A distortion free learning algorithm for feed-forward BSS with convolutive mixture and multi-channel signal sources

メタデータ	言語: English 出版者: 公開日: 2017-10-03 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: Horita, Akihide, Nakayama, Kenji, Hirano, Akihiro, Dejima, Yasuhiro メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/2297/18403

社団法人　電子情報通信学会
THE INSTITUTE OF ELECTRONICS,
INFORMATION AND COMMUNICATION ENGINEERS

信学技報
TECHNICAL REPORT OF IEICE.

畳み込み混合過程の伝達遅延に基づくBSSの信号源分離性能解析

堀田　明秀†　　中山　謙二†　　平野　晃宏†

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

あらまし　ブラインドソースセパレーション (BSS) において現在，フィードフォーワード形 (FF-) とフィードバック形 (FB-) という 2 つの回路構造が提案されている．FF-BSS では自由度が存在するため信号歪みが生じる可能性がある．一方，FB-BSS は本質的に信号歪みを発生しにくい構造であるが，信号源からセンサーまでの遅延時間に条件が課せられる．この観点から，FF-BSS と FB-BSS の信号源分離性能についていろいろな条件下で解析と比較を行い，各々が有効に適用できる範囲を明らかにした．

キーワード　ブラインドソースセパレーション，回路構成，収束性，学習アルゴリズム，畳み込み，遅延時間

An analysis of source separation performances in BSS based on transmission delays in convolutive mixture

Akihide HORITA†, Kenji NAKAYAMA†, and Akihiro HIRANO†

† Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa Univ.
Kakuma-machi, Kanazawa, 920-1192
E-mail: †horita@leo.ec.t.kanazawa-u.ac.jp, ††{nakayama,hirano}@t.kanazawa-u.ac.jp

Abstract　Feed-Forward (FF-) and FeedBack (FB-) structures have been proposed for Blind Source Separation (BSS). The FF-BSS systems have some degree of freedom in the solution space, and signal distortion is likely to occur in convolutive mixtures. On the other hand, FB-BSS structure is hard to cause signal distortion. However, the FB-BSS system requires a condition for the transmission delay time in the mixing process. The FF-BSS systems and the FB-BSS system are compared based on the transmission time delay in the mixing process. Even though the FB-BSS can provide good separation performance, there exit some limitations on location of the signal sources and the sensors.

Key words　Blind source separation, Network structure, Convergence, Learning algorithm, Convolutive, Delay time

1. まえがき

雑音除去，エコー除去，回線等化，信号の推定や復元といった信号処理は近年重要になってきている．しかしいずれの場合においても，信号や雑音についての十分な情報が得られない．さらに前もって混合過程や伝達過程を知ることができない．このような状況で，信号の統計的な性質を使って信号を分離するブラインドソースセパレーション (BSS) はとても重要である [1]- [10].

多くの場合，混合過程において畳み込みが生じるため，分離過程において FIR もしくは IIR フィルタが必要になる．これまで時間領域や周波数領域においてさまざまな手法が提案されてきた．また，フィードフォーワード形 (FF-) とフィードバック形 (FB-) という 2 つの回路構造が提案されている．

FB-BSS には自由度が存在し，信号歪みが起こる可能性がある [15]．そのため信号歪み抑制の学習法が提案されてきた [11], [12], [16].

一方，FB-BSS は信号分離の解と無歪みの解が同一であるため，分離性能が高く，歪みが起き難い [15]．しかし，FB-BSS の学習では混合過程の伝達遅延の差にある仮定をおき，それに基づいてアルゴリズムが形成されているため，その仮定が崩れると性能が著しく劣化する [13]．そこで本稿では，混合過程の伝達遅延の差に着目し，FB-BSS と FF-BSS を比較し，それぞれの有効性について検討を行なう．

2. FB-BSS の構成

2.1 回路構成と入出力関係

Jutten アルゴリズムによる回路構成を図 1 に示す [3]．混合

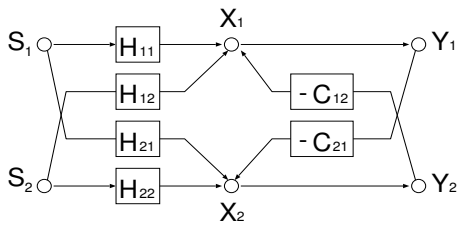


図 1　FB-BSS の回路構成

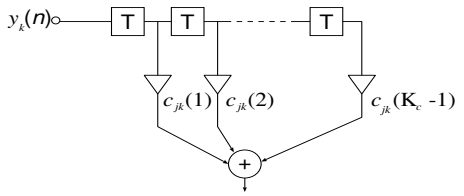


図 2　$C_{21}(z)$ や $C_{12}(z)$ に用いる FIR フィルタ

過程は畳み込みの形をしている．分離回路は図 2 に示す FIR フィルタを用いる．

信号源 $s_i(n), i = 1, 2, \cdots, N$ はインパルス応答が $h_{ji}(m)$ である未知畳み込み混合過程を通って，N 点の $x_j(n)$ として観測される．

$$x_j(n) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{m=0}^{M_{ji}-1} h_{ji}(m) s_i(n-m) \tag{1}$$

また，分離過程の出力 $y_j(n)$ は次式で表される．

$$y_j(n) = x_j(n) - \sum_{\substack{k=1 \\ \neq j}}^{N} \sum_{l=1}^{L_{jk}-1} c_{jk}(n,l) y_k(n-l) \tag{2}$$

この関係をベクトルと行列で表すと次のようになる．

$$\boldsymbol{x}(n) = \boldsymbol{H}^T \boldsymbol{s}(n) \tag{3}$$

$$\boldsymbol{y}(n) = \boldsymbol{x}(n) - \boldsymbol{C}^T \tilde{\boldsymbol{y}}(n) \tag{4}$$

$$\boldsymbol{s}(n) = [\boldsymbol{s}_1^T(n), \boldsymbol{s}_2^T(n), \cdots, \boldsymbol{s}_N^T(n)]^T \tag{5}$$

$$\boldsymbol{s}_i(n) = [s_i(n), s_i(n-1), \cdots, s_i(n-M_i+1)]^T \tag{6}$$

$$\boldsymbol{x}(n) = [x_1(n), x_2(n), \cdots, x_N(n)]^T \tag{7}$$

$$\boldsymbol{y}(n) = [y_1(n), y_2(n), \cdots, y_N(n)]^T \tag{8}$$

$$\tilde{\boldsymbol{y}}(n) = [\boldsymbol{y}_1^T(n), \boldsymbol{y}_2^T(n), \cdots, \boldsymbol{y}_N^T(n)]^T \tag{9}$$

$$\boldsymbol{y}_k(n) = [y_k(n), y_k(n-1), \cdots, y_k(n-L_{jk}+1)] \tag{10}$$

$$\boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{h}_{11} & \boldsymbol{h}_{21} & \dots & \boldsymbol{h}_{N1} \\ \boldsymbol{h}_{12} & \boldsymbol{h}_{22} & \dots & \boldsymbol{h}_{N2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{h}_{1N} & \boldsymbol{h}_{2N} & \dots & \boldsymbol{h}_{NN} \end{bmatrix} \tag{11}$$

$$\boldsymbol{h}_{ji} = [h_{ji}(0), h_{ji}(1), \cdots, h_{ji}(M_{ji}-1)]^T \tag{12}$$

$$\boldsymbol{C} = \begin{bmatrix} 0 & \boldsymbol{c}_{21} & \dots & \boldsymbol{c}_{N1} \\ \boldsymbol{c}_{12} & 0 & \dots & \boldsymbol{c}_{N2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{c}_{1N} & \boldsymbol{c}_{2N} & \dots & 0 \end{bmatrix} \tag{13}$$

$$\boldsymbol{c}_{jk} = [c_{jk}(0), c_{jk}(1), \cdots, c_{jk}(L_{jk}-1)]^T \tag{14}$$

$s_i(n)$, $x_j(n)$, $y_k(n)$ をそれぞれ z 変換したものを $S_i(z)$, $X_j(z)$, $Y_k(z)$ とすると以下のように表せる．

$$\boldsymbol{X}(z) = \boldsymbol{H}(z)\boldsymbol{S}(z) \tag{15}$$

$$\boldsymbol{Y}(z) = \boldsymbol{X}(z) - \boldsymbol{C}(z)\boldsymbol{Y}(z) \tag{16}$$

$$\boldsymbol{S}(z) = [S_1(z), S_2(z), \cdots, S_N(z)]^T \tag{17}$$

$$\boldsymbol{X}(z) = [X_1(z), X_2(z), \cdots, X_N(z)]^T \tag{18}$$

$$\boldsymbol{Y}(z) = [Y_1(z), Y_2(z), \cdots, Y_N(z)]^T \tag{19}$$

$$\boldsymbol{H}(z) = \begin{bmatrix} H_{11}(z) & H_{21}(z) & \dots & H_{N1}(z) \\ H_{12}(z) & H_{22}(z) & \dots & H_{N2}(z) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{1N}(z) & H_{2N}(z) & \dots & H_{NN}(z) \end{bmatrix} \tag{20}$$

$$\boldsymbol{C}(z) = \begin{bmatrix} 0 & C_{21}(z) & \dots & C_{N1}(z) \\ C_{12}(z) & 0 & \dots & C_{N2}(z) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{1N}(z) & C_{2N}(z) & \dots & 0 \end{bmatrix} \tag{21}$$

この表現から信号源と分離過程の出力との関係を以下のように表せる．

$$\begin{aligned} \boldsymbol{Y}(z) &= (\boldsymbol{I} + \boldsymbol{C}(z))^{-1} \boldsymbol{X}(z) \\ &= (\boldsymbol{I} + \boldsymbol{C}(z))^{-1} \boldsymbol{H}(z) \boldsymbol{S}(z) \end{aligned} \tag{22}$$

分離性能を評価するために以下の行列を定義する．

$$\boldsymbol{P}(z) = (\boldsymbol{I} + \boldsymbol{C}(z))^{-1} \boldsymbol{H}(z) \tag{23}$$

もし $\boldsymbol{P}(z)$ の各行各列に 0 でない要素を一つだけ持つならば信号源 $s_i(n)$ は出力 $y_k(n)$ に完全に分離されているといえる．しかし，$\boldsymbol{H}(z)$ の等化までは保証しないので分離された信号は次のような形になる．

$$Y_j(z) = P_{ji}(z) S_i(z) \tag{24}$$

2.2　学習アルゴリズム

各センサが十分に離れている場合，遅延差の関係から因果性を満たす回路ではセンサに一番近い信号源を削除することができない．このため出力のパワーを最小化して信号を分離する方式が提案されている [13]．$c_{jk}(n,l)$ の更新式は次式で与えられる．

$$c_{jk}(n+1,l) = c_{jk}(n,l) + \Delta c_{jk}(n,l) \tag{25}$$

$$\Delta c_{jk}(n,l) = \mu f(y_j(n)) g(y_k(n-l)) \tag{26}$$

ここで，$f(y_j(n))$，$g(y_k(n-l))$ は適当な奇関数を用いる．

3.　FF-BSS の構成

3.1　回路構成と入出力関係

FF-BSS の回路構成を図 3 に示す．混合過程は畳み込みの形をしている．分離回路は図 4 に示す FIR フィルタを用いる．

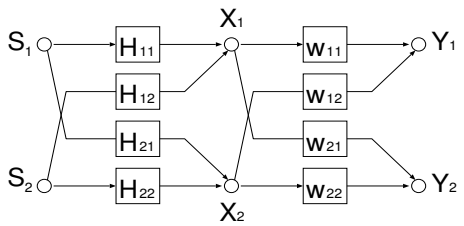


図 3　FF-BSS の回路構成

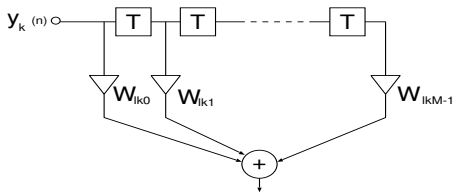


図 4　$W_{lk}(z)$ に用いる FIR フィルタ

混合過程は FB-BSS と同様のモデル化を行なっているため観測信号は式 (1)，ベクトルと行列で表したものは式 (3)，さらに z 変換したものは式 (15) と表せる．
分離過程の出力 $y_j(n)$ は次式で表される．

$$y_j(n) = \sum_{k=1}^{N} \sum_{l=0}^{L_{jk}-1} w_{jk}(n,l) x_k(n-l) \tag{27}$$

この関係をベクトルと行列で表すと次のようになる．

$$\boldsymbol{y}(n) = \boldsymbol{W}^T \boldsymbol{x}(n) \tag{28}$$

$$\boldsymbol{x}(n) = [x_1(n), x_2(n), \cdots, x_N(n)]^T \tag{29}$$

$$\boldsymbol{y}(n) = [y_1(n), y_2(n), \cdots, y_N(n)]^T \tag{30}$$

$$\boldsymbol{W} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{w}_{11} & \boldsymbol{w}_{21} & \dots & \boldsymbol{w}_{N1} \\ \boldsymbol{w}_{12} & \boldsymbol{w}_{22} & \dots & \boldsymbol{w}_{N2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{w}_{1N} & \boldsymbol{w}_{2N} & \dots & \boldsymbol{w}_{NN} \end{bmatrix} \tag{31}$$

$$\boldsymbol{w}_{jk} = [w_{jk}(0), w_{jk}(1), \cdots, w_{jk}(L_{jk}-1)]^T \tag{32}$$

また，この出力を z 変換すると以下のように表現できる．

$$\boldsymbol{Y}(z) = \boldsymbol{W}(z)\boldsymbol{X}(z) \tag{33}$$

$$\boldsymbol{S}(z) = [S_1(z), S_2(z), \cdots, S_N(z)]^T \tag{34}$$

$$\boldsymbol{X}(z) = [X_1(z), X_2(z), \cdots, X_N(z)]^T \tag{35}$$

$$\boldsymbol{Y}(z) = [Y_1(z), Y_2(z), \cdots, Y_N(z)]^T \tag{36}$$

$$\boldsymbol{W}(z) = \begin{bmatrix} W_{11}(z) & W_{12}(z) & \dots & W_{1N}(z) \\ W_{21}(z) & W_{22}(z) & \dots & W_{2N}(z) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{N1}(z) & W_{N2}(z) & \dots & W_{NN}(z) \end{bmatrix} \tag{37}$$

この表現から信号源と分離過程の出力との関係を以下のように表せる．

$$\begin{aligned} \boldsymbol{Y}(z) &= \boldsymbol{W}(z)\boldsymbol{X}(z) \\ &= \boldsymbol{W}(z)\boldsymbol{H}(z)\boldsymbol{S}(z) \end{aligned} \tag{38}$$

分離性能を評価するために以下の行列を定義する．

$$\boldsymbol{P}(z) = \boldsymbol{W}(z)\boldsymbol{H}(z) \tag{39}$$

FB-BSS と同様，もし $\boldsymbol{P}(z)$ の各行各列に 0 でない要素を一つだけ持つならば信号源 $s_i(n)$ は出力 $y_k(n)$ に完全に分離されているといえる．

3.2　学習アルゴリズム

学習には [14] で紹介されている出力の相互情報量を最小化するアルゴリズムを使用する．$w_{ij}(n,l)$ の更新式は次式のようになる．

$$w_{ij}(n+1,l) = w_{ij}(n,l) + \Delta w_{ij}(n,l) \tag{40}$$

$$\Delta w_{ij}(n,l) = \eta\{w_{ij}(n,l) - \sum_{q=0}^{L_{ij}-1} \varphi(y_i(n)) y_p(n-l+q) w_{pj}(n,q)\} \quad (p \neq j) \tag{41}$$

ただし，$\varphi(y_j(n))$ は y_j の確率密度関数である．FF-BSS では出力信号が歪むという問題があるためそれを改善する信号歪み抑制学習法が提案されている [16]．この方式では式 (40)，(41) で分離を行ったのち分離行列 $\boldsymbol{W}(z)$ の対角要素を以下のように補正する．

$$w_{jj}(n+1,l) = (1-\alpha)\tilde{w}_{jj}(n+1,l) + \alpha \bar{w}_{jj}(n+1,l) \quad (0 < \alpha \leqq 1) \tag{42}$$

ここで $\tilde{w}_{jj}(n+1,l)$ は式 (40)，(41) で更新された分離回路，$\bar{w}_{jj}(n+1,l)$ は以下の完全分離かつ無歪みの条件を満たすように決定される値である．

$$W_{jj}(z) = 1 + \boldsymbol{w}_{jx}^T(z) \boldsymbol{M}_{jj}^{-1}(z) \boldsymbol{w}_{xj}(z) \tag{43}$$

$$\boldsymbol{w}_{xj}(z) = [W_{1j}(z), \cdots, W_{yj}(z), \cdots, W_{Nj}(z)]^T \tag{44}$$

$$\boldsymbol{w}_{jx}(z) = [W_{j1}(z), \cdots, W_{jy}(z), \cdots, W_{jN}(z)]^T \tag{45}$$

ただし，$\boldsymbol{M}_{jj}(z)$ は $\boldsymbol{W}(z)$ の小行列である．

4.　FB-BSS における伝搬遅延に関する仮定

簡単化のため 2 チャンネルにおいて考える．$H_{11}(z)$ や $H_{22}(z)$ の遅延は $H_{21}(z)$ や $H_{12}(z)$ に比べて短いものとする．これは図 1 にあるように $X_1(z)$ のセンサが $S_1(z)$ の近くに，$X_2(z)$ のセンサが $S_2(z)$ の近くに配置されていることを意味する．
分離が完全に行なわれるとき，$C_{jk}(z)$ と $y_k(n)$ は次式で表される 2 通りの解を持つ．

$$(a)\ \ C_{21}(z) = \frac{H_{21}(z)}{H_{11}(z)} \qquad C_{12}(z) = \frac{H_{12}(z)}{H_{22}(z)} \tag{46}$$

$$y_1(n) = \boldsymbol{h}_{11}^T \boldsymbol{s}_1(n) \qquad y_2(n) = \boldsymbol{h}_{22}^T \boldsymbol{s}_2(n) \tag{47}$$

$$(b)\ \ C_{21}(z) = \frac{H_{22}(z)}{H_{12}(z)} \qquad C_{12}(z) = \frac{H_{11}(z)}{H_{21}(z)} \tag{48}$$

$$y_1(n) = \boldsymbol{h}_{12}^T \boldsymbol{s}_2(n) \qquad y_2(n) = \boldsymbol{h}_{21}^T \boldsymbol{s}_1(n) \tag{49}$$

$H_{ji}(z)$ における伝搬遅延の仮定から (a) の $C_{21}(z)$，$C_{12}(z)$ は正の時間遅れを有し，因果性を満たすため実現可能である．一

方，(b) の $C_{21}(z)$，$C_{12}(z)$ は負の時間遅れ，すなわち時間進みを有し，因果性を満たさないため，実現できない．

式 (22) から出力は次のように表せる．

$$\begin{bmatrix} Y_1(z) \\ Y_2(z) \end{bmatrix} = \frac{1}{1 - C_{12}(z)C_{21}(z)} \begin{bmatrix} 1 & -C_{12}(z) \\ -C_{21}(z) & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} H_{11}(z) & H_{12}(z) \\ H_{21}(z) & H_{22}(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_1(z) \\ S_2(z) \end{bmatrix} \tag{50}$$

$$= \frac{1}{1 - C_{12}(z)C_{21}(z)} \times \begin{bmatrix} H_{11}(z) - C_{12}(z)H_{21}(z) & H_{12}(z) - C_{12}(z)H_{22}(z) \\ H_{21}(z) - C_{21}(z)H_{11}(z) & H_{22}(z) - C_{21}(z)H_{12}(z) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} S_1(z) \\ S_2(z) \end{bmatrix} \tag{51}$$

$H_{ji}(z), j \neq i$ の伝搬遅延時間は $H_{ii}(z)$ のものより長いと仮定しており，$C_{12}(z)$ と $C_{21}(z)$ は正の伝搬遅延時間をもつ因果性を満たす回路であるため，式 (51) の対角要素は（$H_{11}(z)$ の伝搬遅延時間 $< C_{12}(z)H_{21}(z)$ の伝搬遅延時間）となり，0 にならない．逆に非対角要素は $C_{12}(z)$ や $C_{21}(z)$ を調整することによって 0 になり得る．つまり，出力パワーを最小化するように分離回路 $C_{12}(z)$，$C_{21}(z)$ を調整することで対角要素を一定のレベルに保ったまま，非対角要素を最小化することができる．すなわち，1 つの信号を抽出し，信号を分離することができる．

しかし，センサ間の距離が短い場合など $H_{ji}(z), j \neq i$ と $H_{ii}(z)$ の伝搬遅延時間の差が十分でない場合がある．そこで，シミュレーションにより混合過程の伝搬遅延時間の差と信号分離の性能の関係を解析する．

5. シミュレーション

5.1 シミュレーション条件

2 チャンネル，3 チャンネルで，$8kHz$ サンプリングの信号源には音声または白色信号を用いた．ただし，白色信号は厳密には最大周波数 $4kHz$ の帯域制限された信号である．初期値は FF-BSS が $W_{jj}(z) = 1$ かつ $W_{kj}(z) = 0, k \neq j$，FB-BSS が $C_{kj}(z) = 0, k \neq j$ とした．

また，信号分離の評価には以下の SIR を使用する．

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{2\pi} \sum_{i=1}^{N} \int_{-\pi}^{\pi} |A_{ii}(e^{j\omega})S_i(e^{j\omega})|^2 d\omega \tag{52}$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=1}^{N} \sum_{\substack{i=1 \\ \neq k}}^{N} \int_{-\pi}^{\pi} |A_{ki}(e^{j\omega})S_i(e^{j\omega})|^2 d\omega \tag{53}$$

$$SIR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_s^2}{\sigma_i^2} \tag{54}$$

これらは値が大きければ大きいほど信号が分離されていることを示す．

5.2 混合過程

図 5 の混合過程で τ の値を変化させることによって，遅延時間を変化させて遅延時間による性能の変化を調べる．

混合過程 $\boldsymbol{H}(z)$ には式 (55)，(56) に示す単純に遅延と振幅の減衰のみのものと実際の音響空間を模して作った伝達関数の 2 通りの混合過程について検討する．

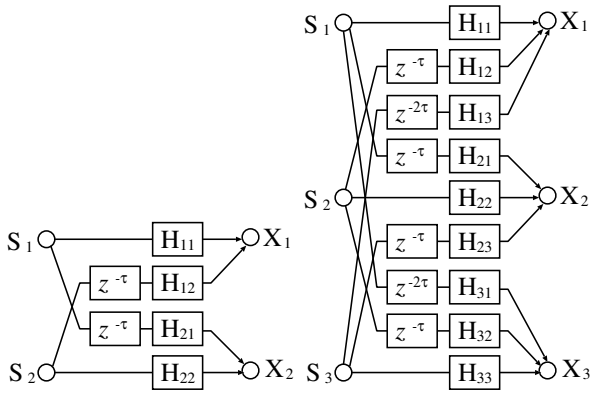


図 5　対象とする混合過程のモデル

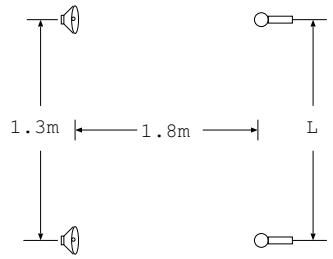


図 6　想定する音響空間

$$\boldsymbol{H}(z) = \begin{bmatrix} 1 & 0.9 \\ 0.9 & 1 \end{bmatrix} \tag{55}$$

$$\boldsymbol{H}(z) = \begin{bmatrix} 1 & 0.75 & 0.5 \\ 0.75 & 1 & 0.75 \\ 0.5 & 0.75 & 1 \end{bmatrix} \tag{56}$$

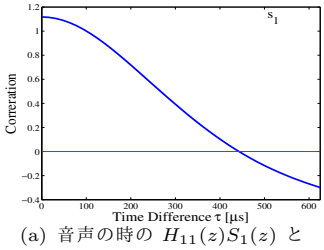
遅延量の変化がセンサ間の距離が変化したことによって引き起こされたと考えることができる．そこで図 6 における配置でセンサ間 L が変化したものとしてセンサ間 L と分離性能の変化の関係も検討する．

5.3 性能の比較

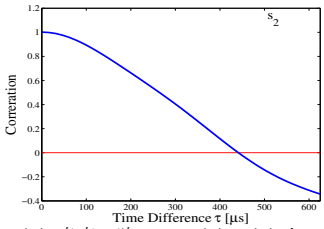
5.3.1 2 チャンネルの単純遅延

図 7，図 8 に式 (55) の単純遅延の混合過程を用いた時の結果を示す．図 7 は信号源が音声，図 8 は白色信号を用いている．それぞれ，分離性能と同時に観測信号におけるそれぞれの相関を示してある．

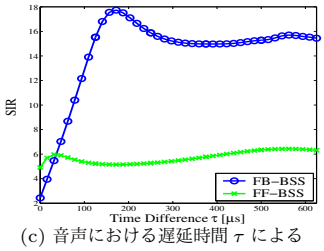
FB-BSS は音声，白色信号ともに遅延時間 τ が 0 のところで分離性能が最も悪く，遅延時間 τ が大きくなるにつれて分離性能が向上してる．一方，FF-BSS は遅延時間 τ に関係なく分離性能がほぼ一定である．FB-BSS では遅延が小さいところでは，消去できないと仮定されている信号が消去されていて分離性能が低下しているが，遅延が大きくなると仮定が十分満たされて性能が改善している．FF-BSS では混合過程の遅延に影響しないため分離性能が一定である．また，図 7(a)，7(b) と図 8(a)，8(b) を比較して分かるように音声の方が白色信号に比べて遅延が大きいところでも相関が高くなっている．FB-BSS の分離性能はそれに伴い，音声信号の方が白色信号より遅延時間 τ が大きいところでも性能があまり良くない．これは，遅延が



(a) 音声の時の $H_{11}(z)S_1(z)$ と $H_{21}(z)S_1(z)$ の相関

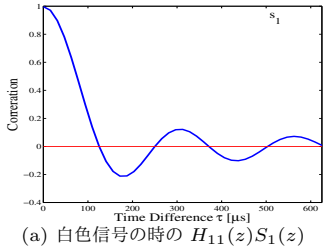


(b) 音声の時の $H_{22}(z)S_2(z)$ と $H_{12}(z)S_2(z)$ の相関

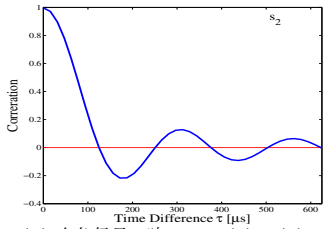


(c) 音声における遅延時間 τ による信号分離性能の変化

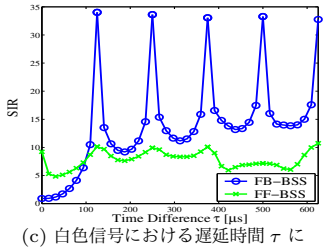
図 7　音声を用いた単純混合における FF-BSS と FB-BSS の性能比較



(a) 白色信号の時の $H_{11}(z)S_1(z)$ と $H_{21}(z)S_1(z)$ の相関



(b) 白色信号の時の $H_{22}(z)S_2(z)$ と $H_{12}(z)S_2(z)$ の相関



(c) 白色信号における遅延時間 τ による信号分離性能の変化

図 8　白色信号を用いた単純混合における FF-BSS と FB-BSS の性能比較

存在しても信号の相関性によって信号が消去できるため消去できないと仮定している信号も削除できてしまうためである．したがって相関が小さくなるにつれて分離性能が向上していったものと考えられる．ここで，白色信号の相関が遅延時間 τ が 0 のところ以外でも値を持ってるのは最大周波数が $4kHz$ に帯域制限されているためである．また，白色信号に対して遅延時間が $n \times 125\mu s$ のとき高い分離性能が得られているのは，信号の相関が 0 であることに加え，遅延サンプルが整数サンプルになるため逆特性をディジタルシステムで生成できるために正確な逆特性を生成できるためであると考えられる．

図 9，10 に単純遅延における遅延が図 6 の音響空間でセンサ間 L の変化によって起きたものと仮定し，FF-BSS と FB-BSS の分離性能の比較を示す．

これらの図において信号源が音声のとき FF-BSS と FB-BSS の性能が同じになるのは 4.26cm のときであり，白色信号のときは 11.7cm のときである．つまり，音源の間が 1.3m，センサと音源が 1.8m である状況を想定して設計されるシステムでは音源に音声を用いた場合には 4.26cm 以上，白色信号を用いたときは 11.7cm 以上で，FB-BSS が，逆にそれ以下では FF-BSS を用いた方がよいことになる．

5.3.2　2 チャンネルの音響空間を模した伝達関数

図 11，12 に実際の音響空間を模した伝達関数を使用した際

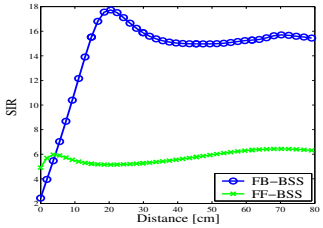


図 9　音声を用いた単純混合におけるセンサ間の変化による信号分離性能の変化

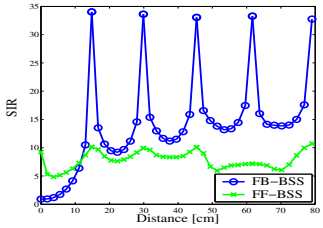
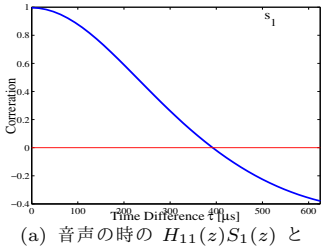
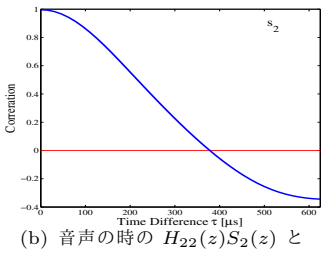


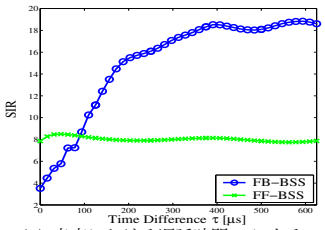
図 10　白色信号を用いた単純混合におけるセンサ間の変化による信号分離性能の変化



(a) 音声の時の $H_{11}(z)S_1(z)$ と $H_{21}(z)S_1(z)$ の相関

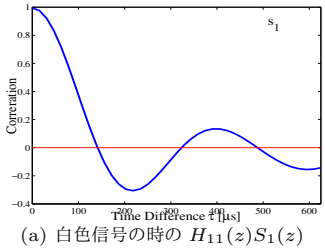


(b) 音声の時の $H_{22}(z)S_2(z)$ と $H_{12}(z)S_2(z)$ の相関

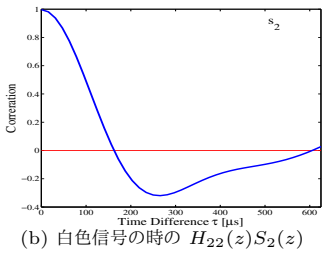


(c) 音声における遅延時間 τ による信号分離性能の変化

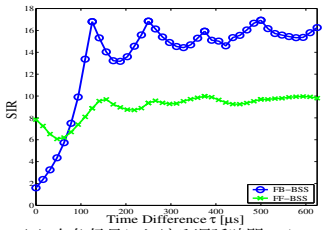
図 11　音声における FF-BSS と FB-BSS の性能比較



(a) 白色信号の時の $H_{11}(z)S_1(z)$ と $H_{21}(z)S_1(z)$ の相関



(b) 白色信号の時の $H_{22}(z)S_2(z)$ と $H_{12}(z)S_2(z)$ の相関



(c) 白色信号における遅延時間 τ による信号分離性能の変化

図 12　白色信号における FF-BSS と FB-BSS の性能比較

の，結果を示す．図 11 は信号源が音声，図 12 は白色信号を用いている．それぞれ，分離性能と同時に観測信号におけるそれぞれの相関を示してある．

単純遅延のときと同様の傾向が出ている．信号の相関は複雑な伝達関数を通っているため単純遅延のときのように信号の特性がはっきりとは現れていないが，白色信号に比べ音声は遅延時間 τ が大きいところまで相関の値が高い．また，それに伴って FB-BSS の分離性能も τ が大きいところまで劣化している．

図 13，14 に混合過程が実際の音響空間を模した伝達関数を使用した時の結果に関して遅延 τ が図 6 の音響空間でセンサ間 L の変化によって起きたものと仮定し，FF-BSS と FB-BSS の分離性能の比較を示す．

これらの図において信号源が音声のとき FF-BSS と FB-BSS

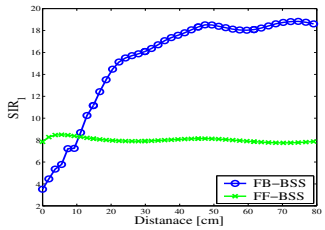


図 13　音声におけるセンサ間の変化による信号分離性能の変化

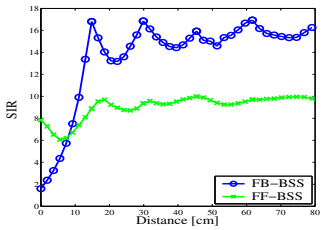


図 14　白色信号におけるセンサ間の変化による信号分離性能の変化

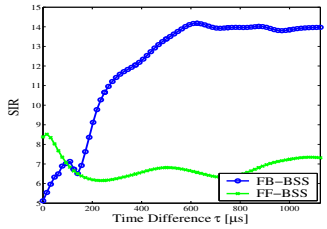


図 15　音声における遅延時間 τ による信号分離性能の変化

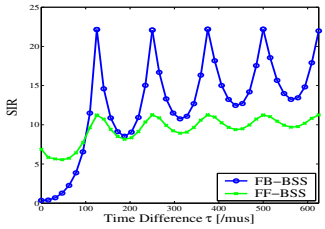


図 16　白色信号における遅延時間 τ による信号分離性能の変化

の性能が同じになるのは 10.6cm のときであり，白色信号のときは 8.09cm のときである．つまり，音源の間が 1.3m，センサと音源が 1.8m である状況を想定して設計されるシステムでは音源に音声を用いた場合には 10.6cm 以上，白色信号を用いたときは 8.09cm 以上で，FB-BSS が，逆にそれ以下では FF-BSS を用いた方がよいことになる．これらの値は先ほどの単純遅延のときと異なっているため混合過程の伝達関数によって変わってくるものだと考えられる．いずれにしても，センサ間の距離が短いところでは FF-BSS が優位であり，長いところでは FB-BSS が優位である．

5.3.3　3 チャンネルの単純遅延

図 15，図 16 に式 (56) の単純遅延の混合過程を用いた時の結果を示す．図 15 は信号源が音声，図 16 は白色信号を用いている．

2 チャンネルのときと同様に FB-BSS は音声，白色信号ともに遅延時間 τ が 0 のところで分離性能が最も悪く，遅延時間 τ が大きくなるにつれて分離性能が向上してる．一方，FF-BSS は遅延時間 τ に関係なく分離性能がほぼ一定である．FF-BSS では混合過程の遅延に影響しないため分離性能が一定である．これにより 3 チャンネルにおいても FB-BSS は遅延の問題が発生していることが分かる．

また，音声の方が白色信号に比べて十分な分離性能を得るために必要な遅延時間 τ が大きい．これは，図には示していないが音声の方が遅延が大きい部分でも相関性が高く，遅延が存在しても信号の相関性によって信号が消去できるため消去できないと仮定している信号も削除できてしまうためである．したがって相関が小さくなるにつれて分離性能が向上していったものと考えられる．また，2 チャンネルに比べて分離性能を得るために必要な遅延時間 τ が大きい．これは 2 チャンネルに比べ，学習が難しいためであると考えられる．

6.　結　　論

時間領域の FB-BSS と FF-BSS を混合過程の伝搬遅延時間に基づき解析した．FB-BSS の学習法は観測信号における遅延差を利用しており，センサが十分に離れていない場合には十分な性能が得られない．FF-BSS については遅延差に関係なく一定の性能が得られる．したがって，状況に応じて回路を使い分ける必要がある．

文　　献

[1] C.Jutten, J.Herault and A.Guerin, "IIN.C.A: An independent components analyzer based on an adaptive neuromimetic network", in: J.Degmongeot, T.Herve, V.Raille and C.Roche, eds., Artificial Intelligence and Cognitive Science, Manhester Univ. Press, Manchester, 1988.

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

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

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

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

[6] S.Amari, T.Chen and A.Cichocki, "Stability analysis of learning algorithms for blind source separation", Neural Networks, vol.10, no.8, pp.1345-1351, 1997.

[7] K.Nakayama, A.Hirano and M.Nitta, "A constraint learning algorithm for blind source separation", Proc. IJCNN'2000, pp.24-27, July, 2000.

[8] K,Nakayama, A.Hirano and T.Sakai, "A pair-channel learning algorithm with constraints for multi-channel blind separation", Proc. IJCNN'01, July 2001.

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

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

[11] K.Matsuoka and S.Nakashima, "Minimal distortion principle for blind source separation," Proc. ICA2001, pp.722-727, 2001.

[12] N. Murata, S. Ikeda and A. Ziehe, "An approach to blind source separation based on temporal structure of speech signals", Neurocomputing, Vol. 41, pp. 1-24, Oct. 2001.

[13] K.Nakayama, A.Hirano and A.Horita, "A learning algorithm for convolutive blind source separation with transmission delay constraint", Proc. IJCNN'2002, pp.1287-1292, May 2002.

[14] H.Saruwatari, T.Takatani, H.Yamajo, T.Sishikawa and K.Shikano, "Blind separation and deconvolution for real convolutive mixture of temporally correlated acoustic signals using SIMO-model-based ICA", ICA'03 pp.549-554 April 2003

[15] 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及びフィードバック形 BSS の収束性に関する比較"，信号処理研究会，pp.57-62 2004,7

[16] 堀田明秀，中山謙二，平野晃宏，出島康宏，"多チャネル信号源と畳み込み混合に対するフィードフォワード形 BSS における信号歪み抑制学習法"，信号処理研究会，pp.17-22 2006,5