

周波数領域フィードフォワード形ブラインド信号源分離に おける信号歪み抑制法の性能解析

Performance Analysis of A Learning Algorithm Reducing Signal Distortion
for Frequency Domain Feedforward Blind Source Separation

出島 康宏[†] 堀田 明秀[‡] 中山 謙二[‡] 平野 晃宏[‡]
Yasuhiro Dejima Akihide Horita Kenji Nakayama Akihiro Hirano

[†] 金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報工学専攻

Division of Electrical and Computer Engineering

Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa Univ.

[‡] 金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報科学専攻

Division of Electrical Engineering and Computer Science

Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa Univ.

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

あらまし

ブラインド信号源分離 (BSS) では、出力を独立にするように学習が行われるため信号歪みが発生する可能性があることが知られている。また、フィードフォワード形ブラインド信号源分離 (FF-BSS) は分離回路における自由度が高く、出力信号を互いに独立にする学習が信号歪みを生じる可能性がある。そこで信号歪みの低減のために完全分離の条件と無歪の条件から導かれた式を学習に加味するという手法がすでに提案されている。本稿では周波数領域における FF-BSS においてその手法を適用し、様々な信号源に対しての信号歪み抑制法の性能をシミュレーションにより解析する。

ABSTRACT

In the blind source separation (BSS), a separation block is trained so as to make its output signals to be statistically independent. Since the frequency domain BSS has some degree of freedom, the wave form and frequency response of the separated signals may be changed from the originals, resulting in signal distortion. In this paper, a learning algorithm, suppressing the signal distortion, for the feedforward BSS, implemented in the frequency domain, is proposed. A condition on both complete separation and signal distortion free has been proposed. This condition is included in the learning process as constraint. Usefulness of the

proposed learning algorithm is analyzed by using several kinds of the signal sources.

1 まえがき

ブラインド信号源分離 (BSS) においては、これまで数多くの方式が提案されている。混合過程としては瞬時混合と畳み込み混合、学習領域としては時間領域と周波数領域、回路構成としてはフィードフォワード (FF) 形とフィードバック (FB) 形などの方式において、分離性能を向上するための方法が提案されている [4]-[6]。BSS の学習法として、分離回路の出力信号の相互情報量を誤差関数とし、これを最小化するように自然勾配法で分離回路を学習する方法が用いられている [3],[7],[8]。この方法では、出力信号が統計的に独立になるように学習が進む。もし、分離回路に自由度がある場合は、出力信号の周波数特性を変化させることにより、独立性が高まる場合がある。信号の周波数特性が変化することは信号が歪むことに相当する。信号源、または、観測信号に含まれる信号源を基準として、これらからのずれを信号歪みとして定義し、解析されている [9]。

フィードフォワード形 BSS (FF-BSS) は分離回路の自由度が高く、上記の信号歪みが発生しやすいという問題がある。これに対し、完全分離と信号歪みなしという条件から導かれる制約条件を、従来の FF-BSS の学習アルゴリズムに課すことにより、信号歪みを抑制する学習法がすでに提案されている [10],[11]。

本稿では、周波数領域で学習及び分離処理を行う FF-

BSS に対して、従来の相互情報量を誤差関数とし、自然勾配法で学習する方法に、上記の信号歪み抑制のための制約条件を課す学習法を適用する。さらに、種々の信号源を用いてシミュレーションを行い、その有効性を確認する。

2 畳み込み混合形 FF-BSS

2.1 回路構成

FF-BSS の簡単なものとして、信号源 2 つ、センサ数 2 つのモデルを用いる。ブロック図を図 1 に示す。

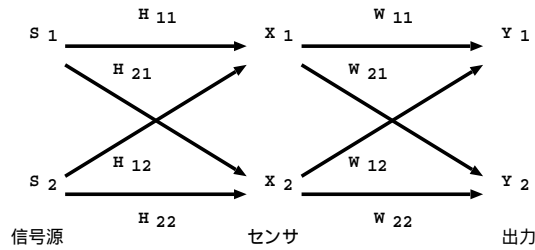


図 1 : FF-BSS 回路構成

このとき、出力信号は以下の式で表される。

$$x_j(n) = \sum_{i=1}^2 \sum_{l=0}^{K_h-1} h_{ji}(l) s_i(n-l), j=1, 2 \quad (1)$$

$$y_k(n) = \sum_{j=1}^2 \sum_{l=0}^{K_w-1} w_{kj}(l) x_j(n-l), k=1, 2 \quad (2)$$

式 (1), (2) で表される $x_j(n)$, $y_k(n)$ は時間領域におけるものなので、これらを FFT を用いて周波数領域に変換すると、以下のように表される。

$$X(e^{j\omega}) = H(e^{j\omega})S(e^{j\omega}) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} Y(e^{j\omega}) &= W(e^{j\omega})X(e^{j\omega}) \\ &= A(e^{j\omega})S(e^{j\omega}) \end{aligned} \quad (4)$$

2.2 学習法

分離回路 $W(r, m)$ の学習には、式 (2) で表される $y_k(n)$ を FFT を用いて周波数領域に変換した $Y(r, m)$ を使用し、学習アルゴリズムは以下に示す出力の相互情報量をコスト関数とする自然勾配法を周波数領域に拡張したものをを用いる [3],[7],[8]。

$$\begin{aligned} W(r+1, m) &= W(r, m) \\ &+ \eta [I - \langle \Phi(Y(r, m)) Y^H(r, m) \rangle] W(r, m) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\Phi(Y(r, m)) = \frac{1}{1 + e^{-Y^R(r, m)}} + \frac{j}{1 + e^{-Y^I(r, m)}} \quad (6)$$

η は学習係数, r は学習回数, m は m 番目の周波数帯域, I は単位行列, Y^R , Y^I は出力 Y の実部, 虚部を表す。

また、式 (5) は出力を白色化する余分な制約があるこ

とが知られており、その問題を回避するために単位行列 I を対角行列に置き換えた以下のような学習アルゴリズムがすでに提案されている [8]。

$$\begin{aligned} W(r+1, m) &= W(r, m) + \eta [diag(\langle \Phi(Y(r, m)) Y^H(r, m) \rangle) \\ &- \langle \Phi(Y(r, m)) Y^H(r, m) \rangle] W(r, m) \end{aligned} \quad (7)$$

本稿では式 (5), (7) をそれぞれ学習法 I, 学習法 II と呼ぶことにする。

3 信号歪み

3.1 信号歪み評価

信号歪みの基準として、信号源が考えられるが、BSS は混合過程を推定するものではなく、また、学習の規範は分離回路の出力信号における統計的な独立性であり、分離回路の出力信号を信号源に戻す作用はない。すなわち、BSS において、信号歪みの基準を信号源にすることは、信号源分離の学習と整合しないことになる。そこで、本研究では、混合過程の伝達特性が推定できないという立場から、観測信号に含まれる信号源を信号歪みの基準とする。すなわち、分離回路における信号波形や周波数特性の変化を「信号歪み」と見なすことにする。

出力信号 $Y_i(z)$ に含まれる信号源成分は $A_{ii}(z)S_i(z)$, $A_{ij}(z)S_j(z)$, ($i \neq j$), 観測信号 $X_i(z)$ に含まれる信号源成分は $H_{ii}(z)S_i(z)$, $H_{ij}(z)S_j(z)$, ($i \neq j$) によって表される。ここで、信号源 $S_i(z)$ が出力 $Y_i(z)$ に取り出されたと仮定すると、 $A_{ij}(z)S_j(z)$, $H_{ij}(z)S_j(z)$ は分離したい干渉音の成分となり、これらは信号分離で出力 $Y_i(z)$ 中から取り除かれるので、信号歪み評価としては、 $A_{ii}(z)S_i(z)$, $H_{ii}(z)S_i(z)$ の差を用いる。

さらに、信号に依存しない評価方法として伝達特性 $H_{ii}(z)$ と $A_{ii}(z)$ を比較する尺度も用いることにする。

$$\begin{aligned} \sigma_{d1a} &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |H_{ii}(e^{j\omega})S_i(e^{j\omega}) \\ &- A_{ii}(e^{j\omega})S_i(e^{j\omega})|^2 d\omega \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{d1b} &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (|H_{ii}(e^{j\omega})S_i(e^{j\omega})| \\ &- |A_{ii}(e^{j\omega})S_i(e^{j\omega})|)^2 d\omega \end{aligned} \quad (9)$$

$$\sigma_1 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |H_{ii}(e^{j\omega})S_i(e^{j\omega})|^2 d\omega \quad (10)$$

$$SD_{1x} = 10 \log_{10} \frac{\sigma_{d1x}}{\sigma_1}, \quad x = a, b \quad (11)$$

$$\sigma_{d2a} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |H_{ii}(e^{j\omega}) - A_{ii}(e^{j\omega})|^2 d\omega \quad (12)$$

$$\sigma_{d2b} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (|H_{ii}(e^{j\omega})| - |A_{ii}(e^{j\omega})|)^2 d\omega \quad (13)$$

$$\sigma_2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |H_{ii}(e^{j\omega})|^2 d\omega \quad (14)$$

$$SD_{2x} = 10 \log_{10} \frac{\sigma_{d2x}}{\sigma_2}, \quad x = a, b \quad (15)$$

3.2 重み付け効果

分離回路 $W(r, m)$ の学習は式 (5), (7) の自然勾配法によって行なわれるが, その学習は出力 $Y(r, m)$ を用いて行なわれる. 分離回路 $W(r, m)$ の初期値を $W(0, m) = I$ とした場合, 出力は $Y(0, m) = X(0, m)$ となる. そして, $X(r, m) = HS(r, m)$ であるので, $W(r, m)$ の学習は $HS(r, m)$ に比例することが分かる. 仮に, すべての信号源が音声であったとするならば, それらの周波数スペクトルは低域の周波数成分が高く, 高域の周波数成分が低いという特徴を持つ互いに似た信号になる. また, 信号源が混ざりあってできる観測信号 $X_i(r, m)$ の周波数スペクトルも類似する傾向がある. 学習が進むにつれ出力 Y_k は徐々に信号源 S_i に近付くが, その際, 分離回路 $W(r, m)$ の学習はスペクトル毎の偏りを残したまま進む. すべての信号源が音声のように似た周波数スペクトルを持つものである場合は, 出力と信号源の周波数スペクトルに大きな差がないため分離に大きな問題はないが, 信号源が音楽のように周波数スペクトルにばらつきがあり, それぞれが似ていない場合には, 周波数成分の大きい帯域は更新量が大きく, 周波数成分の小さい帯域は分離回路 $W(r, m)$ が初期値からあまり変化しない.

このように周波数領域 FF-BSS では, 重みを付けたように帯域毎に学習に偏りが生じる可能性があるため, 信号源の性質によっては, 信号歪みを引き起こす場合がある.

4 信号歪み抑制

本稿では簡単な FF-BSS として, 図 1 で示した信号源 2 つ, センサ数 2 つの場合について考える. 信号源 $S_i(z)$ が出力 $Y_i(z)$ に取り出された場合において, 完全に信号分離がなされており, 且つ信号が歪みなく出力されたとすると混合過程 $H_{ji}(z)$ と分離回路 $W_{ji}(z)$ の間に以下の関係式が成り立つ.

$$W_{11}(z)H_{11}(z) + W_{12}(z)H_{21}(z) = H_{11}(z) \quad (16)$$

$$W_{11}(z)H_{12}(z) + W_{12}(z)H_{22}(z) = 0 \quad (17)$$

$$W_{21}(z)H_{11}(z) + W_{22}(z)H_{21}(z) = 0 \quad (18)$$

$$W_{21}(z)H_{12}(z) + W_{22}(z)H_{22}(z) = H_{22}(z) \quad (19)$$

これらの式はふたつの意味を持つ. 式 (17), (18) は信号源 $S_i(z)$ が出力 $Y_i(z)$, $i = 1, 2$ にそれぞれ取り出され, もう一方の信号源の成分が出力に含まれない状態. つまり, BSS によって完全に分離がなされた状態を表す. また, 式 (16), (19) は観測信号 $X_i(z)$ に含まれる信号源成分 $H_{ii}(z)S_i(z)$ がそのまま出力 $Y_i(z)$ に取り出された状態. つまり, 出力信号が歪みなしで取り出された状態を表す.

式 (17), (18) より,

$$H_{12}(z) = -\frac{W_{12}(z)}{W_{11}(z)}H_{22}(z) \quad (20)$$

$$H_{21}(z) = -\frac{W_{21}(z)}{W_{22}(z)}H_{11}(z) \quad (21)$$

上式を式 (16), (19) に代入し, $H_{ji}(z)$ を消去する.

$$W_{11}(z)W_{22}(z) - W_{12}(z)W_{21}(z) = W_{22}(z) \quad (22)$$

$$W_{11}(z)W_{22}(z) - W_{12}(z)W_{21}(z) = W_{11}(z) \quad (23)$$

上式より, $W_{11}(z) = W_{22}(z)$ が成り立つので, 次式が導かれる.

$$W_{jj}^2(z) - W_{jj}(z) - W_{jk}(z)W_{kj} = 0 \quad (24)$$

$$j = 1, 2, k = 1, 2, j \neq k$$

解の公式より, $W_{jj}(z)$ を $W_{jk}(z)$ で次のように表すことが出来る.

$$W_{jj}(z) = \frac{1 \pm \sqrt{1 + 4W_{12}(z)W_{21}(z)}}{2}, j = 1, 2 \quad (25)$$

上式は「完全分離」と「信号歪みなし」の両方の条件を満たすときに成り立つ. 従って, この条件を式 (5), (7) の学習に加味することにより, 信号分離が進むにつれて信号歪みを抑制する効果が期待できる.

$$W_{jj}(r, m) = (1 - \alpha)W_{jj}(r, m) + \alpha\tilde{W}_{jj}(r, m) \quad (26)$$

ここで, W_{jj} は式 (5), (7) で更新される値, \tilde{W}_{jj} は式 (25) で計算される値, α はスケール係数である. $\alpha = 0$ とすると信号歪みの式 (25) を加味しない形となり, $\alpha = 1$ とすると, 分離回路 W を式 (5), (7) で更新したのち, 対角要素 $W_{ii}(z)$ を式 (25) で計算されたものに置き換える形になる.

5 シミュレーション

5.1 シミュレーション条件

混合過程 $H_{ji}(z)$ は $H_{ji}(z) = 0.9z^{-1}H_{ii}(z)$ としてシミュレーションを行う. FFT 点数は 256 点, 分離回路の初期値は $W_{11}(z) = W_{22}(z) = 1$, $W_{ji}(z) = 0, i \neq j$ とする.

信号分離性能評価としては, 以下の 2 種類の SIR (信号対干渉信号比: Signal-to-Interference-Ratio) を評価関数として用いる.

$$\sigma_{s1} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (|A_{11}(e^{j\omega})|^2 + |A_{22}(e^{j\omega})|^2) d\omega \quad (27)$$

$$\sigma_{i1} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (|A_{12}(e^{j\omega})|^2 + |A_{21}(e^{j\omega})|^2) d\omega \quad (28)$$

$$SIR_1 = 10 \log_{10} \frac{\sigma_{s1}}{\sigma_{i1}} \quad (29)$$

$$\sigma_{s2} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (|A_{11}(e^{j\omega})S_1(e^{j\omega})|^2 + |A_{22}(e^{j\omega})S_2(e^{j\omega})|^2) d\omega \quad (30)$$

$$\sigma_{i2} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (|A_{12}(e^{j\omega})S_2(e^{j\omega})|^2 + |A_{21}(e^{j\omega})S_1(e^{j\omega})|^2) d\omega \quad (31)$$

$$SIR_2 = 10 \log_{10} \frac{\sigma_{s2}}{\sigma_{i2}} \quad (32)$$

5.2 異なる帯域を持つ有色信号

3.2節で述べたように、周波数領域 FF-BSS では帯域の異なる信号源を用いることで学習の偏りが起こることが予想される。これは信号歪みを引き起こす原因となる。従って、信号源に異なる帯域を持つ2つの定常有色信号についてシミュレーションを行なった。観測信号 X と信号歪みの評価基準となる $H_{ii}(z)S_i(z)$ を図2, 3に示す。

初めに、学習法 I, II にて式 (25) の信号歪み抑制法を加味しない場合、つまり式 (26) にて $\alpha = 0$ として学習を行なった後の出力を図4, 5に示す。

次に、学習法 I, II にそれぞれ信号歪み抑制法を加味する。式 (26) の α を学習法の学習係数 η に対して変化させ、信号分離性能と信号歪みの変化を見る。学習係数は $\eta = 2 \times 10^{-6}$ として学習を行なった。結果は表1, 2のようになった。

表 1: 学習法 I における出力 Y の周波数特性 [異なる帯域を持つ有色信号]

α	SIR_1	SIR_2	SD_{1a}	SD_{1b}	SD_{2a}	SD_{2b}
0	4.32	4.93	-3.61	-5.03	-3.67	-4.28
η	3.29	3.68	-8.77	-10.01	-7.91	-9.05
$\eta \times 10^3$	4.05	7.35	-17.62	-19.72	-10.87	-14.20
1	4.06	7.63	-18.36	-20.76	-10.81	-14.14

表 2: 学習法 II における出力 Y の周波数特性 [異なる帯域を持つ有色信号]

α	SIR_1	SIR_2	SD_{1a}	SD_{1b}	SD_{2a}	SD_{2b}
0	2.82	5.22	-12.24	-14.34	-7.42	-9.44
η	2.88	5.54	-12.92	-14.92	-7.79	-10.08
$\eta \times 10^3$	2.53	5.32	-12.58	-14.73	-7.77	-10.59
1	2.72	5.67	-13.71	-15.66	-8.27	-11.07

図4, 表1より、学習法 I は信号歪み抑制法なしでは出力が白色化し、信号歪みが大きくなってしまふ。しかし、式 (26) の α を徐々に1に近付けることによって信号歪みが大幅に低減されている。このことから、抑制法が学習法 I の余分な制約から生まれる出力白色化を抑制し、信号歪みを抑えながら分離が進むようにうまく働いていることが分かる。また、学習法 II ではもともと出力は白色化しないので、表2を見ても分かるように、 $\alpha = 0$ の時も 信号歪みが少なく分離が進んでいる。また、 α を徐々に1に近付けていくと、学習法 I と同様に信号歪みが低減される。これは、学習法 II では出力白色化の余分な制約を回避するため、分離回路 W の対角要素を収束条件に用いていないため、分離の自由度が大きくなるということが考えられ、このことが3.2節で

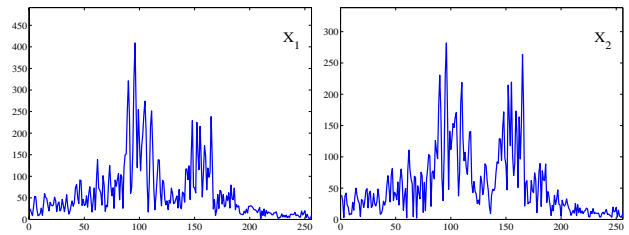


図 2: 観測信号 X の周波数特性 [異なる帯域を持つ有色信号]

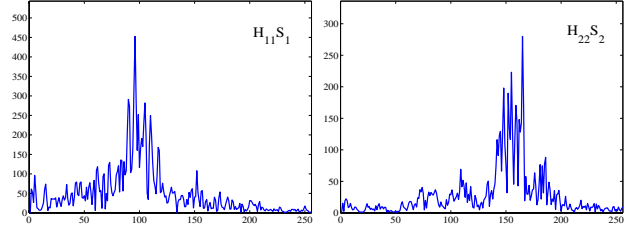


図 3: $H_{11}(z)S_1(z)$, $H_{22}(z)S_2(z)$ の周波数特性 [異なる帯域を持つ有色信号]

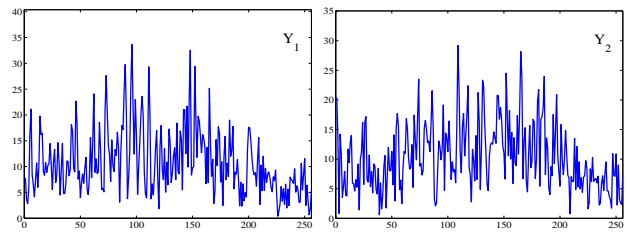


図 4: 学習法 I における出力 Y の周波数特性 [異なる帯域を持つ有色信号]

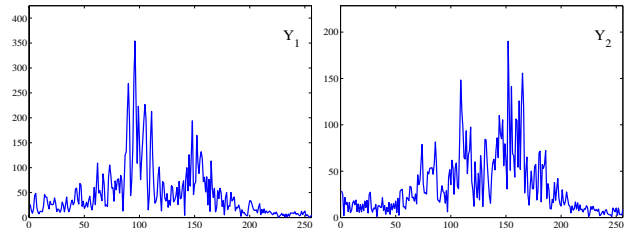


図 5: 学習法 II における出力 Y の周波数特性 [異なる帯域を持つ有色信号]

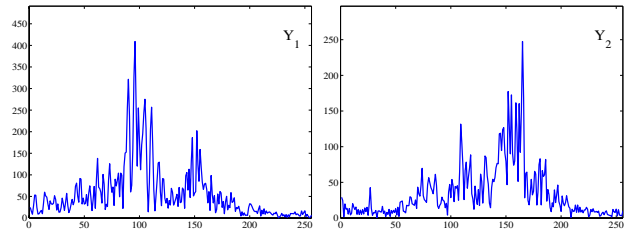


図 6: 「学習法 I + 抑制法」における出力 Y の周波数特性 ($\alpha = 1$)

[異なる帯域を持つ有色信号]

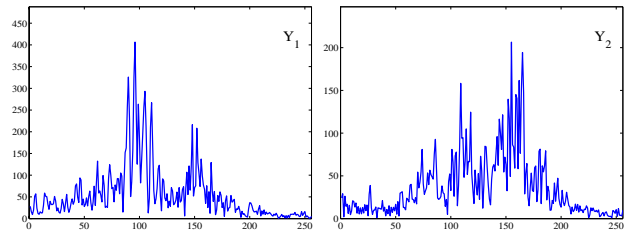


図 7: 学習法 II + 抑制法における出力 Y の周波数特性 ($\alpha = 1$)

[異なる帯域を持つ有色信号]

述べた重み付け効果の影響を大きく受けてしまっているためであると考えられる． $\alpha = 1$ とした時の学習後の出力を以下に示す．これを見ると「学習法 II+抑制法」の方が若干重み付け効果の影響が大きい．

また， SIR_1 は学習法 I で $\alpha = 0$ のとき最も高いが，これは信号を歪ませて値を稼いでいるためである．すなわち，信号分離を評価するためには，信号歪みがある程度小さいことが必要である．

5.3 音声信号

次に，信号源が帯域の似た信号の場合を考える．2つの信号源を互いに音声としてシミュレーションを行なった． $H_{11}(z)S_1(z)$ ， $H_{22}(z)S_2(z)$ の周波数スペクトルを図8に示す．こちらも学習法 I，II にそれぞれ信号歪み抑制法を適用する．

表 3:学習法 I における信号分離，信号歪み評価 ($\eta = 2 \times 10^{-6}$) [音声]

α	SIR_1	SIR_2	SD_{1a}	SD_{1b}	SD_{2a}	SD_{2b}
0	2.18	6.50	-6.73	-9.14	-5.38	-5.59
η	2.60	6.91	-10.81	-13.72	-8.93	-9.67
$\eta \times 10^3$	3.14	5.53	-10.90	-15.72	-12.31	-16.27
1	3.15	5.55	-10.90	-15.72	-12.31	-16.26

表 4:学習法 II における信号分離，信号歪み評価 ($\eta = 2 \times 10^{-6}$) [音声]

α	SIR_1	SIR_2	SD_{1a}	SD_{1b}	SD_{2a}	SD_{2b}
0	2.53	5.83	-12.71	-17.79	-15.10	-19.34
η	2.68	6.26	-13.92	-19.60	-16.34	-22.44
$\eta \times 10^3$	2.77	6.49	-14.90	-20.85	-16.95	-23.55
1	2.77	6.49	-14.89	-20.85	-16.95	-23.55

信号源が音声の場合，分離回路 W は信号の低域の部分の更新量が大きく，高域の部分の更新量が小さくなる．つまり，学習が低域に偏って進むが，周波数成分がほとんどない高域は学習があまり行なわれなくても問題はなく，低域の学習が進むことにより信号は分離される．従って，帯域の異なる信号のように重み付け効果が学習を妨げることはない．

表 3，4 より，学習法 I，II とともに α が1に近くなるにつれ信号歪みが低減されている．帯域の異なる信号源の場合とは違い，学習法 I に比べ，学習法 II の方が信号歪みは低減できているのは，重み付け効果により，信号の周波数成分の小さい帯域の更新が抑制されるためである．つまり，信号源の周波数特性が似ているものを分離する場合，「学習法 II+ 抑制法」の方がより信号歪みなく分離できる．

また，学習法 I，II 共に $\alpha = 1$ と $\alpha = \eta \times 10^3$ の信号歪みがほぼ同等であったことより，重み付け効果によって信号歪みが生じにくい場合は，抑制法の効果は α の値にあまり依存しないことが分かった．

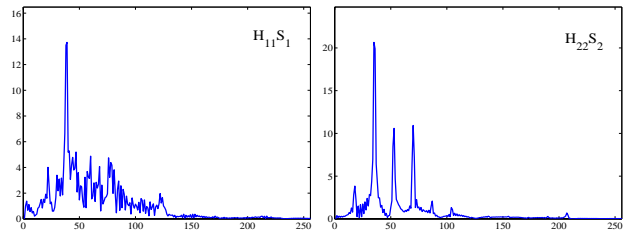


図 8: $H_{11}(z)S_1(z)$ ， $H_{22}(z)S_2(z)$ の周波数特性 [音声]

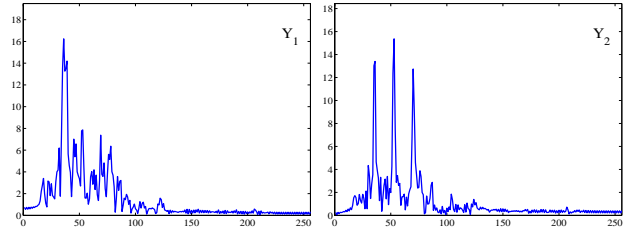


図 9:学習法 I+抑制法における出力 Y の周波数特性 ($\alpha = 1$) [音声]

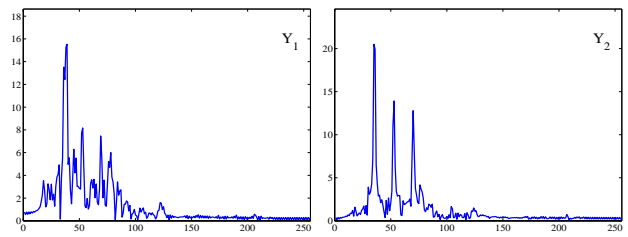


図 10:学習法 II+抑制法における出力 Y の周波数特性 ($\alpha = 1$) [音声]

5.4 音楽

これまで，信号源の周波数成分が時間と共にほとんど変化しない場合についてシミュレーションを行ってきた．次に，信号源に音楽を用いることによって，信号源の周波数特性が時間と共に変化し，且つ異なる帯域に周波数成分を持つ場合を考える．学習収束時の $H_{11}(z)S_1(z)$ ， $H_{22}(z)S_2(z)$ の周波数スペクトルを図11に示す．シミュレーションの結果は表5，6のようになった．

表 5:学習法 I における信号分離，信号歪み評価 ($\eta = 2 \times 10^{-6}$) [音楽]

α	SIR_1	SIR_2	SD_{1a}	SD_{1b}	SD_{2a}	SD_{2b}
0	2.12	9.50	-4.31	-7.25	-1.63	-1.82
η	2.80	7.80	-8.26	-11.65	-4.13	-4.49
$\eta \times 10^3$	4.24	6.40	-12.62	-14.87	-10.13	-13.06
1	4.26	6.31	-12.57	-14.78	-10.20	-13.24

表 6:学習法 II における信号分離，信号歪み評価 ($\eta = 2 \times 10^{-6}$) [音楽]

α	SIR_1	SIR_2	SD_{1a}	SD_{1b}	SD_{2a}	SD_{2b}
0	9.16	12.33	-9.39	-12.08	-8.28	-10.63
η	7.70	10.35	-14.04	-16.66	-10.87	-13.48
$\eta \times 10^3$	6.67	14.07	-18.59	-21.88	-11.48	-14.10
1	6.69	14.79	-18.90	-22.63	-11.56	-14.19

信号源が音楽の場合は，信号源が異なる帯域を持つ定常的な有色信号と音声の場合の中間的な傾向を示した．音楽は非定常信号で信号源の帯域が異なるため，このような傾向を示したと思われるが，詳細はさらに検討する必要がある．しかし，音楽の場合でも，信号歪み抑制法が有効であることは確認できた．

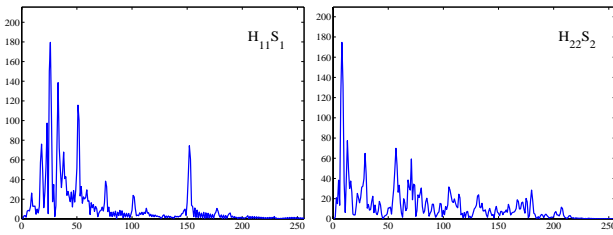


図 11: $H_{11}(z)S_1(z)$, $H_{22}(z)S_2(z)$ の周波数特性 [音楽]

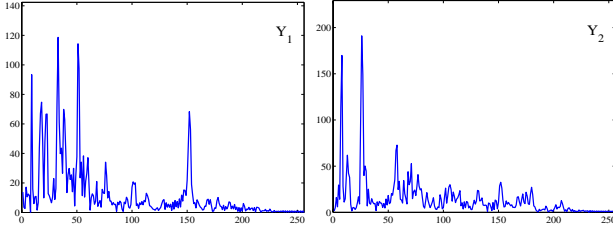


図 12: 学習法 I+抑制法における出力 \mathbf{Y} の周波数特性 ($\alpha = 1$) [音楽]

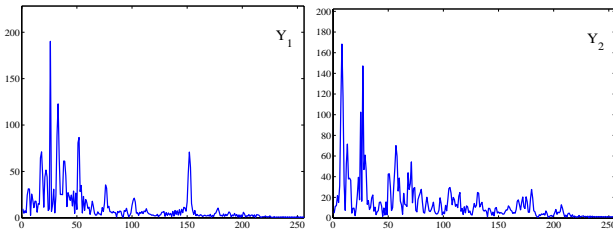


図 13: 学習法 II+抑制法における出力 \mathbf{Y} の周波数特性 ($\alpha = 1$) [音楽]

5.5 音声+雑音

音声に定常的な雑音を付加した場合の信号歪み抑制法の性能をシミュレーションにより解析する。雑音には 2 次 AR モデルを用いて作成した、低域の周波数成分が高い特性を持つ、音声に似たものを用いる。信号源 S_1 を音声とし、信号源 S_2 を雑音としてシミュレーションを行なった。

表 7: 学習法 I における信号分離, 信号歪み評価 ($\eta = 2 \times 10^{-6}$) [音声+雑音]

α	SIR_1	SIR_2	SD_{1a}	SD_{1b}	SD_{2a}	SD_{2b}
0	2.23	7.53	-5.97	-8.80	-2.58	-2.67
η	2.81	9.66	-9.83	-12.87	-5.30	-5.45
$\eta \times 10^3$	5.30	8.02	-14.65	-19.60	-14.78	-17.35
1	5.40	7.99	-14.59	-19.34	-14.80	-17.35

表 8: 学習法 II における信号分離, 信号歪み評価 ($\eta = 2 \times 10^{-6}$) [音声+雑音]

α	SIR_1	SIR_2	SD_{1a}	SD_{1b}	SD_{2a}	SD_{2b}
0	8.73	18.08	-10.45	-15.95	-12.74	-16.16
η	8.79	19.05	-15.14	-21.87	-15.68	-18.25
$\eta \times 10^3$	8.49	18.53	-26.39	-28.81	-18.98	-20.64
1	8.49	18.38	-25.60	-25.69	-18.95	-20.60

信号源が互いに同じ帯域の周波数成分を持つ場合、信号源分離に対して重み付けの影響はあまりないので、5.3 節で述べたように、「学習法 II+抑制法」の方が信号歪みを抑制できることが期待できる。表 7, 8 によると、「学習法 II+抑制法」により、信号歪みが大きく抑制されている。しかし、抑制率はほぼ同じであり、学習法 II に対しても信号歪み抑制法は有効である。

6 まとめ

本稿では、信号歪み抑制形学習法を周波数領域の FF-BSS に適用した。分離特性や信号歪みは信号源の周波数特性、特に、帯域に大きな影響を受けることが分かった。しかし、いずれの場合も、信号歪み抑制の効果が確認され、本学習法の有効性が確認された。

参考文献

- [1] C.Jutten and Jeanny Herault, "Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture," Signal Processing, 24, pp.1-10, 1991.
- [2] H.L.Nguyen Thi and C.Jutten, "Blind source separation for convolutive mixtures," Signal Processing, vol.45, no.2, pp.209-229, March 1995.
- [3] 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.
- [4] C.Simon, G.d'Urso, C.Vignat, Ph.Loubaton and C.Jutten, "On the convolutive mixture source separation by the decorrelation approach," IEEE Proc. ICASSP'98, Seattle, pp.IV-2109-2112, May 1998.
- [5] S.Cruces and L.Castedo, "A Gauss-Newton methods for blind source separation of convolutive mixtures," IEEE Proc. ICASSP'98, Seattle, pp.IV2093-2096, May 1998.
- [6] L.Parra and C.Spence, "Convolutive blind separation of nonstationary source," IEEE Trans. Speech Audio Processing, vol.8, pp.320-327, May 2000.
- [7] I.Kopriva, Z.Devcic and H.Szu, "An adaptive short-time frequency domain algorithm for blind separation of nonstationary convolved mixtures," IEEE INNS Proc. IJCNN'01, pp.424-429, July 2001.
- [8] S.Araki, R.Mukai, S.Makino, T.Nishikawa, H.Saruwatari, "The fundamental limitation of frequency domain blind source separation for convolutive mixtures of speech," IEEE Trans. Speech and Audio Processing, vol.11, no.2, pp.109-116, March 2003.
- [9] K.Nakayama, A.Hirano and Y.Dejima, "Analysis of signal separation and distortion in feedforward blind source separation for convolutive mixture," Proc. MWSCAS2004, Hiroshima, Japan, pp. III-207-III-210, July 2004.
- [10] 堀田明秀, 中山謙二, 平野晃宏, "フィードフォワード形およびフィードバック形ブラインド信号源分離における信号分離および信号歪みの解析", 電子情報通信学会, 信学技法, SIP 研究会 (仙台), SIP2005-29, pp.25-30, Jun 2005.
- [11] A.Horita, K.Nakayama, A.Hirano and Y.Dejima, "Analysis of signal separation and signal distortion in feedforward and feedback blind source separation based on source spectra", IEEE&INNS, Proc. IJCNN2005, Montreal, pp.25-30, July-Aug 2005.