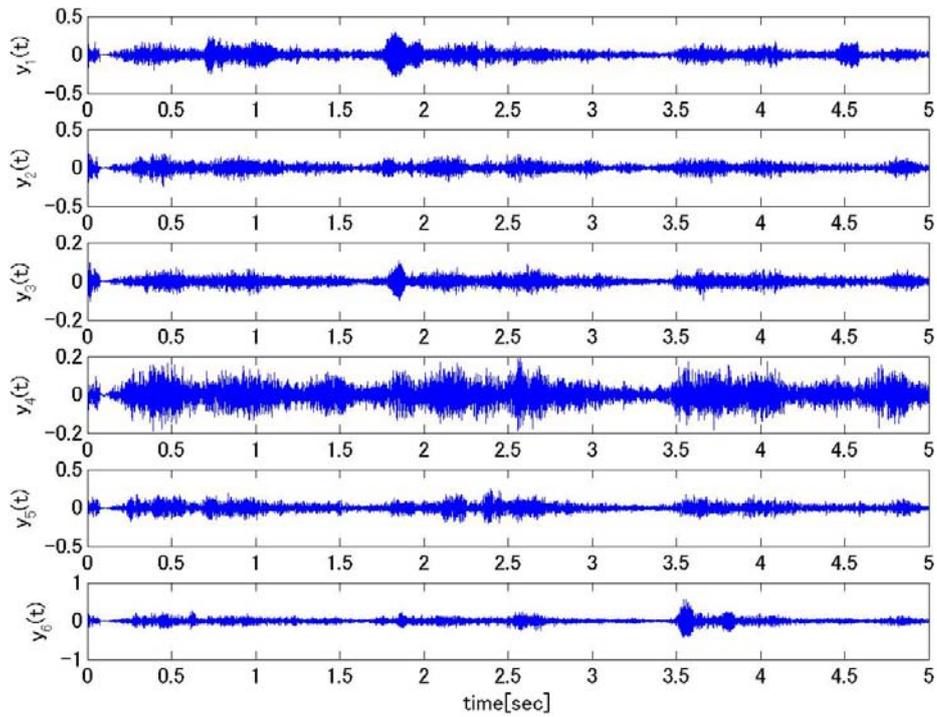


Fig. 5.42. The separation result in experiment No.4 (sweep = 100).

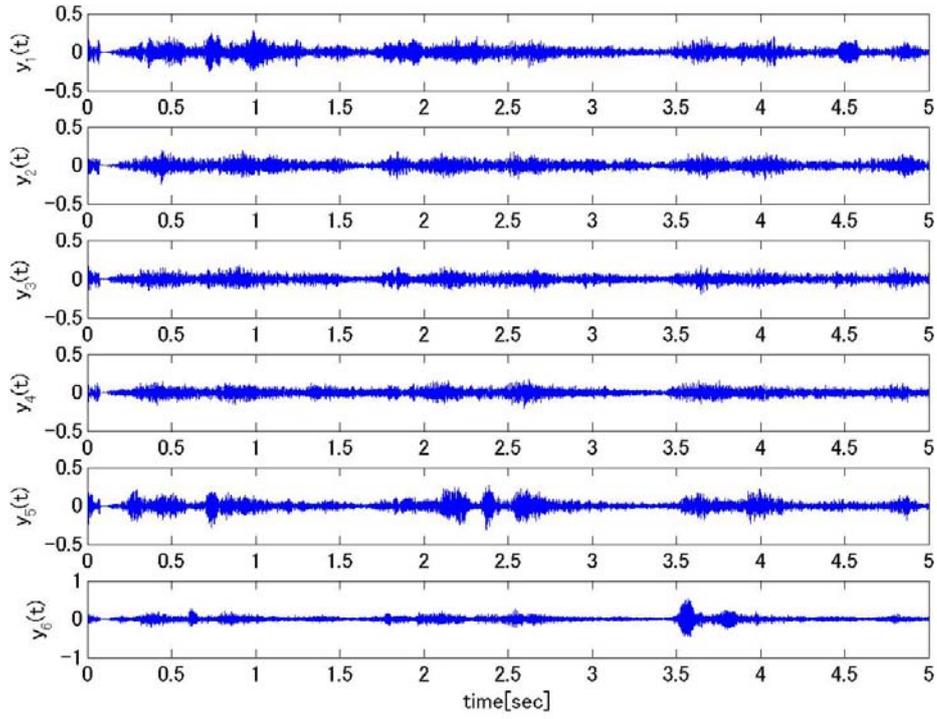


Fig. 5.43. The separation result in experiment No.4 (sweep = 150).

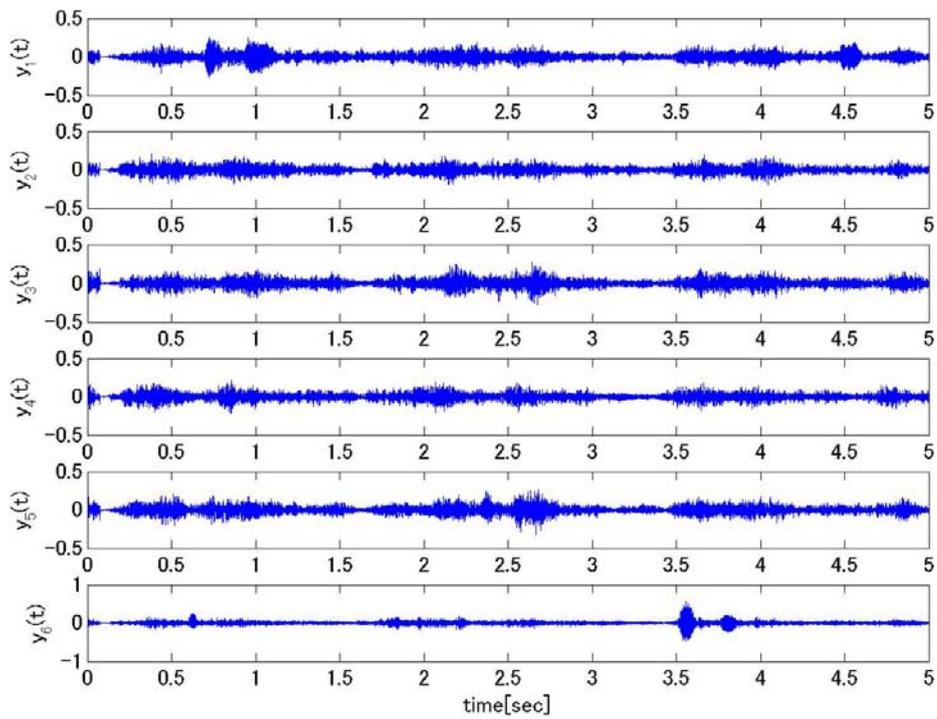


Fig. 5.44. The separation result in experiment No.4 (sweep = 200).

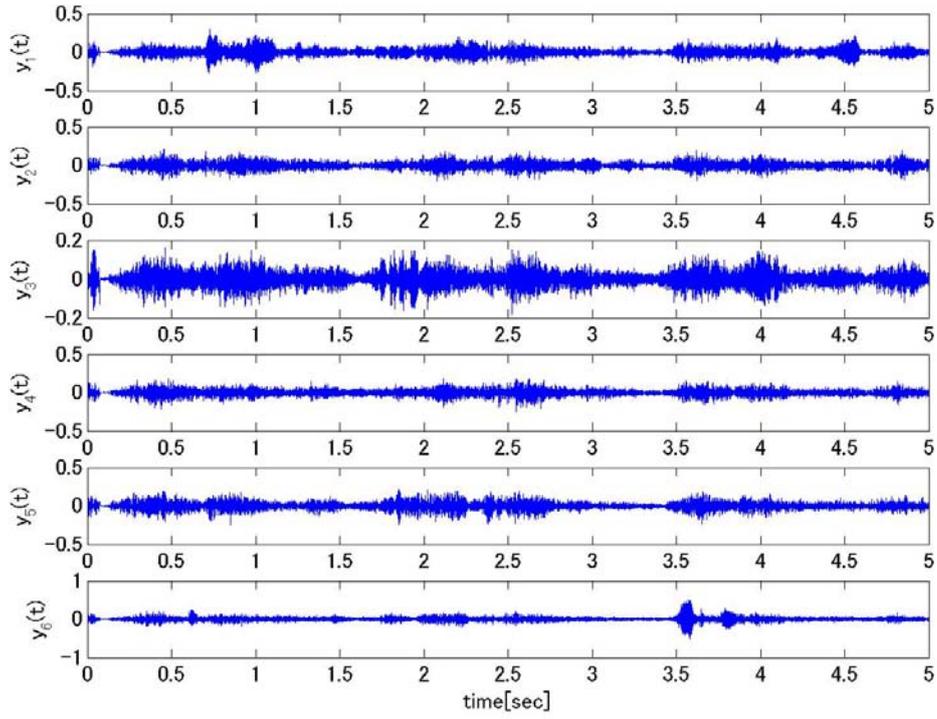


Fig. 5.45. The separation result in experiment No.4 (sweep = 300).

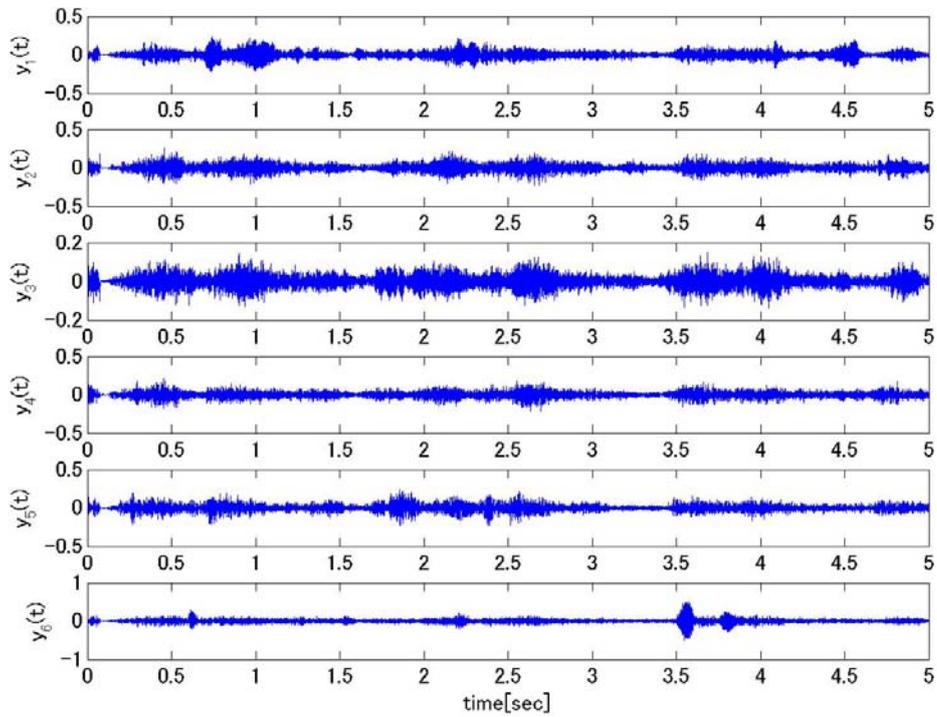


Fig. 5.46. The separation result in experiment No.4 (sweep = 400).

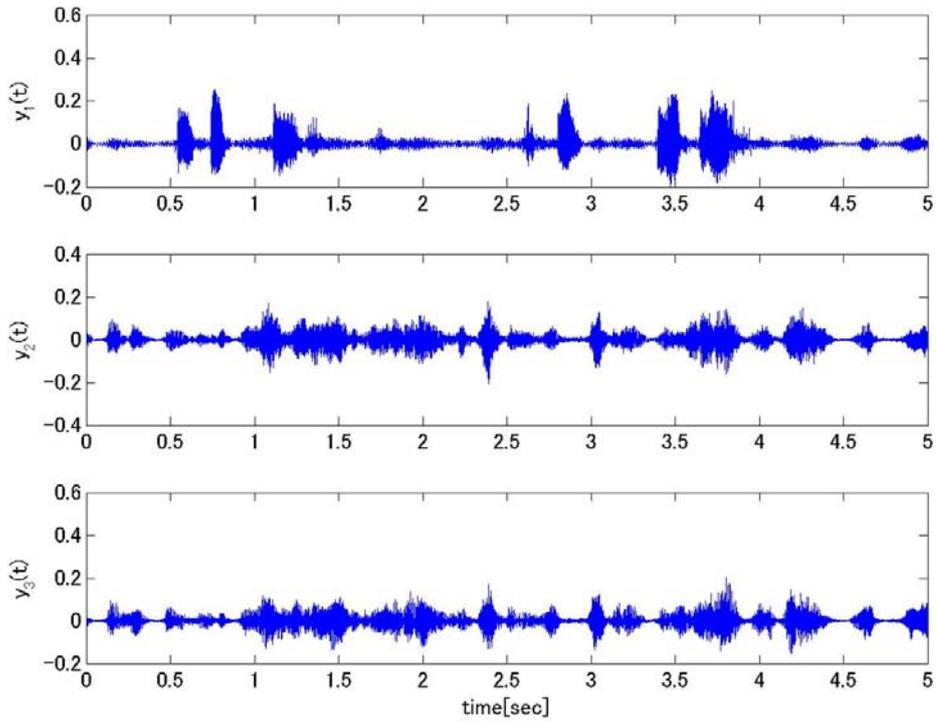


Fig. 5.47. The extraction result in experiment No.1 (sweep = 50).

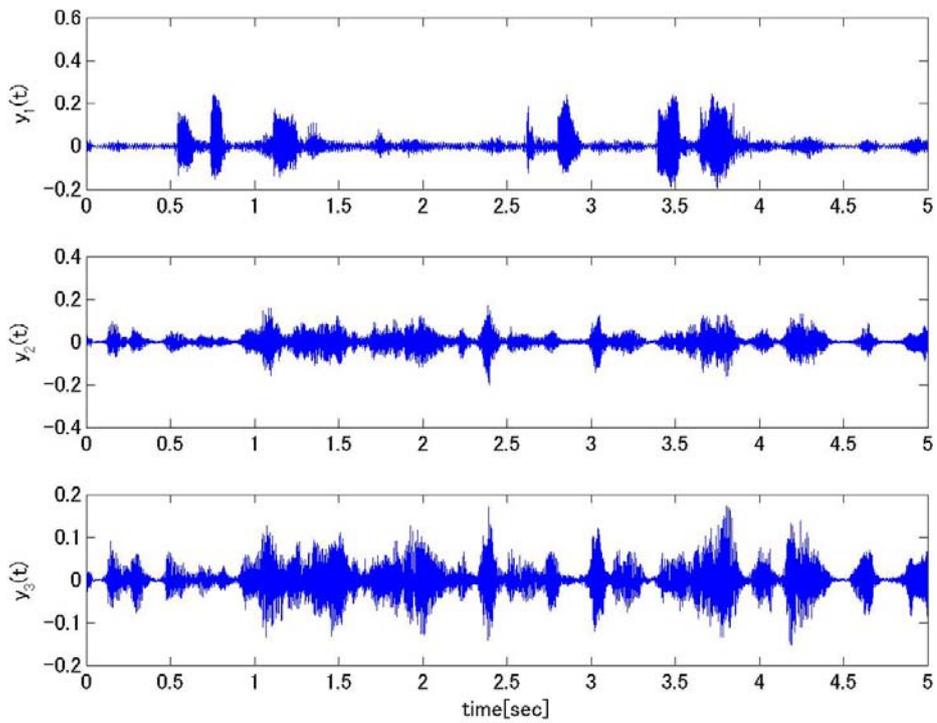


Fig. 5.48. The extraction result in experiment No.1 (sweep = 100).

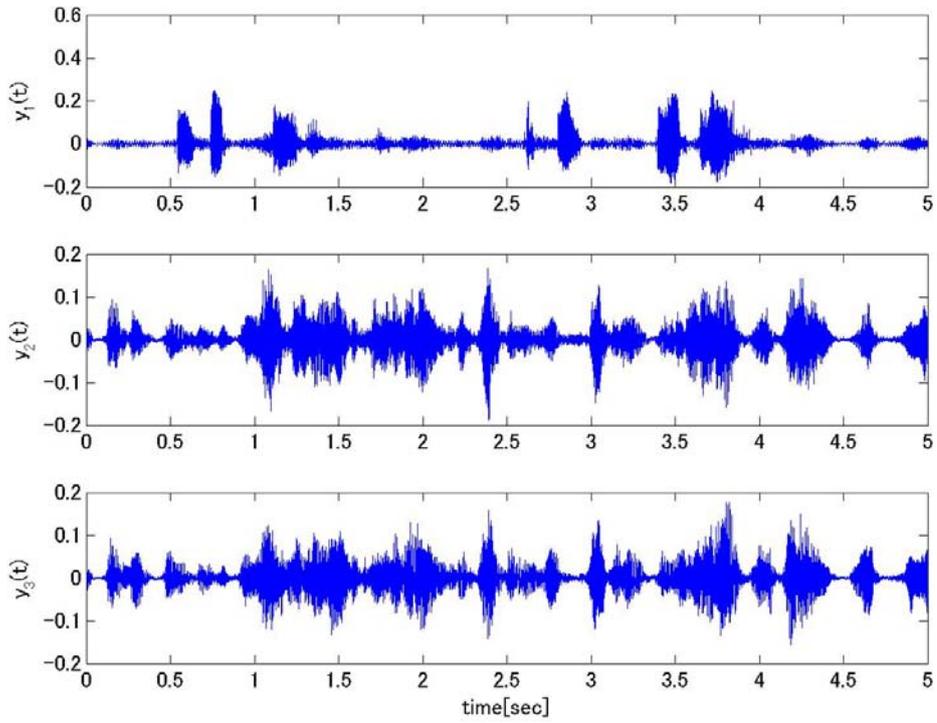


Fig. 5.49. The extraction result in experiment No.1 (sweep = 150).

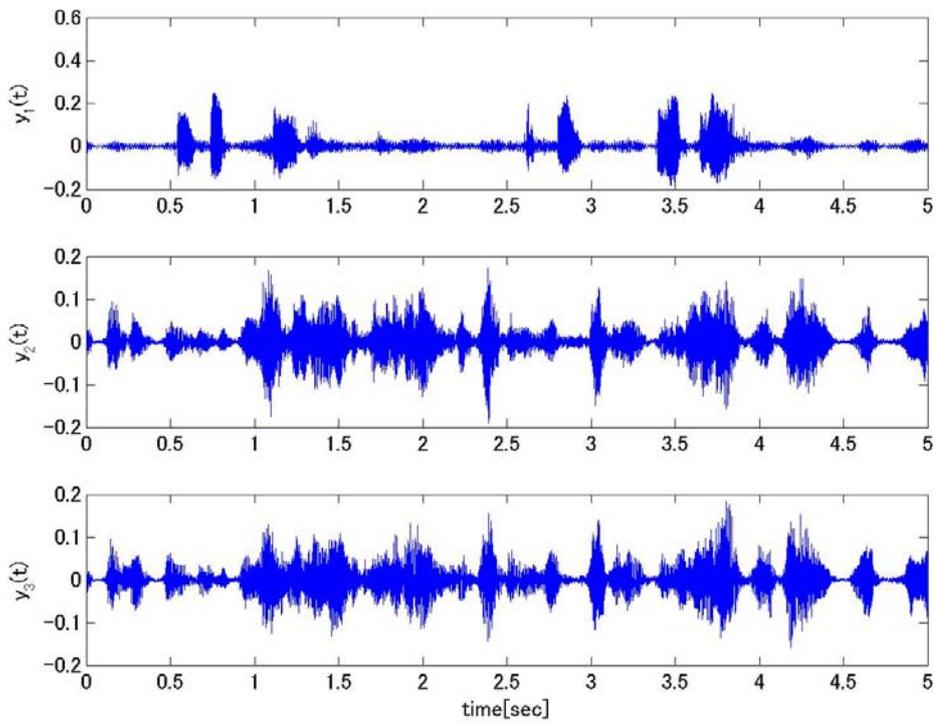


Fig. 5.50. The extraction result in experiment No.1 (sweep = 200).

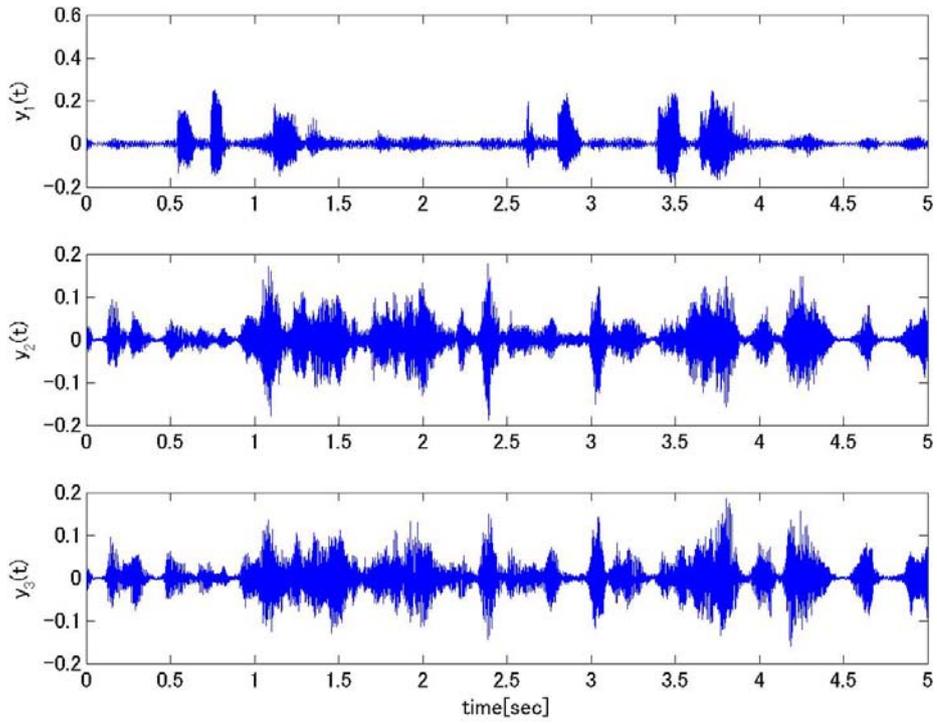


Fig. 5.51. The extraction result in experiment No.1 (sweep = 300).

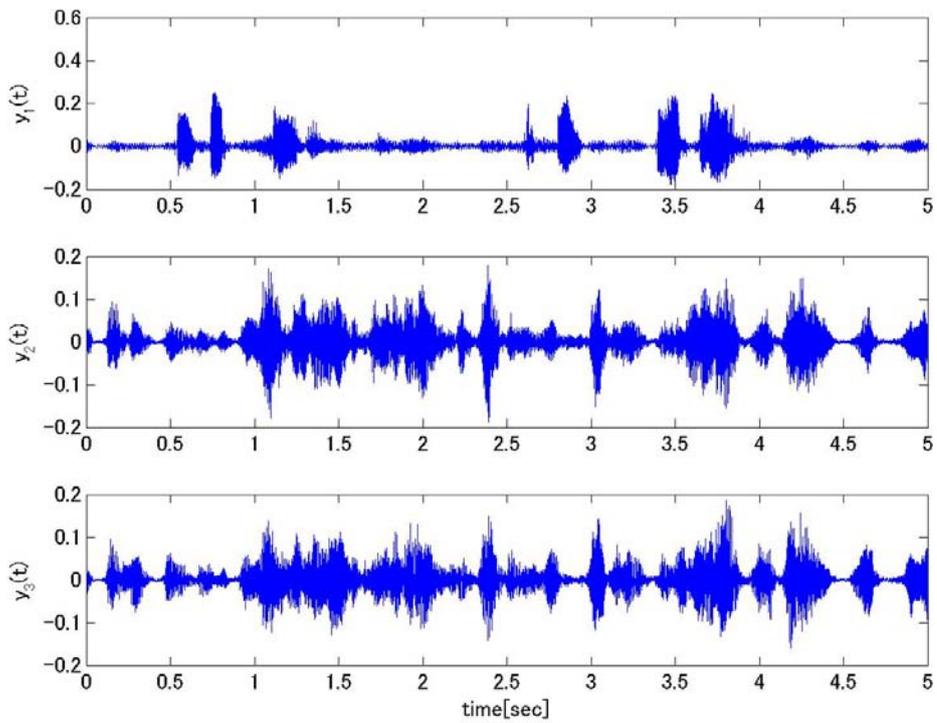


Fig. 5.52. The extraction result in experiment No.1 (sweep = 400).

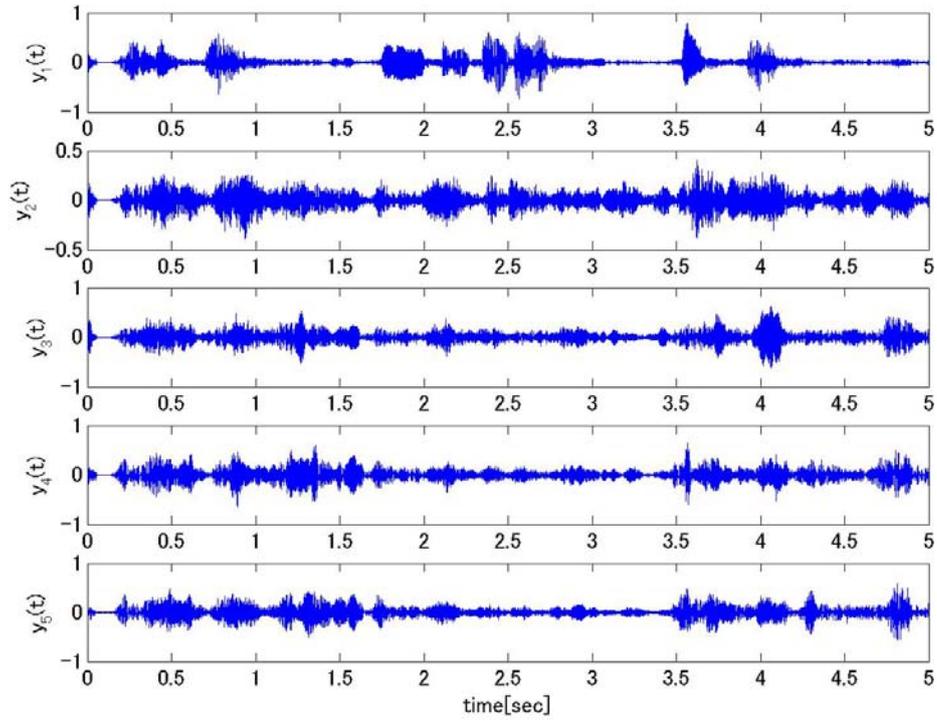


Fig. 5.53. The extraction result in experiment No.2 (sweep = 50).

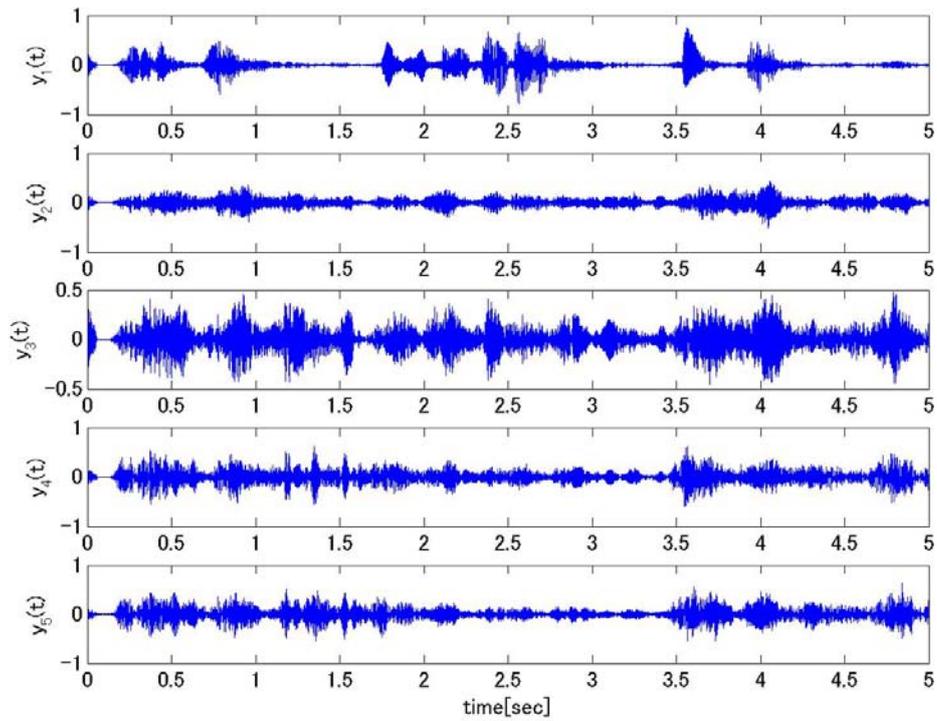


Fig. 5.54. The extraction result in experiment No.2 (sweep = 100).

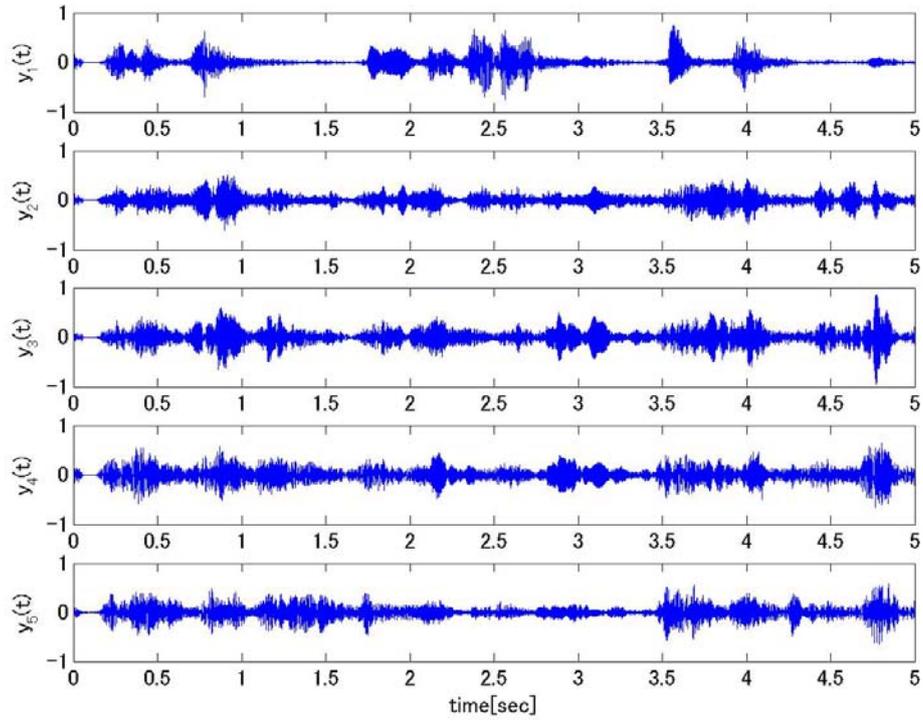


Fig. 5.55. The extraction result in experiment No.2 (sweep = 150).

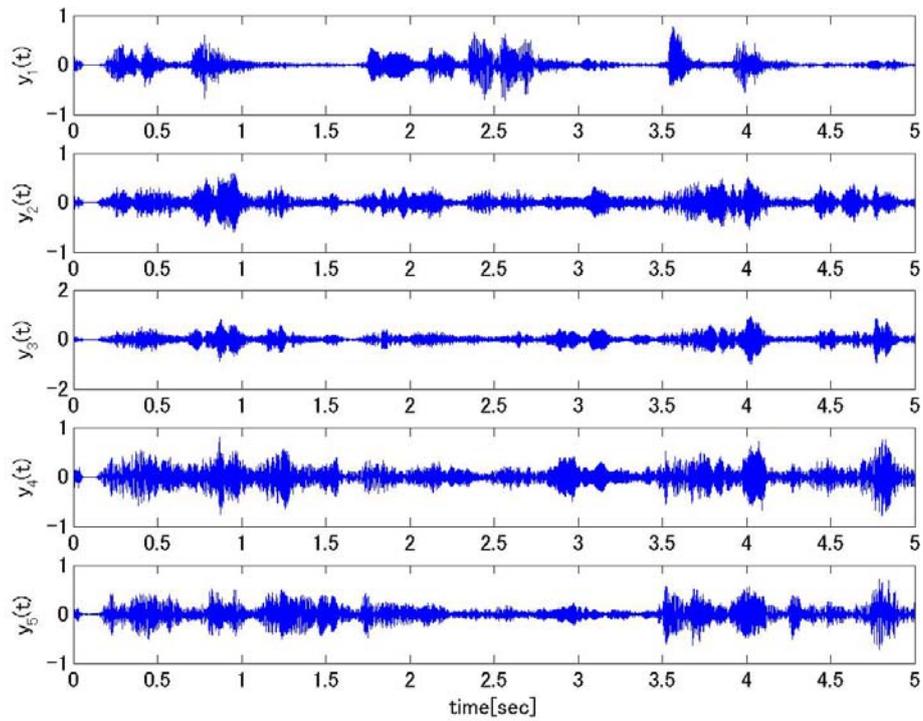


Fig. 5.56. The extraction result in experiment No.2 (sweep = 200).

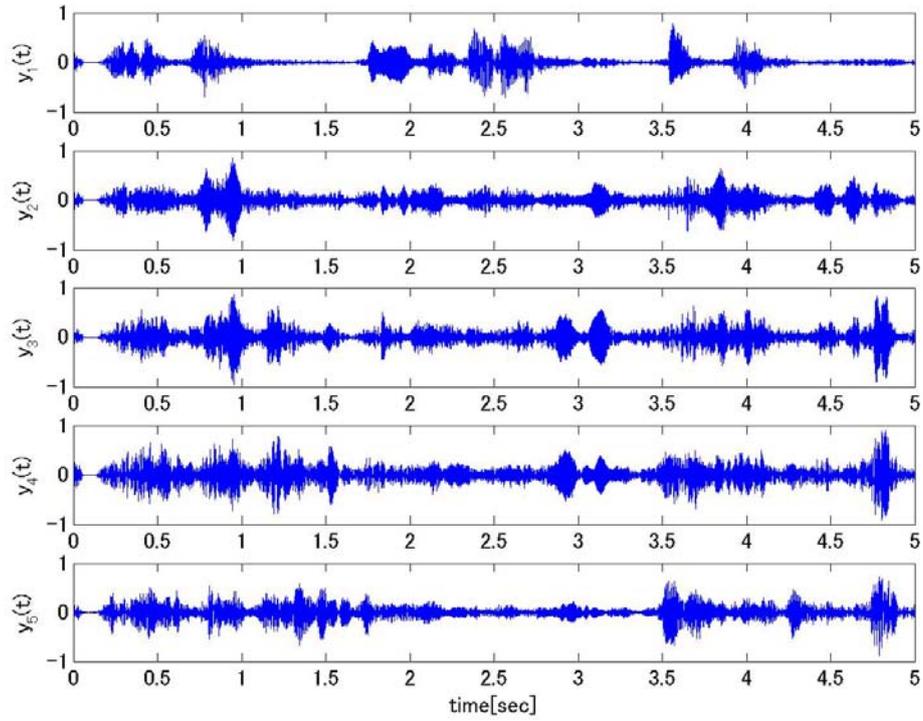


Fig. 5.57. The extraction result in experiment No.2 (sweep = 300).

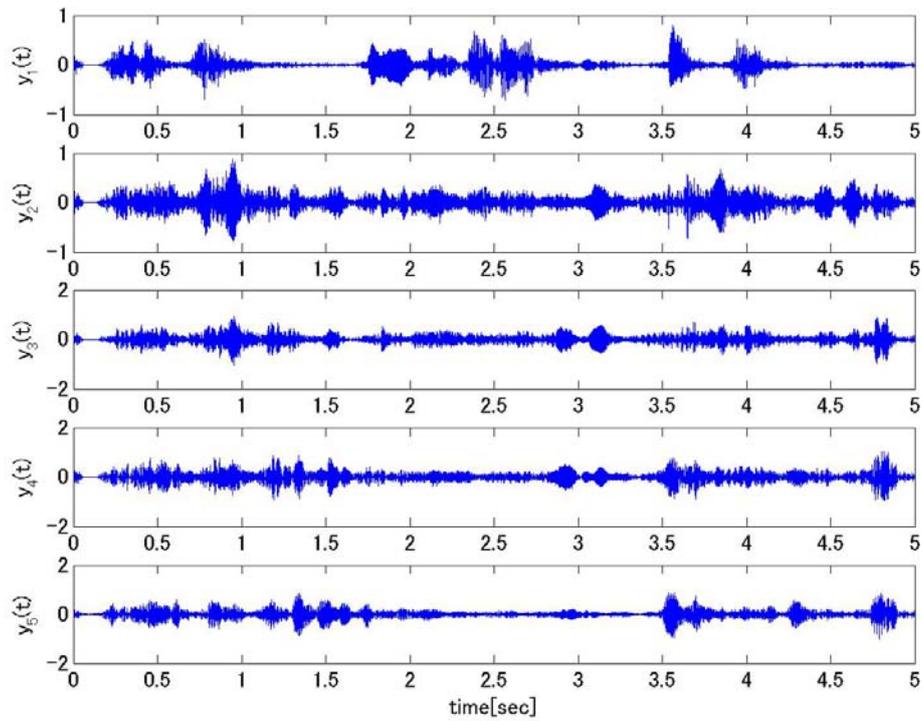


Fig. 5.58. The extraction result in experiment No.2 (sweep = 400).

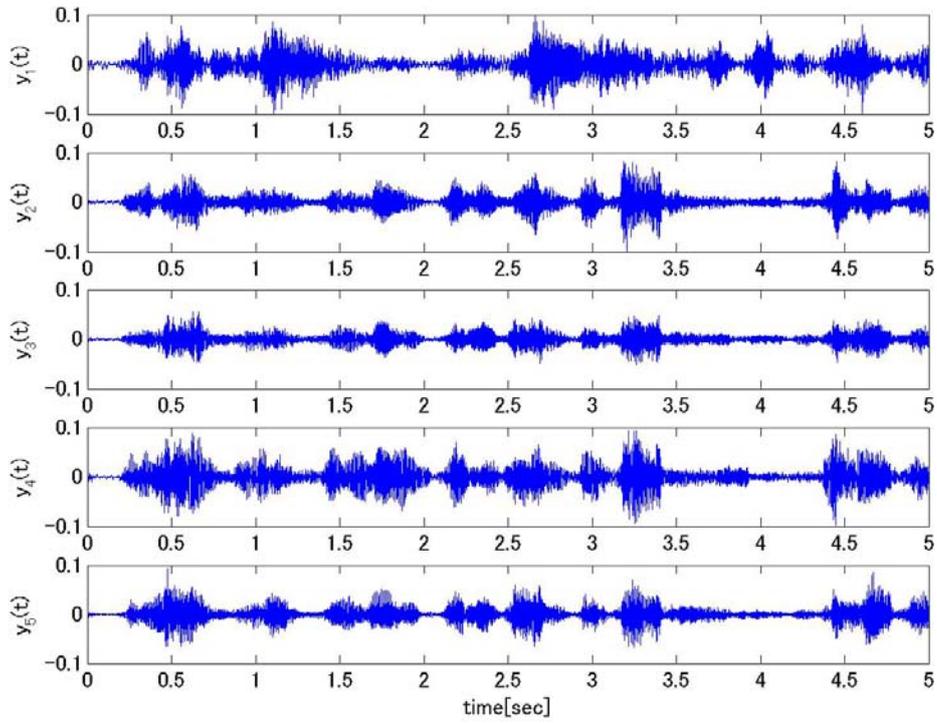


Fig. 5.59. The extraction result in experiment No.3 (sweep = 50).

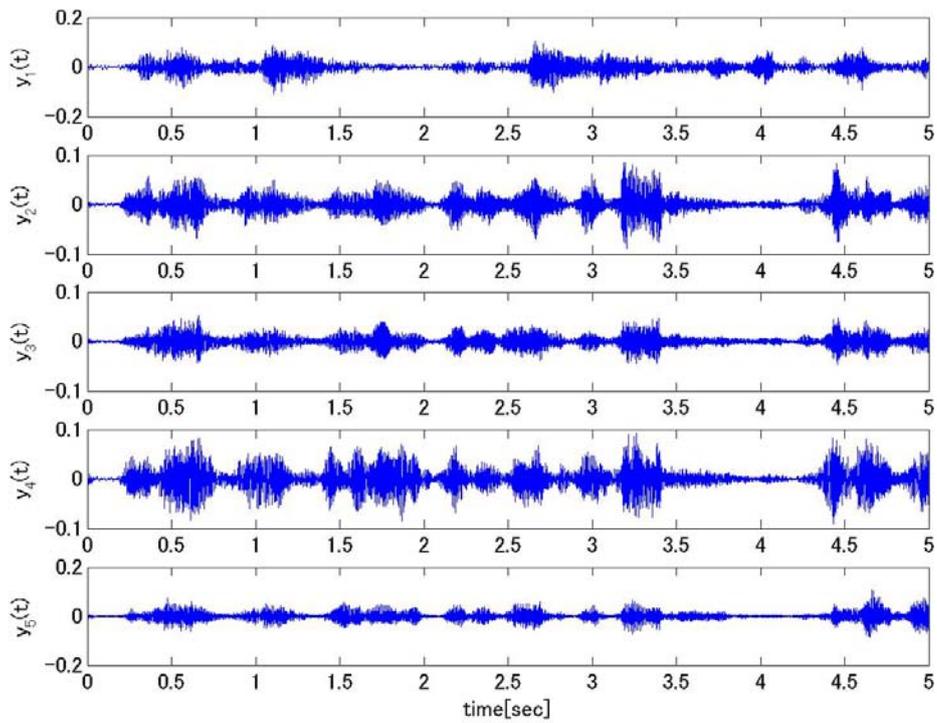


Fig. 5.60. The extraction result in experiment No.3 (sweep = 100).

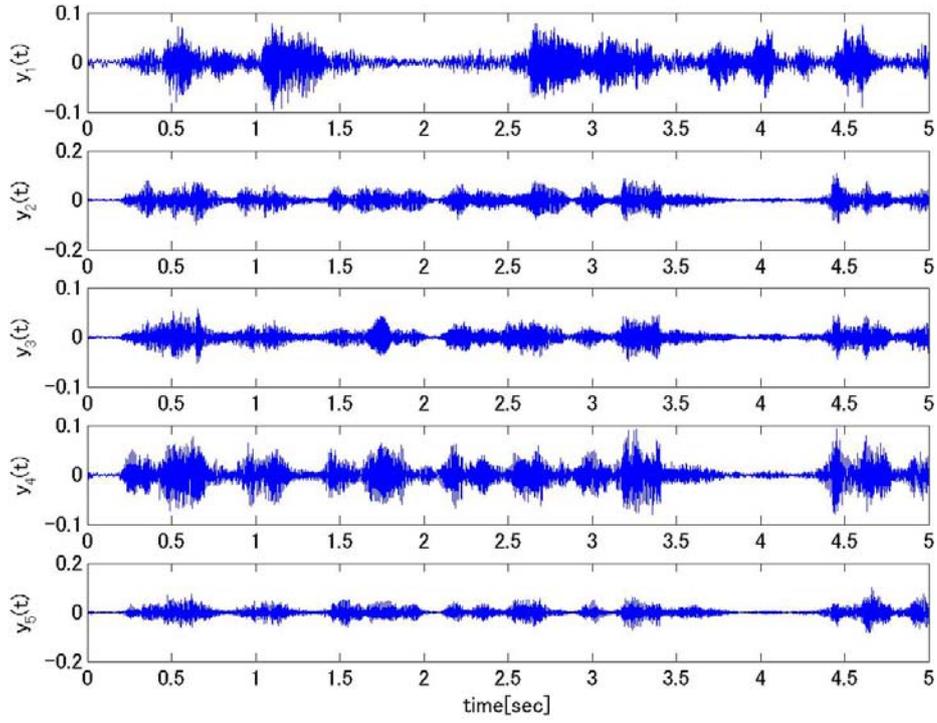


Fig. 5.61. The extraction result in experiment No.3 (sweep = 150).

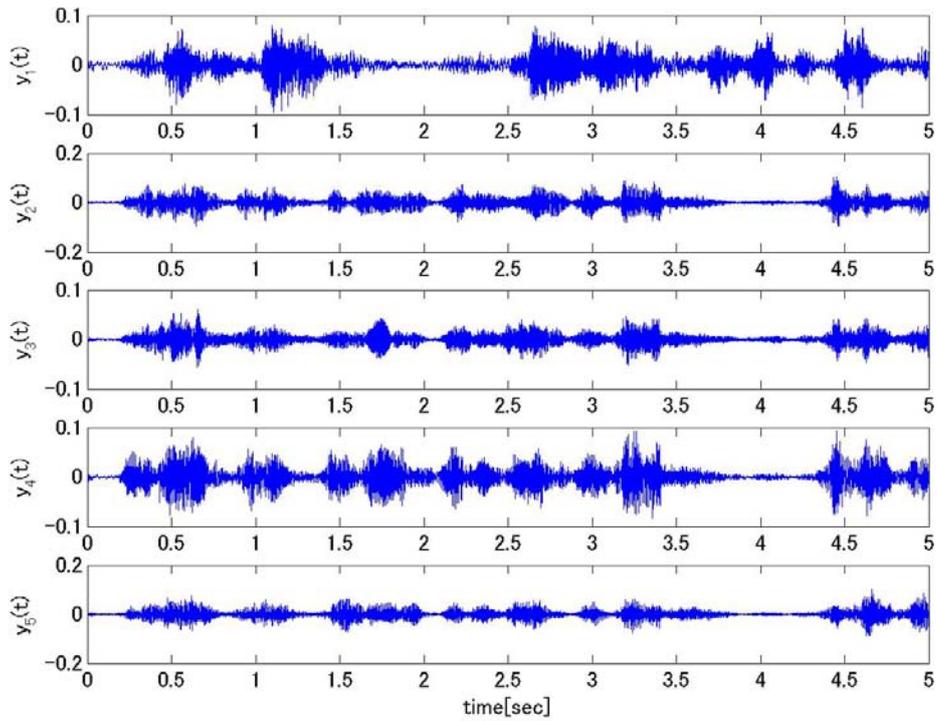


Fig. 5.62. The extraction result in experiment No.3 (sweep = 200).

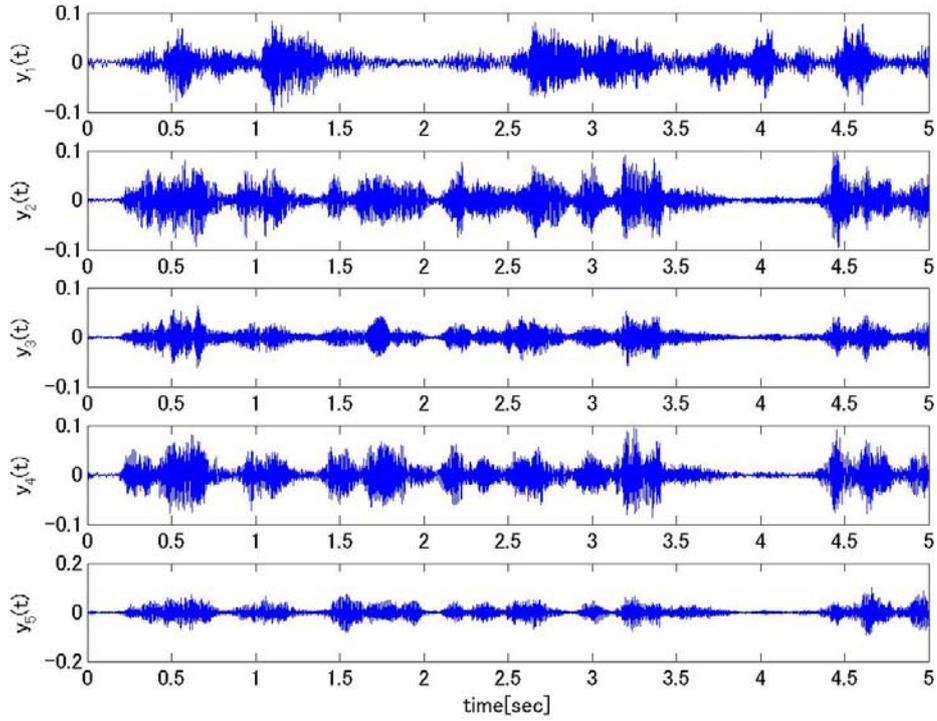


Fig. 5.63. The extraction result in experiment No.3 (sweep = 300).

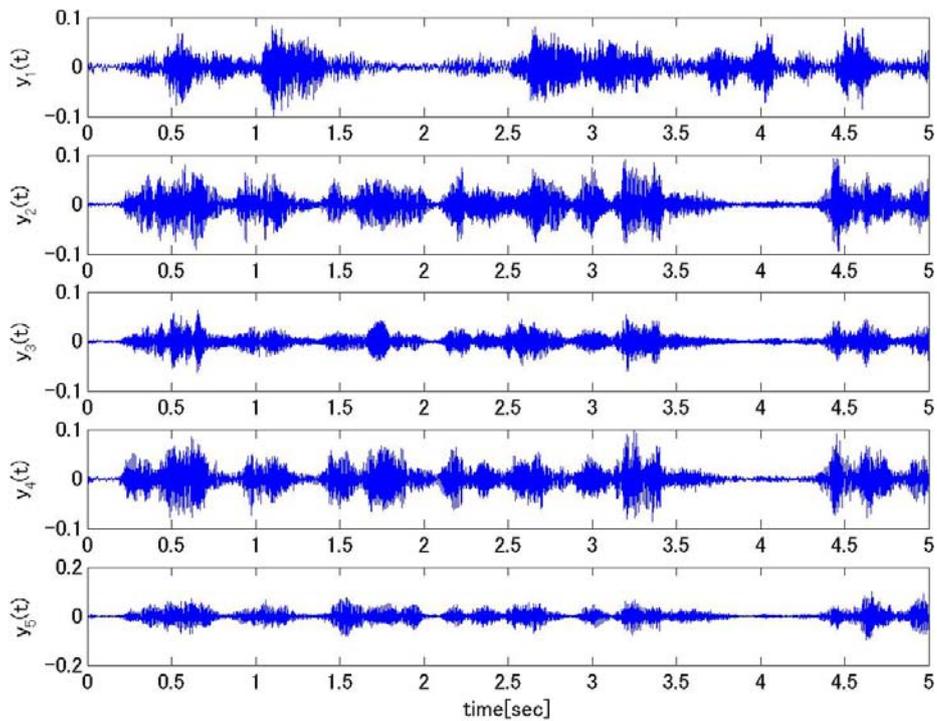


Fig. 5.64. The extraction result in experiment No.3 (sweep = 400).

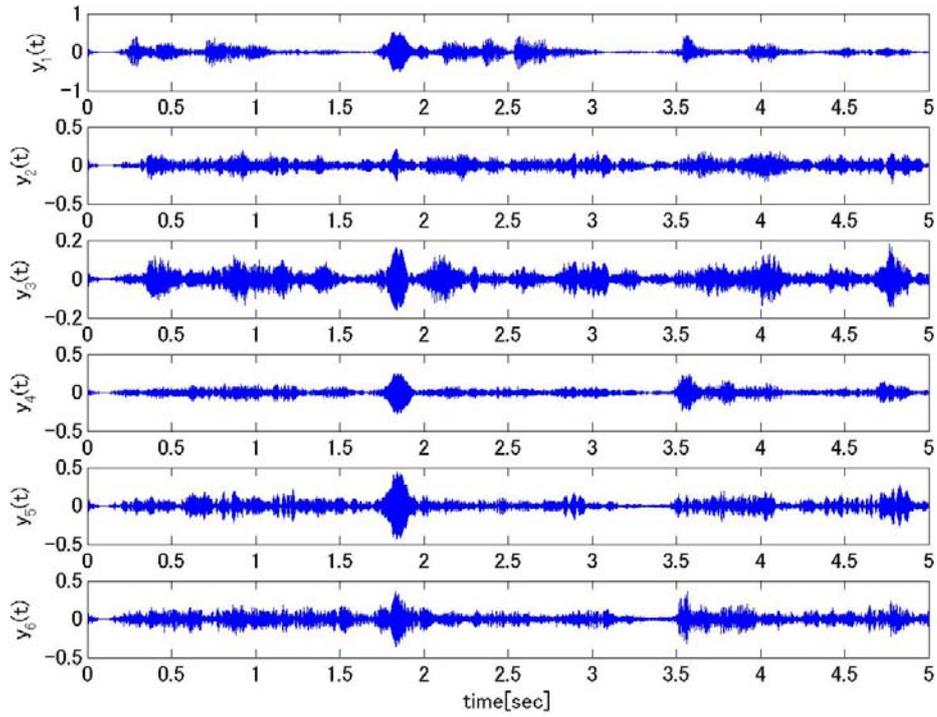


Fig. 5.65. The extraction result in experiment No.4 (sweep = 50).

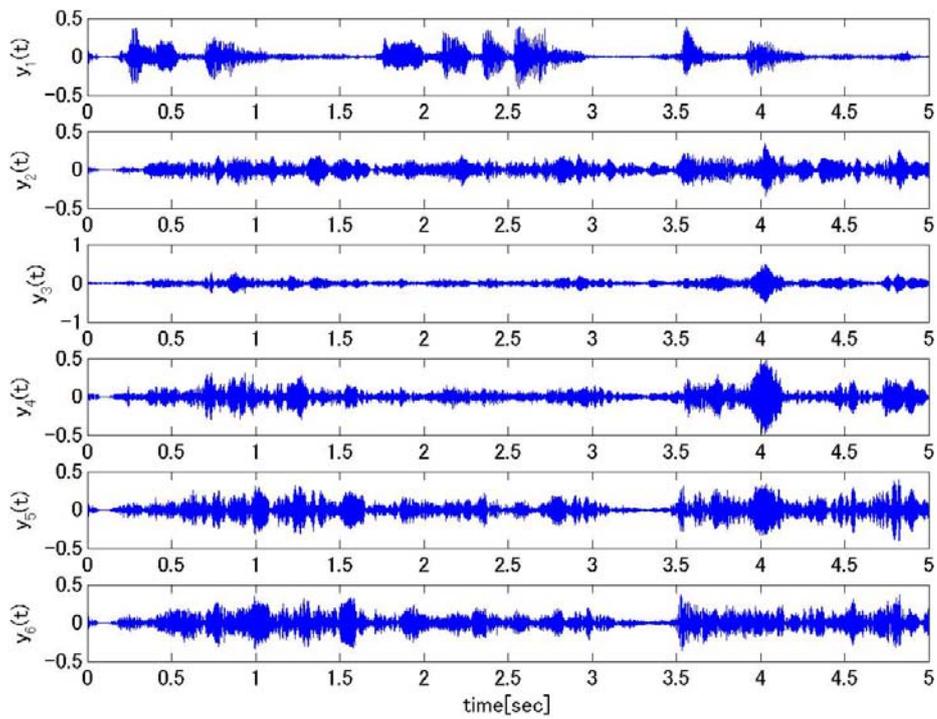


Fig. 5.66. The extraction result in experiment No.4 (sweep = 100).

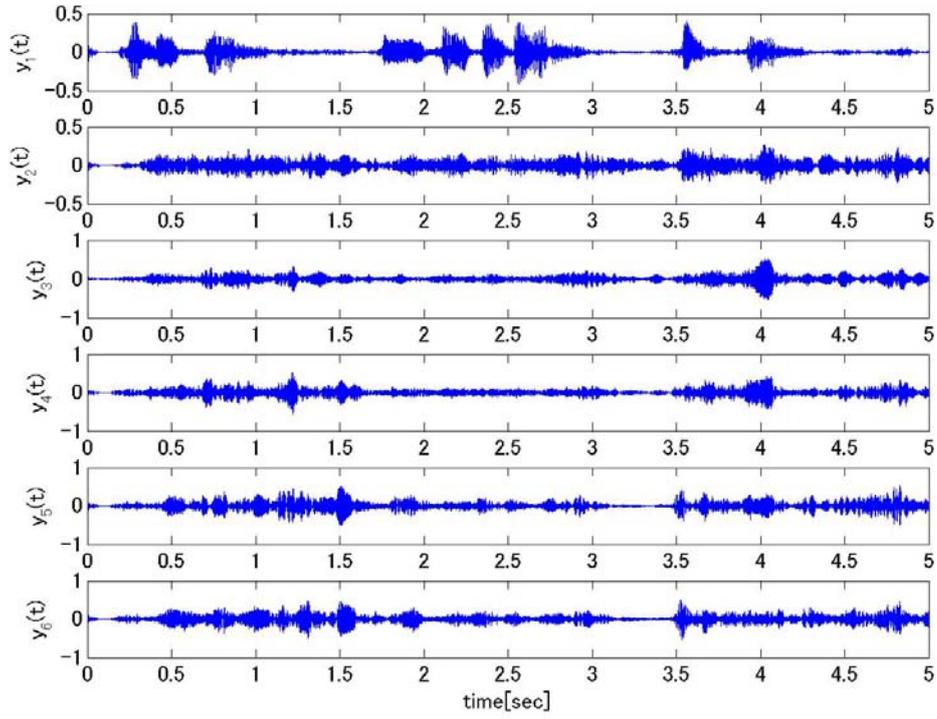


Fig. 5.67. The extraction result in experiment No.4 (sweep = 150).

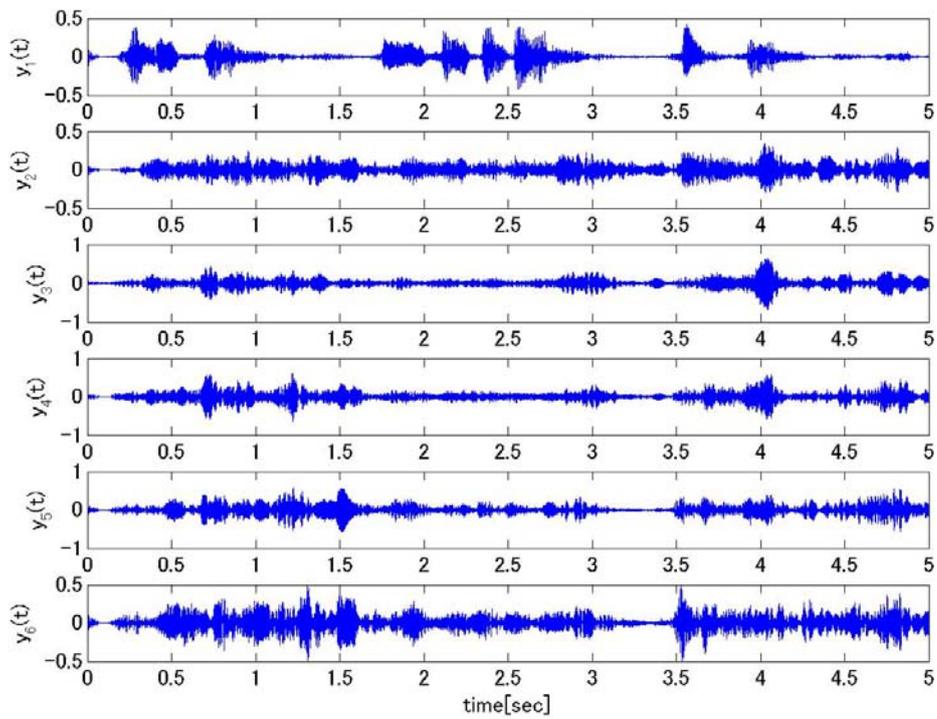


Fig. 5.68. The extraction result in experiment No.4 (sweep = 200).

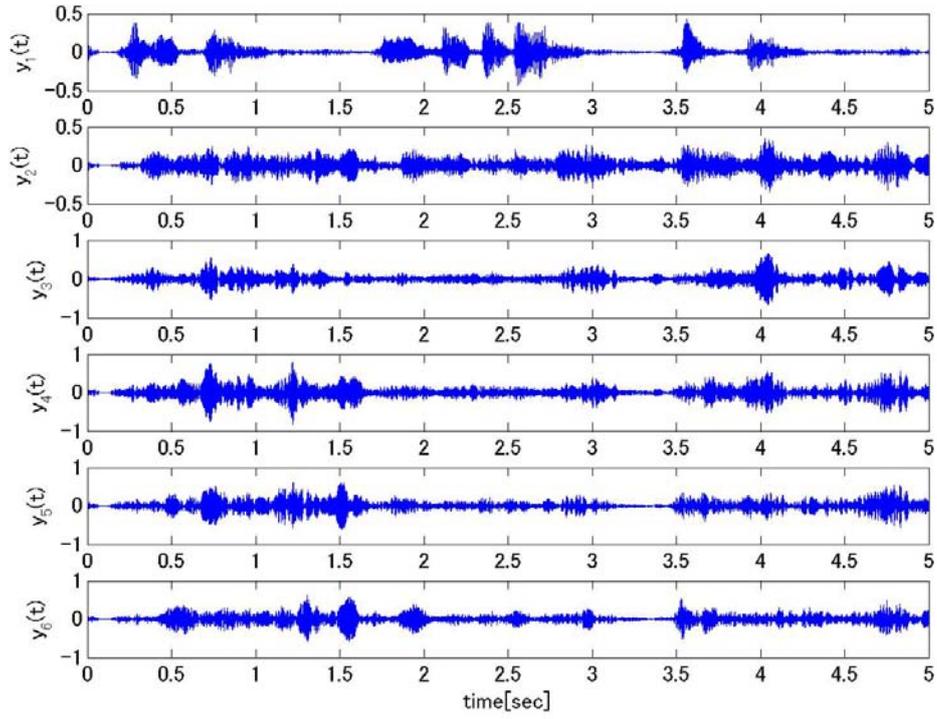


Fig. 5.69. The extraction result in experiment No.4 (sweep = 300).

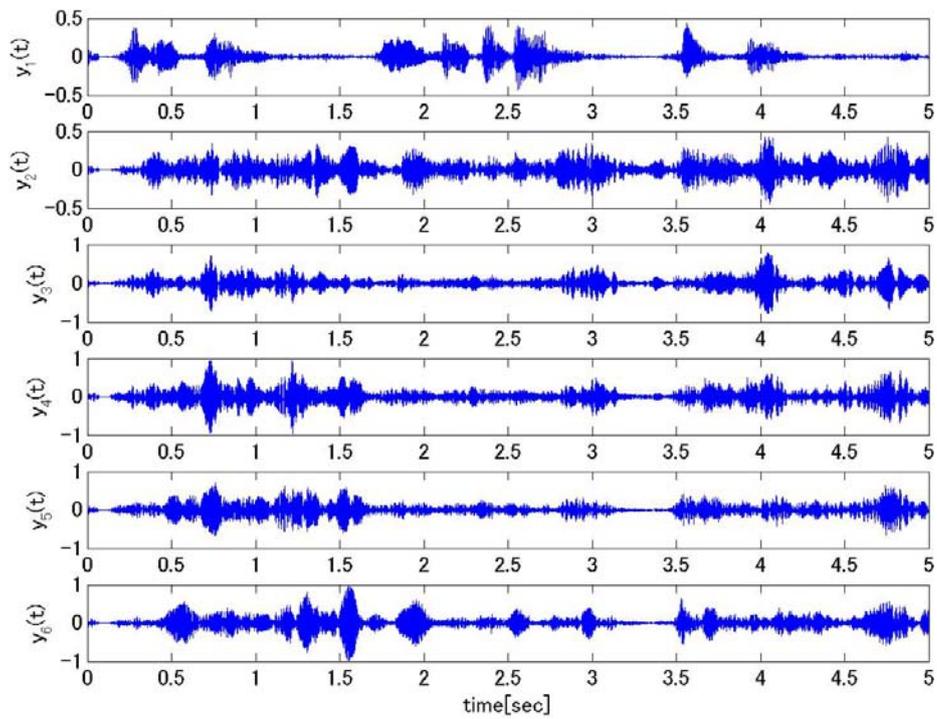


Fig. 5.70. The extraction result in experiment No.4 (sweep = 400).

## 5. 5 初期値による実験結果の違い

前節で述べたように，分離を達成しないのは初期値によるものなのかを検証するために，初期値をランダムに設定して実験を行う．

前節の実験 No.1 に対して，初期値を 10 個，ランダムに決定する．また，tab. 5.2 より，150 回繰り返せば十分であると考え，今回は学習回数を 150 回とする．実験 No.1 においては分離を達成していたが，たまたま成功したとも考えられるため，初期値によって分離しなくなるかも知れない．そのため，実験 No.1 において初期値を変えて調べることも意義があると考えられる．

10 回の実験結果を tab. 5.6 に示す．ブラインド信号分離においては，3 回目，5 回目，そして 8 回目で SNRI が 10dB を下回り，特に 5 回目は 5dB にも満たず，これは実験 No.4 の実験結果よりも低い結果となった．一方，ブラインド信号抽出においては総て 10dB 以上を示した．このことから，初期値によって目的の解と違うところ，すなわち無相関だが独立ではないところへ収束してしまっている可能性が考えられる．

Tab. 5.6. The experimental result.

	SNRI(dB)									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
BSS	15.849	17.124	6.678	14.392	4.584	16.057	16.416	9.879	15.874	16.431
BSE	12.341	12.23	11.406	12.661	13.152	10.887	13.377	13.684	14.538	14.063

## 5. 6 計算時間

本論文で提案する手法では，計算時間が少ないという利点がある．これは求めるべきパラメータの数に依存する． $N=3$ におけるそれぞれの求めるべきパラメータの数は，ブラインド信号分離の場合，(9×フィルタの長さ)となり，ブラインド信号抽出の場合は，(4×フィルタの長さ)となる． $N=5$ における求めるべきパラメータの数は，前者は，(25×フィルタの長さ)，後者は，(8×フィルタの長さ)となる．そして， $N=6$ においては前者は，(36×フィルタの長さ)，後者は(10×フィルタの長さ)となり，これによって処理にかかる計算時間がブラインド信号分離に比べて非常に削減されるであろうことがわかる．

実際に計算機で提案アルゴリズムを適用したときにかかる時間を  $N=3$  の場合と  $N=6$  の場合を tab. 5.7 に示す．使用した計算機のスペックは Intel(R) Core(TM)2 Quad を用い，CPU = 3.00GHz，メモリ 2GB である．コンパイラは Microsoft Visual C++ ver. 6.0 を用い，プログラムの実行は，より高速化を図るためにリリースモードで行った．演算に時間がかかるのは乗算部分であるため，それぞれのアルゴリズムにおいて  $\mathbf{W}(z)$  を求める部分の乗算回数を算出した．ブラインド信号分離アルゴリズムは(3.69)から(3.72)，(3.65)から，フィルタの長さを  $L$  とすると， $9N^2L$  回，BSE では(4.39)から(4.42)と(4.43)，(4.45)から  $(15N-9)L$  回を得た．仮に  $N=6$  であったなら前者の乗算回数は  $324L$  回，後者の乗算回数は  $81L$  回となり，約 4 分の 1 の乗算回数となる．求めるパラメータ数と実際にかかった計算時間から，だいたい同程度の割合で計算時間が短縮されており，提案手法の主張の正当性が示された．

Tab. 5.7. A Computation time.

	Computation time [sec]	
	$N=3$	$N=6$
BSS	28193	280001
BSE	15221	87102

## 5. 7 まとめ

本章では前章までに提案した，信号の性質を保存するブラインド信号分離とブラインド信号抽出の方法を用いて音声信号に対して適用し，それらの実用性を検証した．

結論から言えば，ブラインド信号抽出は実用性があると考えられる．しかし，これは高速な数値計算を用いることが絶対条件となる．今回は勾配法（自然勾配法）に基づいているため，計算時間が実用化には程遠い．従って，高速な数値演算法としてよく知られているニュートン法を用いることが考えられる．一方，ブラインド信号分離は，同じようにニュートン法を用いることで高速化を図ることはできるであろうが[45]，今回示された精度では実用性があるとは言いがたい．それに対しては初期値を解近傍に設定してやることで解決されることが考えられる．しかし，乗算回数の面でブラインド信号抽出との差が大きすぎるため，実用化の向上にも限界があると考えられる．

信号数が増えたときに，ブラインド信号抽出の方は非常に高い SNRI を示した．これは，たくさんある原信号の中の 1 つの信号を評価するため，もともとの SNR が低く，それにより改善量として大きな値が得られたと考えられる．また，同じ信号数で配置をランダムにした場合，ランダム故の混合過程の複雑さが増したということと，取り出した音声がかたまたまマイクロフォンに近かったため，この音声の SNR がもともと大きく，改善量としてはあまり大きな値とはならなかったと考えられる．

今回の結果からは，ブラインド信号抽出が安定した精度を示し，計算時間も，ブラインド信号分離との乗算回数の比率と同程度の比率で抑えられており，提案手法で主張していたことの正当性を示すことができたといえる．

## 第6章 結論

本論文では、近年注目されている独立成分分析の中でも、ブラインド信号分離とブラインド信号抽出を取り扱い、信号の性質を保存するブラインド信号分離とブラインド信号抽出の方法を提案した。観測信号のみから、総ての信号を独立な成分に分離するブラインド信号分離と、一つの信号のみを取り出すブラインド信号抽出は、目的を達成するような分離器や抽出器を求めるために必要なパラメータ数が異なり、後者の方が前者より少ないパラメータ数で済むため計算時間が短縮される。これらの問題を取り扱う際、混合過程は線形であると仮定される。また、混合過程にはその複雑さによって時間遅れを含まない瞬時混合過程と、時間遅れを考慮した畳み込み混合過程の2つに分類される。しかし、瞬時混合過程は畳み込み混合過程の特別な場合として考えられるため、本論文では音声信号を対象とした畳み込み混合過程に対する、ブラインド信号分離とブラインド信号抽出の問題を取り扱った。畳み込み混合過程に対するブラインド信号分離問題は、しばしば周波数領域での問題として考えられる。時間領域で問題を解く場合、畳み込み混合過程が問題を複雑にしているため、フーリエ変換により周波数領域での問題にすることで、畳み込み混合が各周波数における瞬時混合として考えることができる。しかし、このとき周波数成分の入れ替わりの問題が生じるため、何らかの対策が必要となる。一方、ブラインド信号抽出問題を周波数領域で解く場合、厳密には解くことができない。本論文で提案する抽出方法は、抽出したい信号と、それ以外の信号間との独立性を評価する。従って、周波数領域で解こうとする場合、一度入れ替わってしまうと混ざったままの信号の中のどれかが分からないため再構成することができない。

本論文で提案するいずれの方法も、時間領域で行うため、周波数領域で生じる入れ替わりの問題を考える必要がない。また、時間領域で行うことは、リアルタイム処理にも適している。ブラインド信号分離とブラインド信号抽出におけるこれまでの方法では、出力信号が空間的にも時間的にも独立となるようなアルゴリズムが一般的であったため、時間的な相関を持つ音声信号に対しては、出力信号が時間的に独立になることで信号の性質が変わることになり、適していなかった。本論文では信号の性質（音質）に着目し、音質を保存するためにブラインド信号分離が持つ本質的な任意性を解決する方法を示した。任意性を解決する方法はこれまでも提案されてきていたが、本論文の提案手法はそれよりもずっと簡単な方法で、分離器に直接的な拘束、線形拘束を適用することで達成される。そして、提案手法によって得られた抽出器は原信号に依存しないため、音声信号に対しても適用可能である。

第2章ではブラインド信号分離問題の定式化を示した。そして、ブラインド信号分離における2つの任意性についても示し、実用化においてはこの任意性を取り除くことが重要であることを述べた。信号の順列の並び替えに対しては、本論文で示す方法は総て時間領

域で行っているためこの任意性についてはほとんど問題にならない。また、線形フィルタの任意性は最小歪原理(MDP)の考えをさらに簡単にした拘束、線形拘束を用いることで取り除かれる。

第 3 章では信号の性質を保存するブラインド信号分離について述べた。ブラインド信号分離の研究では、精度と速度に着目されてきていたが、今回は信号の性質にも着目し、分離の前後で信号の性質が変わらないブラインド信号分離の考えを提案した。もともとは MDP の考えがあり、それをさらに簡単にしたものである。また、これまで信号分離のプロセスと線形拘束のプロセスという 2 段階でアルゴリズムは構成されていたが、本論文ではそれぞれのプロセスを融合させたアルゴリズムを提案した。これにより、分離器は常に線形拘束を満足し、その上で分離を達成するような解を求めることになった。シミュレーションでは総合過程の理論値と実験値がほぼ等しくなり、提案手法の有用性が示された。

第 4 章では前章の考えをブラインド信号抽出へ適用し、信号の性質を保存するブラインド信号抽出の方法を示した。複数混ざった信号から 1 つのみを取り出すということは実際の適用でも十分考えられるケースであり、そのときに抽出の前後で信号の性質が変わってしまうことは望ましくなく、信号の性質を保存するブラインド信号抽出は有用であると考えられる。ブラインド信号分離に比べ求める抽出器のパラメータの数が少ないために計算量が減り、実際の計算時間が短縮されるということ、提案手法は完全な時間領域で行うためにリアルタイムに適しているということ、抽出の前後で信号の性質が変わらないということ、得られる抽出器は原信号に依存しないため、音声信号にも適用できるということ、以上のような特徴を持つ。

ここでは目的を達成するような、望ましい抽出器に存在する  $d(z)$  と  $\mathbf{D}(z)$  の任意性（線形フィルタの任意性）を、線形拘束と「一つとそれ以外の独立性を評価する」という基準から解決することで  $\mathbf{W}(z)$  を導いた。実際のアルゴリズムは、Amari らが示しているアルゴリズムを本論文の目的に沿うように書き換え、そのときに生じる自由度を、 $\mathbf{W}(z)$  と  $\Delta\mathbf{W}(z)$  上の拘束（線形拘束）と、 $\text{off}(\mathbf{W}_{22}(z)) = \mathbf{O}$  という拘束によって確定する。また、 $\mathbf{W}_{22}^{-1}(z)$  は

$\mathbf{W}_{22}(z)$  が対角行列ということから  $\mathbf{W}_{22}^{-1}(z) = \text{diag}(-\mathbf{w}_{12}(z))$  を適用し逆行列を消去する。このようにして得られたアルゴリズムを実現するために FIR フィルタを用いた。シミュレーションでは、まず信号数=2 のときに、提案手法が第 3 章で述べた信号の性質を保存するブラインド信号分離と同じになることを示した。また、信号数を 3 のときと 5 のときにおいて同様のシミュレーションを行った。総合過程の理論値との比較から目的は達成されており、第 3 章同様、ブラインド信号抽出においても提案手法の有用性が示された。

第 5 章では、第 3, 4 章で示したブラインド信号分離アルゴリズム、ブラインド信号抽出

アルゴリズムのそれぞれを用いて音声信号に対して実験を行い、提案手法の実用性を示した。

音声信号を対象にした実験では、使用したマイクロフォンに低周波ノイズが付加されていたために、これを取り除くために観測信号に HPF を適用する必要がある。性能がよいマイクロフォンを用いる場合はこの操作は必要がない。今回はより実際の環境に近づけるために、性能が一般的と考えられるマイクロフォンを用いた。HPF を適用しているため、出力信号に対しても逆フィルタを適用する必要がある。また、アルゴリズムの安定化を図るために学習係数をフィルタの長さに依存させる方法と学習回数に依存させる方法を適用した。

信号数を 3, 5, 6 としてそれぞれ実験を行った。ただし、信号数が 5 の場合に対してはスピーカ配置をランダムにし、より実験の難度を上げた。

信号の性質を保存するブラインド信号分離アルゴリズムを用いた結果、信号数が 6 の場合を除いて、SNRI が 15~20dB あたりを示した。しかし、信号数が 6 の場合においては 6dB 程度と、分離を達成しているとはいえない結果となった。これは  $\mathbf{W}(z)$  の初期値の設定の仕方が原因と考えられる。 $\mathbf{W}(z)$  の初期値を、分離したい信号の位置に関する情報を元に決定してやれば違った結果が得られるのではないかと考えられる。

信号の性質を保存するブラインド信号抽出アルゴリズムに関しては、総ての実験において、高い SNRI を示した。また、信号数が多ければ多いほど高い SNRI を示した。これは、たくさんある原信号の中の一つの SNR であるため、もともとの SNR が低いと考えられ、そのため改善量という観点からは高い値を示す結果になったと考えられる。スピーカ配置をランダムした場合の実験では、同じ信号数の場合よりも低い改善量となったが、ランダム故の抽出の複雑さが増したということと、取り出した音声がかたまたまマイクロフォンに近かったため、この音声の SNR がもともと大きかったためであると考えられる。

計算時間の観点からは、信号数が多くなるほどブラインド信号分離よりブラインド信号抽出の方が乗算回数も大幅に少なくなり、計算時間が短縮される。乗算回数の減少の比率と同程度の比率で計算時間が短縮されていることも認められた。しかし、今回用いているアルゴリズムが勾配法を元にしてしているため、本論文で提案した手法を実用化する場合はニュートン法のような高速な数値計算法を適用する必要がある。その際は逆行列が出てくるために、この対策も必要である。

以上の結果から、今回提案した信号の性質を保存するブラインド信号分離とブラインド信号抽出に関して、精度と計算時間の観点から、信号の性質を保存するブラインド信号抽出の実用性が示唆され、高速な数値計算法を用いることで実用化へ更に近づくものと考えられる。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり，多くの貴重な時間を費やし，懇切なるご指導と有益な示唆を賜りました九州工業大学大学院生命体工学研究科の松岡清利教授に心から感謝の意を表します。また，本論文を作成するにあたり，ご多忙な時間を割いて有益なご討論，ご助言を戴きました九州工業大学大学院生命体工学研究科の石川真澄教授，古川徹生教授に深く御礼申し上げます。

そして，本研究を行うにあたり，ご助言ならびにご助力を戴いた九州工業大学大学院生命体工学研究科松岡研究室諸氏にも深く御礼申し上げます。

## 参考文献

- [1]. 村田昇, ”入門 独立成分分析”, 東京電機大学出版局, 2004.
- [2]. A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. Oja, “Independent Component Analysis”, John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [3]. 池田思朗, “解説 両耳処理と独立成分解析”, 日本音響学会誌 第 58 卷 3 号, 2002
- [4]. 松岡清利, “独立成分分析の基礎”, システム制御情報学会誌 Vol. 48, No. 10, pp.395-400, 2004.
- [5]. 池田思朗, “独立成分解析の信号処理への応用”, 計測自動制御学会誌 Vol. 38, No.7, pp. 461-467, 1999.
- [6]. S. Makino, S. Araki, R. Mukai, and H. Sawada, “ICA-based Audio Source Separation”, TECHNICAL REPORT OF IEICE. EA, pp.17-24, 2003.
- [7]. Ruck Thawonmas, “ゲームマイニングの野望：チャットルーム・掲示板から話題を特定する技術”, IPSJ Symposium Series Vol. 2003, No. 1, pp. 19-23, 2003.
- [8]. 佐野夏樹, 篠原靖志, “通信量を考慮したプライバシー保護独立成分分析”, 統計関連学会連合大会報告集, 2009.
- [9]. M. Koganeyama et al., “Separation of Train Noise and Seismic Electric Signals in Telluric Current Data by ICA”, 情報処理学会論文誌, Vol.43, No. SIG7(TOM6), pp.92-104, 2002.
- [10]. Malay Gupta and Scott C. Douglas, “SIGNAL DEFLATION AND PARAUNITARY CONSTRAINTS IN SPATIO-TEMPORAL FASTICA-BASED CONVOLUTIVE BLIND SOURCE SEPARATION OF SPEECH MIXTURES”, 2007 IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics, pp. 38-41, 2007.
- [11]. 松岡清利, “ブライント信号分離”, 日本フェジィ学会誌, Vol. 10, No. 3, pp. 394-400, 1998.

- [12]. A. Cichocki and S. Amari, "Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications", John Wiley & Sons, Inc., 2002.
- [13]. Kari Torkkola, "BLIND SEPARATION OF DELAYED SOURCES BASED ON INFORMATION MAXIMIZATION", Proc. IEEE ICASSP, vol. 4, pp. 3509–3513, 1996.
- [14]. Kari Torkkola, "BLIND SEPARATION OF CONVOLVED SOURCES BASED ON INFORMATION MAXIMIZATION", Proc. IEEE Workshop Neural Networks for Signal Processing, pp. 423-432, 1996.
- [15]. M. Kawamoto, K. Matsuoka and N. Ohnishi , "A method of blind separation for convoluted non-stationary signals", Neurocomputing, Vol.22, pp.157-171, 1998.
- [16]. Kenji Nakayama, Akihiro Hirano and Akihide Horita, "A Learning Algorithm for Convolutional Blind Source Separation with Transmission Delay Constraint", in Proc. IJCNN'2002, pp.1287-1292, 2002.
- [17]. A. Horita, K. Nakayama and A. Hirano, "An analysis of source separation performances in BSS based on transmission delays in convolutional mixture", TECHNICAL REPORT OF IEICE, Vol. 106, No.146, pp.1-6, 2007.
- [18]. T. Nishikawa, H. Saruwatari, K. Shikano, S. Araki, and S. Makino , "Multistage ICA for blind source separation of real acoustic convolutional mixture", in Proc. ICA2003, pp. 523-528, 2003.
- [19]. H.sawada et al., "REAL-TIME BLIND EXTRACTION OF DOMINANT TARGET SOURCES FROM MANY BACKGROUND INTERFERENCE SOURCES", in Proc. IWAEN2005, pp.73-76, 2005.
- [20]. H. Sawada et al., "BLIND EXTRACTION OF A DOMINANT SOURCE SIGNAL FROM MIXTURES OF MANY SOURCES", ICASSP2005, vol. III, pp. 61-64, 2005.
- [21]. H. Sawada et al., "Blind extraction of a dominant source from mixtures of many sources using ICA and time-frequency masking", in Proc. ISCAS2005, pp. 5882-5885, 2005.
- [22]. H. Sawada et al., "Blind Extraction of Dominant Target Sources Using ICA and Time-Frequency Masking", IEEE TRANSACTIONS ON AUDIO, SPEECH, AND LANGUAGE PROCESSING,

VOL. 14, NO.6, pp.2165-2173 2006.

[23]. A. J. Bell, and T. J. Sejnowski, "An Information-Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution", *Neural computation* Vol. 7, No. 6, pp. 1129-1159, 1995.

[24]. R. Thawonmas and A. Cichocki, "BLIND EXTRACTION OF SOURCE SIGNALS WITH SPECIFIED STOCHASTIC FEATURES", *Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '97)*, Vol. 4, pp. 3353 – 3356, April 21-24, 1997.

[25]. A. Cichocki et al., "Blind Signal Extraction Using Self-Adaptive Non-linear Hebbian Learning Rule", in *Proc. the International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications(NOLTA'96)*, pp.377-380, 1996.

[26]. W. Liu and D. P. Mandic, "A normalized kurtosis-based algorithm for blind source extraction from noisy measurements", *Signal Processing* 86, pp.1580-1585, 2006.

[27]. K. Matsuoka and S. Nakashima, "Minimal distortion principle for blind source separation", *ICA 2001*, pp. 722-727, 2001.

[28]. K. Matsuoka et al., "On elimination of indeterminacy in blind source separation", *WESPAC IX 2006*, 2006.

[29]. K. Matsuoka, "Elimination of filtering indeterminacy in blind source separation", *Neurocomputing* 71, pp. 2113-2126, 2008.

[30]. C. Jutten and J. Herault, "Blind separation of sources, PartI: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture", *Signal Processing* 24, pp.1-10, 1991.

[31]. 堀田明秀, 出島康宏, 中山謙二, 平野晃宏, "フィードフォワード形 BSS とフィードバック形 BSS における収束性及び信号歪みの比較", *IEICE 信号処理シンポジウム*, 巻 B3-2, 2004.

[32]. Kari Torkkola, "BLIND SEPARATION FOR AUDIO SIGNALS -ARE WE THERE YET?-", in *Proc. First International Workshop on Independent Component Analysis and Signal Separation*, pp.239-244, 1999.

[33]. T.W. Lee, A. J. Bell, and R. H. Lambert, "Blind separation of delayed and convolved sources", in *Advances in Neural Information Processing Systems*, MIT Press, Cambridge MA, 1996.

[34]. A. Horita, Y. Dejima, K. Nakayama and A. Hirano, "A distortion free learning algorithm for feed-forward BSS with convolutive mixture and multi-channel signal sources", *Technical report of*

IEICE. EA, Vol. 106, No. 64, pp.17-22, 2006.

[35]. S. Choi et al., “Natural gradient learning with a nonholonomic constraint for blind deconvolution of multiple channels”, ICA’99, pp.371-376, 1999.

[36]. S. Amari et al., “Stability Analysis of Learning Algorithms for Blind Source Separation”, Neural Networks, Vol. 10, No. 8, pp. 1345-1351, 1997.

[37]. T. Yoshihara and K. Matsuoka, “A New Method of Blind Source Extraction”, SICE Journal of control, Measurement, and System Integration (SICE JCMSI), Vol. 2, No.3, pp.192-197, 2009.

[38]. 奥田晋也, “ブライント信号分離の分離精度と収束速度の向上”, 2006 年度修士論文, 九州工業大学大学院, 2007.

[39]. 澤田宏他, “間隔の異なる複数のマイクペアによるブライント音源分離”, 日本音響学会春季研究発表会論文集, pp. 621-622, 2002.

[40]. S. Kurita, H. Saruwatari, S. Kajita, K. Takeda, and F. Itakura, “Evaluation of blind signal separation method using directivity pattern under reverberant conditions”, Proceedings of the Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2000. on IEEE International Conference, Vol.5, pp. 3140-3143, 2000.

[41]. S. Araki, S. Makino, R. Mukai, and H. Saruwatari, “Equivalence between frequency domain blind source separation and frequency domain adaptive null beamformers”, in Proc. Eurospeech 2001, pp. 2595-2598, 2001.

[42]. 磯谷史門, “ブライント信号分離の周波数成分における入れ替わり”, 2004 年度修士論文, 九州工業大学大学院, 2005.

[43]. T. Yoshihara and K. Matsuoka, “A Blind Separation Algorithm with a Linear Constraint”, SICE-ICASE International Joint Conference 2006, pp.266-271, 2006.

[44]. K. Matsuoka et al., “Blind separation of sound sources in real-world situations”, ICA2004, 2004.

[45]. K. Matsuoka and T. Itahashi, “A Time-Domain Blind Source Separation by the Newton Method”, ISCAS 2009, pp. 2790-2793, 2009.