

超指数法を用いた流れ画像のブラインド復元

西村 慎介* 野口 傑* 河野 清尊**

* 米子高専 専攻科 ** 米子高専

Blind Restoration for a Blurred Image Using Super-Exponential Method

Shinsuke Nishimura,* Suguru Noguchi* and Kiyotaka Kohno**

*Advanced Course, Yonago National College of Technology **Yonago National College of Technology

Abstract: In this paper, we propose a blind restoration method using the super-exponential method for a blurred image and present that the proposed method is effective by computer simulation.

1. はじめに

ブラインド信号分離 (Blind Signal Separation) 技術は、いくつかの信号源からの信号が混信しているとき、原信号は観測できない（すなわちブラインドである）が、観測できる混信信号より信号成分を抽出して復元する信号処理技術の1つであり、近年、移動体通信や音声・音響信号や脳科学の分野で活発に研究されている。

本論文は、水平方向のみのブレによる劣化を受けた流れ画像のブラインド復元に対して、1入力1出力 (single-input single-output:SISO) の超指数法を用いる方法を提案するとともに、提案した方法の有効性をコンピュータシミュレーションにより検証する。

2. 画像復元モデル

本論文では、画像は離散画像、すなわち、離散的な有限個の値の組（ベクトル）で表されるものとする。今、連続画像上のN個の標本点 x_0, x_1, \dots, x_{N-1} の値 $f(x_0), f(x_1), \dots, f(x_{N-1})$ を並べてできるベクトル $[f(x_0), f(x_1), \dots, f(x_{N-1})]^T$ を標本データと呼び $f(x)$ で表す¹⁾。

本論文では、Fig. 1に示すような画像復元モデルを考える。Fig. 1に示すように、原画像を $f(x)$ 、観測される劣化画像を $g(x)$ 、劣化を取り除いて復元した画像を $f_1(x)$ で表すものとする。ブラインド復元とは原画像 $f(x)$ と劣化要因 $H(z)$ が未知である時、観測される劣化画像 $g(x)$ のみから復元画像 $f_1(x)$ を得ようというものである。

劣化要因

復元

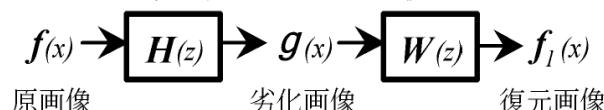


Fig.1 Image restoration model

原画像 $f(x)$ と観測系との相対的な運動により劣化（ブレ）した画像 $g(x)$ を流れ画像という。原画像は 256×256 画素、8ビット（モノクロ）からなるものとする。2次元に配列された画素の水平方向（行方向）の256個を順につなげて構成される1次元ベクトルの座標を x とした時、水平方向のみのブレを次のように表す。

$$g(x) = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} f(x-i), \quad 0 \leq x < 65536 \quad (1)$$

ただし、 $x-i < 0$ のとき $f(x-i) = 0$ とする。

本論文ではこのような水平方向のみのブレによって劣化を受けた画像のブラインド復元問題を考える。なお、劣化画像 $g(x)$ にはノイズは付加されていないものとする。

3. 超指数法を用いた画像復元

超指数法^{2), 3)} は、等化器の初期値によらず、望ましい解に非常に高速に、すなわちタップの更新ごとに符号間干渉が整数べきの累乗の比で減少する逐次型のアルゴリズムであり、主に通信分野で研究が進められている。

1入力1出力 (single-input single-output:SISO) のシステムを

$$g(x) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} h(i)f(x-i) \quad (2)$$

とする。ここで $f(x)$ は入力、 $g(x)$ は出力、 $h(i)$ はシステムのインパルス応答である。システムの伝達関数 $H(z)$ は

$$H(z) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} h(i)z^{-i} \quad (3)$$

と表される。ここで、ノイズはないものとする。

入力信号 $f(x)$ を復元するために、出力信号 $g(x)$ を以下のように示される等化器 $W(z)$ によって処理する。

$$f_1(x) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} w(i)g(x-i) \quad (4)$$

等化器のタップ長を $L := L_2 - L_1 + 1$ とすると、等化器の伝達関数 $W(z)$ は

$$W(z) = \sum_{i=-L_1}^{L_2} w(i)z^{-i} \quad (5)$$

で与えられる。等化器のタップ係数 $w(i)$ からなる L 列ベクトル \tilde{w} と等化器への L 個の連続した入力からなるベクトル $\tilde{g}(x)$ を次のように定義する。

$$\tilde{w} = [w(L_1), w(L_1+1), \dots, w(L_2)]^T \quad (6)$$

$$\tilde{g}(x) = [g(x-L_1), g(x-L_1+1), \dots, g(x-L_2)]^T \quad (7)$$

これにより、タップ係数ベクトル \tilde{w} は超指数法により次の2ステップからなる繰り返し計算で求めることができる。

$$\tilde{w}^{[1]} = \tilde{R}^{-1} \tilde{d} \quad (8)$$

$$\tilde{w}^{[2]} = \frac{\tilde{w}^{[1]}}{\sqrt{\tilde{w}^{[1]T} \tilde{R} \tilde{w}^{[1]}}} \quad (9)$$

ここで $(\cdot)^{[1]}$ と $(\cdot)^{[2]}$ は、それぞれ繰り返し計算の第1ステップと第2ステップを表す。また共分散行列 \tilde{R} と4次キュムラントベクトル \tilde{d} はそれぞれ次のように表される。

$$\tilde{\mathbf{R}} = E \left[\tilde{\mathbf{g}}(x) \tilde{\mathbf{g}}^T(x) \right] \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{d}} &= \text{cum}(f_1(x), f_1(x), f_1(x), \tilde{\mathbf{g}}(x)) \\ &= E \left[|f_1(x)|^2 f_1(x) \tilde{\mathbf{g}}(x) \right] \\ &\quad - 2E [|f_1(x)|^2] E [f_1(x) \tilde{\mathbf{g}}(x)] \\ &\quad - E [f_1^2(x)] E [f_1(x) \tilde{\mathbf{g}}(x)] \quad (11) \end{aligned}$$

超指数法では入力系列 $\{f(x)\}$ は平均値 0 の非ガウス過程という仮定があるが、本論文で扱う画像は人工的なものであり、非ガウス性が高いと考えられる。

(6) から (11) を用いて等化器のタップ係数ベクトル \tilde{w} を求めることができれば、(4) より復元画像 $f_1(x)$ を得ることができる。

4. シミュレーション結果

Fig. 2 に示すような原画像 $f(x)$ に対して、 $K = 16$ のブレを生じさせた場合のシミュレーションを行った。

超指数法では入力系列 $\{f(x)\}$ の平均値は 0 でなければならないが、画像の場合、各画素の値は非負である。そこで原画像の画素値の平均が 0 になるように調整し、復元後、非負に戻すことにした。

復元の評価尺度として、2 つの画像 $\alpha(x)$ および $\beta(x)$ の相互相関係数 $R_{\alpha\beta}$ を次のように定義した。

$$R_{\alpha\beta} = \frac{\sum_{x=0}^{65535} \alpha(x)\beta(x)}{\|\alpha(x)\| \|\beta(x)\|} \quad (12)$$

ここで $\|\cdot\|$ はノルムを表す。

$K = 16$ の場合の劣化画像を Fig. 3 に示す。(6) から (11) を用いて \tilde{w} を推定し、これにより得られた等化器を用いて復元した画像を Fig. 4 に示す。等化器の長さは $L = 32$ とした。またその時の相互相関係数を Table 1 に示す。

Table 1 Cross Correlation Coefficient

R_{fg}	R_{ff_1}
0.9132	0.9328



Fig. 2 Source image

Table 1 より R_{ff_1} は R_{fg} より良くなっていることが分かる。また Fig. 4 より、十分とは言い難いが、原画像が復元されていることが分かる。なお、このときの符号間干渉 ISI⁽²⁾ を計算すると、 $ISI=2.3326[\text{dB}]$ であった。

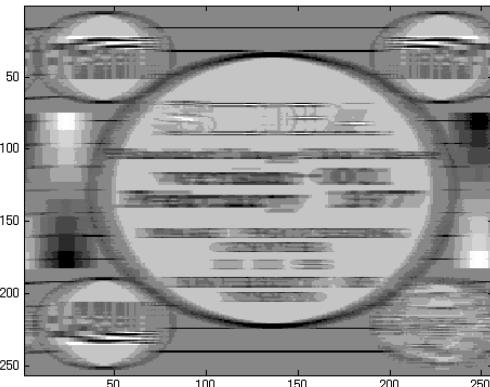


Fig. 3 Degraded image

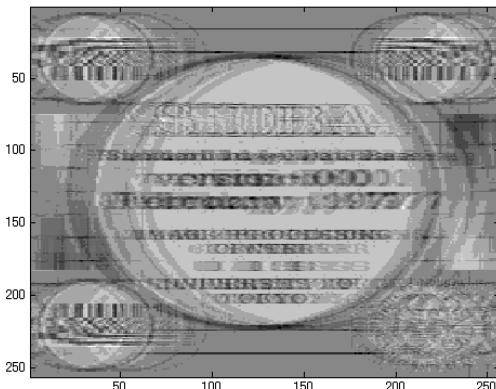


Fig. 4 Restoration image

5. まとめ

水平方向のみの流れ画像のブラインド復元に対して、超指数法が有効であることが分かった。今後の課題としては、垂直方向のブレへの対応、より非ガウス性の高い画像での検証、非負信号問題への対応が挙げられる。

謝辞

本研究を進めるにあたり、ご指導とご助言をいただいた島根大学総合理工学部 井上雄二郎教授に感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 中村伸隆、小川英光，“加法性ノイズを考慮した最適画像復元” pp.563-570, 1983
- 2) O.Shalvi and E.Weinstein, “Super-exponential methods for blind deconvolution,” *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 39, no. 2, pp. 504-519, Mar. 1993.
- 3) Y. Inouye and K. Tanebe, “Super-exponential algorithms for multichannel blind deconvolution,” *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 48, no. 3, pp. 881-888, Mar. 2000.