2001-08-4

高次統計量を用いた非線形ブラインド信号分離

80022701 根本 繁幸　　　指導教員 佐野 昭

1 はじめに

ブラインド信号分離問題において，相互情報量を評価関数とする独立成分解析手法が提案されている [1]．混合経路において非線形な歪みが存在する非線形混合の場合を考え，評価関数として相互情報量と，バイコヒーレンスの絶対値の分散を用い，非線形混合に対して信号を分離・復元できる手法を提案する．

2 問題設定

図1のように，互いに独立な時間信号 $\boldsymbol{s}(t) = [s_1(t)\ s_2(t)]^T$ を，未知の非線形混合経路を介して，観測信号 $\boldsymbol{x}(t)$ として観測する．復元信号 $\boldsymbol{y}(t)$ が評価関数を最小化するニューラルネットワーク（NN）のパラメータを，勾配法を用いて求める．NN は一層の中間層を持ち，シグモイド関数として tanh を用いる．

$$\boldsymbol{x}(t) = B \cdot f(A \cdot \boldsymbol{s}(t)) \tag{1}$$

$$\boldsymbol{y}(t) = W_1 \cdot \tanh(W_2 \cdot \boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{c}) \tag{2}$$

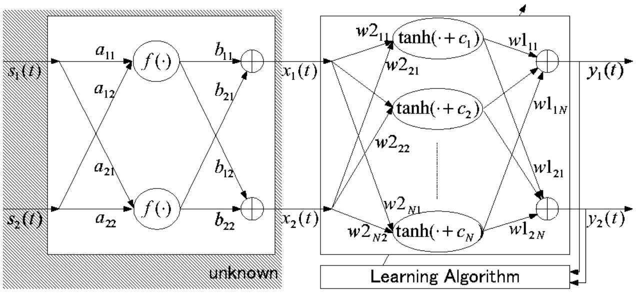

図 1: 混合・復元経路

このとき，NN のパラメータを列ベクトルとして並べて $\boldsymbol{\theta} = [w1_{11}, \cdots, w1_{2N}, w2_{11}, \cdots w2_{2N}, c_1, \cdots, c_N]$ とする．

3 評価関数

3.1 相互情報量 I

独立性の指標として，相互情報量 $I(y_1; y_2)$ を用いる．

$$\boldsymbol{I}(y_1; y_2) = H(y_1) - H(y_1|y_2) \tag{3}$$

$$= H(y_1) - \{H(y_1, y_2) - H(y_2)\} \tag{4}$$

$H(y_1) = -\int P_{y_1}(y_1) log P_{y_1}(y_1) dy_1$: 周辺エントロピー

P_{y_1} : 周辺確率密度関数

3.2 バイコヒーレンスの絶対値の分散 V

非線形性の指標として，バイコヒーレンスの絶対値の分散 $V(y_1, y_2)$ を用いる．

$$V(y_1, y_2) = V(y_1) + V(y_2) \tag{5}$$

$$V(y_1) = \left| \frac{S_{3y_1}(f_1, f_2)}{\left[S_{2y_1}(f_1) S_{2y_1}(f_2) S_{2y_1}(f_1 + f_2)\right]^{\frac{1}{2}}} \right|$$

$$S_{3y_1}(f_1, f_2) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{\ell=-\infty}^{\infty} C_{3y_1}(k, \ell) e^{-j2\pi f_1 k} e^{-j2\pi f_2 \ell}$$

$$S_{2y_1}(f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_{2y_1}(k) e^{-j2\pi f k}$$

$$C_{3y_1}(k, \ell) = E\{y_1^*(n) y_1(n+k) y_1(n+\ell)\}$$

$$C_{2y_1}(k) = E\{y_1^*(n) y_1(n+k)\}$$

信号 $s(t)$ が，i.i.d 信号 $u(t)$ から $s(t) = \sum_{k=0}^{\infty} h(k) u(t-k)$ として発生している場合，$s(t)$ を線形信号プロセスという．このとき，$s(t)$ のキュムラントとコヒーレンスは，

$$C_{2s}(k) = \gamma_{2u} \sum_n h^*(n) h(n+k) \tag{6}$$

$$C_{3s}(k, \ell) = \gamma_{3u} \sum_n h^*(n) h(n+k) h(n+\ell) \tag{7}$$

$$\gamma_{ku} = C_{ku}(0) \tag{8}$$

$$V(s) = \gamma_{3u} / \left\{(\gamma_{2u})^{n/2}\right\} \tag{9}$$

となり，$V(s)$ はすべての周波数において一定となる．逆に，$V(s)$ が周波数に依存するならば，s は非線形信号プロセスである．よって，信号のバイコヒーレンスの絶対値の分散は，非線形の指標として用いることができる．

4 アルゴリズム

$\ell = 1, 2, \cdots, L_1, \cdots, L$ において以下の step を実行する．

step1 NN のパラメータの初期値 $\boldsymbol{\theta}^1$ を，乱数を用いて生成する

step2 $\boldsymbol{x}$ を NN への入力とし，$\boldsymbol{y}$ を得る

step3 NN のパラメータ $\boldsymbol{\theta}$ を更新する

学習回数が L_1 以上で，m の倍数，かつ $V(y_1, y_2)$ が閾値 v 以上の場合

$$\boldsymbol{\theta}^{\ell+1} = \boldsymbol{\theta}^{\ell} - \mu \frac{\partial I(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{\theta}^{\ell})}{\partial \boldsymbol{\theta}} - \eta \frac{\partial V(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{\theta}^{\ell})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \tag{10}$$

それ以外の場合

$$\boldsymbol{\theta}^{\ell+1} = \boldsymbol{\theta}^{\ell} - \mu \frac{\partial I(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{\theta}^{\ell})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \tag{11}$$

$\ell = \ell + 1$ とし，step2 に戻る

5 数値例

式（**??**），(**??**）のような混合経路を用いた．

$$A = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix} \qquad B = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.2 & 0.7 \end{bmatrix} \tag{12}$$

$$f(z) = \begin{cases} 1.5z - 0.5 & (0.5 \leq z) \\ 0.5z & (-0.5 \leq z < 0.5) \\ 1.5z + 0.5 & (z < -0.5) \end{cases} \tag{13}$$

(a)，(b) に源信号，(c)，(d) に観測信号，(e)，(f) に I のみを用いた場合，(g)，(h) に I と V を用いた場合の復元信号を示す．

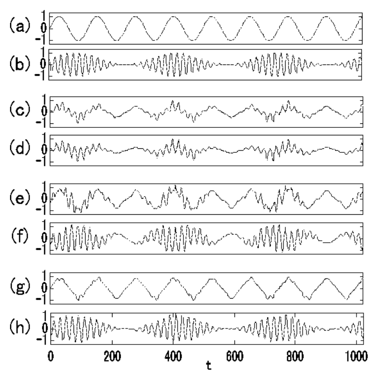

図 2: 数値例

6 結び

信号の非線形性の指標として，バイコヒーレンスの絶対値の分散を考え，相互情報量と共に用いることで，非線形混合の場合にも，信号を分離・復元できる手法を提案した．

参考文献

[1]S.Amari and A.Cichocki, "Adaptive Blind Signal Processing", Proc.IEEE,Vol.86,No.10,pp.2026-2048,1998