

コスト関数と像の拘束条件とを用いる繰り返し型ブラインドデコンボリューション法の高速化

高城 洋明*・高橋 徹**

*九州工業大学工学部電気工学科 〒804-8550 北九州市戸畠区仙水町1-1

**大分工業高等専門学校電気電子工学科 〒870-0152 大分市牧1666

Acceleration of the Iterative Blind Deconvolution Method Using Both a Cost Function and Image Constraints

Hiroaki TAKAJO* and Tohru TAKAHASHI**

*Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology,
1-1 Sensuicho, Tobata, Kitakyushu 804-8550

**Department of Electrical and Electronic Engineering, Oita National College of Technology,
1666 Maki, Oita 870-0152

Previously we presented an iterative blind deconvolution method which uses a cost function and the image constraints. In this paper, based on a study of the convergence property of the cost function, an accelerated method is proposed. Also, it is shown that the proposed method effectively improves the quality of the image retrieved by the blind deconvolution method presented by Ayers and Dainty.

Key words: blind deconvolution, image retrieval, iterative method, cost function

1. はじめに

ブラインドデコンボリューションとは、観測像が回復すべき原画像とぼけ関数とのたたみ込みとして表現される場合に、ぼけ関数を観測することなく観測像のみから原画像そのものを回復することをいう。すなわち、ブラインドデコンボリューションは、観測像 $g(x, y)$ が原画像 $f(x, y)$ とぼけ関数 $h(x, y)$ とのたたみ込み：

$$g(x, y) = \iint f(x', y') h(x-x', y-y') dx' dy' \quad (1)$$

として表される場合に、ぼけ関数 $h(x, y)$ を観測することなく原画像 $f(x, y)$ を回復することを目指す技術である。回復に際しては、観測像 $g(x, y)$ のほかに、観測を必要としない先駆的知識も用いる。先駆的知識として、原画像やぼけ関数が非負の実数値であることや、原画像やぼけ関数のサポートが有限の範囲であることなどが用いられる。本論文においても、原画像とぼけ関数は非負の実数値であり、有限の範囲においてのみゼロ以外の値をもつ場合を扱う。さらに本論文では、像信号をディスクリートにサンプ

リングされるデジタル信号として扱う。したがって、観測像 $g(x, y)$ は、

$$g(x, y) = \sum_{x', y'} f(x', y') h(x-x', y-y') \quad (2)$$

と表現される。

Lane と Bates は、原画像とぼけ関数とが有限のサポートを有する場合には、ブラインドデコンボリューションが解をもち解析的に解を得ることが可能であることを、像の Z 変換における zero sheet の概念を用いて示した¹⁾。しかし、観測像にノイズが付加的に存在する場合、すなわちノイズ $n(x, y)$ が加わって観測像が

$$g_n(x, y) = \sum_{x', y'} f(x', y') h(x-x', y-y') + n(x, y) \quad (3)$$

と表される場合には、解析的に解を求めにくいという問題があった。これに対し Ayers と Dainty は、フーリエ変換とフーリエ逆変換とを繰り返し用いて、非負性などの像の拘束条件とインバースフィルターとを繰り返し用いて像を

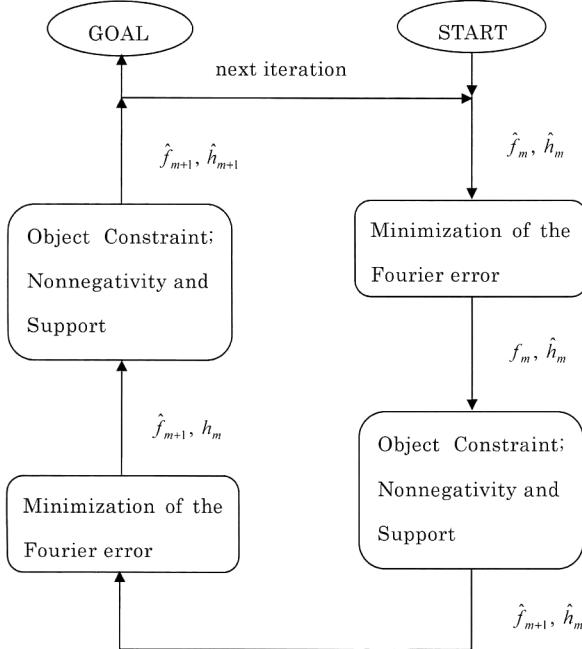


Fig. 1 Block diagram of the method presented in Ref. 5).

分離回復する、繰り返し型のブラインドデコンボリューション法を提案した²⁾。この方法は、観測像にノイズが存在する場合にもある程度の回復度が得られる方法として現在も広く使用されているが、ノイズが存在しない場合にも完全回復が得られるわけではなく、また収束性がないという欠点を有している。そこで、収束性を有した回復法として、コスト関数の最小化や擬似プロジェクションを用いた方法などが提案されてきた^{3,4)}。一方、文献5)において筆者らは、コスト関数の減少と非負性などの拘束条件とを繰り返し用いる回復法を提案した。この方法は、これまでの方法とは異なり、サポート条件を用いなくても有効に機能する方法であるが、収束速度が遅いという問題点があった。本論文では、拘束条件として非負条件とサポート条件の両方を用いることができる場合について、コスト関数の収束性を検討して収束速度向上する方法を提案する。本方法は、コスト関数が極小値となる像を回復像として得ようとする方法であるので、解以外の像に収束して停滞した

場合にそれ以上の回復は望めないという問題があるが、他のブラインドデコンボリューション法によって得られた回復像の回復度を向上するためのクリーニングの方法として有効である。本論文では特に、Ayers と Dainty の繰り返し型ブラインドデコンボリューション法（以後 AD 法と略記する）の回復像の回復度を向上する方法として、本方法が有効であることを示す。さらに、コスト関数が極小値となる像に収束して停滞した場合の克服方法についても検討する。

まず、第2章において、文献5) の方法におけるコスト関数の収束性について議論し、収束速度を高める方法を示す。次に、第3章において、AD 法の回復像の回復度を向上する方法についてのシミュレーション結果を示す。最後に第4章において、まとめを行う。

2. アルゴリズム

文献5) で示した、繰り返し型のブラインドデコンボリューション法の模式図を Fig. 1 に示す。この方法では、原画像とぼけ関数の繰り返し回数 m 回目の推定像をおのおの $\hat{f}_m(x, y)$, $\hat{h}_m(x, y)$ とおくとき、 $(m+1)$ 回目の推定像を以下のようにして求める。まず、推定原画像の候補を

$$f_m(x, y) = \hat{f}_m(x, y) - \alpha_{fm} \frac{\partial E_{\hat{F}_m}^2(\hat{f}_m(x, y), \hat{h}_m(x, y))}{\partial \hat{f}_m(x, y)} \quad (4)$$

として、最急降下法により求める。ここで、 $E_{\hat{F}_m}^2$ はフーリエエラーであり、これをコスト関数に用いている。推定像 $\hat{f}(x, y)$, $\hat{h}(x, y)$ のフーリエエラー $E_{\hat{F}}^2$ は、

$$E_{\hat{F}}^2 = \sum_{u,v} |G(u, v) - \hat{F}(u, v)\hat{H}(u, v)|^2 \quad (5)$$

で与えられる。ここで、 $G(u, v)$, $\hat{F}(u, v)$, $\hat{H}(u, v)$ はおのおの $g(x, y)$, $\hat{f}(x, y)$, $\hat{h}(x, y)$ のフーリエ変換である。式(4)におけるパラメーター α_f は、式(4)の $f_m(x, y)$ と推定ぼけ関数 $\hat{h}_m(x, y)$ とで定まるフーリエエラー $E_{\hat{F}}^2(f_m(x, y), \hat{h}_m(x, y))$ を α_f の関数とみなした場合に、フーリエエラーが最も小さくなるように決定される正の実数で、

$$\alpha_{fm} = -\frac{\operatorname{Re}[\sum_{u,v} \{G(u, v) - \hat{F}_m(u, v)\}\hat{H}_m^*(u, v)D_{fm}^*(u, v)]}{\sum_{u,v} |\hat{H}_m(u, v)|^2 |D_{fm}(u, v)|^2} \quad (6)$$

で求められる。ここで、* は複素共役を表し、 $D_{fm}(u, v)$ は式(4)の右辺第2項の微係数のフーリエ変換：

$$D_{fm}(u, v) = \operatorname{FT} \left\{ \frac{\partial E_{\hat{F}_m}^2(\hat{f}_m(x, y), \hat{h}_m(x, y))}{\partial \hat{f}_m(x, y)} \right\} \quad (7)$$

である。式中の「FT」はフーリエ変換を表す。なお、フーリエエラーの微係数は、

$$\frac{\partial E_{\hat{F}_m}^2(\hat{f}_m(x, y), \hat{h}_m(x, y))}{\partial \hat{f}_m(x, y)} = -2\operatorname{Re}[\operatorname{IFT}\{\hat{H}_m^*(u, v)(G(u, v) - \hat{F}_m(u, v)\hat{H}_m(u, v))\}] \quad (8)$$

として求められる。「IFT」は逆フーリエ変換を表す。こうして求められた式(4)の推定原画像の候補 $f_m(x, y)$ に対して、非負性およびサポートの拘束条件を課すことにより、 $(m+1)$ 回目の推定原画像 $\hat{f}_{m+1}(x, y)$ が、

$$\hat{f}_{m+1}(x, y) = \begin{cases} f_m(x, y) & (x, y) \notin \gamma_{fm} \\ 0 & (x, y) \in \gamma_{fm} \end{cases} \quad (9)$$

として得られる。ここで、 γ_{fm} はサポート外のサンプル点および $f_m(x, y)$ が負値であるサンプル点の集合を表す。次に、推定ぼけ関数の候補 $h_m(x, y)$ を、式(9)により得られた $\hat{f}_{m+1}(x, y)$ と m 回目の推定ぼけ関数 $\hat{h}_m(x, y)$ とから、

$$h_m(x, y) = \hat{h}_m(x, y) - \alpha_{hm} \frac{\partial E_{Fm}(\hat{f}_{m+1}(x, y), \hat{h}_m(x, y))}{\partial \hat{h}_m(x, y)} \quad (10)$$

として最急降下法により得る。ここで、パラメーター α_h は

$$\alpha_{hm} = -\frac{\operatorname{Re}[\sum_{u,v}\{G(u, v) - \hat{F}_{m+1}(u, v)\hat{H}_m(u, v)\}\hat{F}_{m+1}^*(u, v)D_{hm}^*(u, v)]}{\sum_{u,v}|\hat{F}_{m+1}(u, v)|^2|D_{hm}(u, v)|^2} \quad (11)$$

として得られる。ただし、

$$D_{hm}(u, v) = \operatorname{FT}\left\{\frac{\partial E_{Fm}(\hat{f}_{m+1}(x, y), \hat{h}_m(x, y))}{\partial \hat{h}_m(x, y)}\right\} \quad (12)$$

であり、式(12)の右辺の微係数は

$$\frac{\partial E_{Fm}(\hat{f}_{m+1}(x, y), \hat{h}_m(x, y))}{\partial \hat{h}_m(x, y)} = -2\operatorname{Re}[\operatorname{IFT}\{\hat{F}_{m+1}^*(u, v)G((u, v) - \hat{F}_{m+1}(u, v)\hat{H}_m(u, v))\}] \quad (13)$$

として与えられる。得られた式(10)の推定ぼけ関数の候補 $h_m(x, y)$ に対して、非負性およびサポートの拘束条件を課すことにより、 $(m+1)$ 回目の推定ぼけ関数 $\hat{h}_{m+1}(x, y)$ が

$$\hat{h}_{m+1}(x, y) = \begin{cases} h_m(x, y) & (x, y) \notin \gamma_{hm} \\ 0 & (x, y) \in \gamma_{hm} \end{cases} \quad (14)$$

として求められる。ここで、 γ_{hm} はサポート外のサンプル

点および $h_m(x, y)$ が負値であるサンプル点の集合を表す。このようにして、 m 回目の推定像 $\hat{f}_m(x, y)$ 、 $\hat{h}_m(x, y)$ から $(m+1)$ 回目の推定像 $\hat{f}_{m+1}(x, y)$ 、 $\hat{h}_{m+1}(x, y)$ が得られる。コスト関数として用いられるフーリエエラーの、繰り返し回数に対する減少性について検討する。パーセバルの定理より、式(5)のフーリエエラーは、像が実数値であることに注意すると、エラー ε^2 ：

$$\varepsilon^2(\hat{f}_m(x, y), \hat{h}_m(x, y)) = \sum_{x,y}\{g(x, y) - \sum_{x',y'}\hat{f}_m(x', y')\hat{h}_m(x-x', y-y')\}^2 \quad (15)$$

と定数倍を除いて等しい。したがって、 $(m+1)$ 回目の推定原画像 $\hat{f}_{m+1}(x, y)$ を求める問題は、 $\hat{f}_{m+1}(x, y)$ のサポート外の値がゼロでありサポート内の値が非負であるという拘束条件のもとに、 $g(x, y)$ と $\hat{h}_m(x, y)$ を係数とする $\hat{f}_m(x, y)$ に関する二次関数 ε^2 (すなわち E_F^2) を最小化する

問題を解く場合の、1回のステップの処理を求めることが帰着される。式(4)の推定原画像の候補 $f_m(x, y)$ は、 E_F^2 の傾きベクトルの負の方向に E_F^2 を最小化する値である。ここで、 $f_m(x, y)$ に対して非負性およびサポートの拘束条件を課す式(9)の処理は、

$$\hat{f}_{m+1}(x, y) = \hat{f}_m(x, y) - \alpha_{fm}\beta_{fm}(x, y) \frac{\partial E_{Fm}(\hat{f}_m(x, y), \hat{h}_m(x, y))}{\partial \hat{f}_m(x, y)} \quad (16)$$

と表すことができる。ただし、 $\beta_{fm}(x, y)$ は、

$$\beta_{fm}(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\hat{f}_m(x, y)} & (x, y) \notin \gamma_{fm} \\ \frac{\hat{f}_m(x, y) - f_m(x, y)}{\hat{f}_m(x, y)} & (x, y) \in \gamma_{fm} \text{ and } (x, y) \in \text{support} \\ 0 & (x, y) \notin \text{support} \end{cases} \quad (17)$$

として定義される 0 以上 1 以下の正の実数値である。したがって、式(16)の右辺第2項のベクトル $\beta_{fm}(x, y)$ $\{\partial E_{Fm}^2(\hat{f}_m(x, y), \hat{h}_m(x, y)) / \partial \hat{f}_m(x, y)\}$ の向きも、フーリエエラーが減少する向きである。しかしながら、式(16)のパラメーター α_{fm} は式(17)の $\beta_{fm}(x, y)$ の効果を考慮に入れて定められていないので、フーリエエラーの単調減少性が保証されるわけではない。さらに、 $\beta_{fm}(x, y)$ のために、式(4)の右辺第2項の変化分よりも式(16)の右辺第2項の変化分のほうが小さくなっているので、収束速度の低下も招いている。

収束速度を向上させフーリエエラーの減少性も高めるためには、式(17)に対応する $\beta_{fm}(x, y)$ を先に求めてパラメーター α_{fm} を求めればよい。 $\beta_{fm}(x, y)$ の値は、 $f_m(x, y)$ の値が確定しない限りそのすべての値を定めることはでき

$$\beta'_{fm}(x, y) = \begin{cases} 1 & (x, y) \in \text{support and } \hat{f}_m(x, y) > 0 \\ 1 & (x, y) \in \text{support and } \hat{f}_m(x, y) = 0 \text{ and } \partial E_{Fm}^2(\hat{f}_m(x, y), \hat{h}_m(x, y)) / \partial \hat{f}_m(x, y) \leq 0 \\ 0 & (x, y) \in \text{support and } f_m(x, y) = 0 \text{ and } \partial E_{Fm}^2(\hat{f}_m(x, y), \hat{h}_m(x, y)) / \partial \hat{f}_m(x, y) > 0 \\ 0 & (x, y) \notin \text{support} \end{cases} \quad (18)$$

と定められる $\beta'_{fm}(x, y)$ を用いて、フーリエエラーの傾きベクトルを方向修正した傾きベクトル

$$d'_{fm}(x, y) = \beta'_{fm}(x, y) \frac{\partial E_{Fm}^2(\hat{f}_m(x, y), \hat{h}_m(x, y))}{\partial \hat{f}_m(x, y)} \quad (19)$$

を求め、このフーリエ変換 $D'_{fm}(u, v)$ を式(6)の $D_{fm}(u, v)$ のかわりに用いてパラメーター α_f を求めればよい。このようにすることで、像に対する拘束条件の一部を取り込んでパラメーター α_f を決定することができる。このとき得られるパラメーターを α'_{fm} とおくと、推定原画像の候補は

$$f_m(x, y) = \hat{f}_m(x, y) - \alpha'_{fm} d'_{fm}(x, y) \quad (20)$$

として得られる。この $f_m(x, y)$ が拘束条件を満たさないのは、サポート内において $\hat{f}_m(x, y)$ が正の値で $f_m(x, y)$

$$\beta'_{hm}(x, y) = \begin{cases} 1 & (x, y) \in \text{support and } \hat{h}_m(x, y) > 0 \\ 1 & (x, y) \in \text{support and } \hat{h}_m(x, y) = 0 \text{ and } \partial E_{Fm}^2(\hat{f}_{m+1}(x, y), \hat{h}_m(x, y)) / \partial \hat{h}_m(x, y) \leq 0 \\ 0 & (x, y) \in \text{support and } \hat{h}_m(x, y) = 0 \text{ and } \partial E_{Fm}^2(\hat{f}_{m+1}(x, y), \hat{h}_m(x, y)) / \partial \hat{h}_m(x, y) > 0 \\ 0 & (x, y) \notin \text{support} \end{cases} \quad (24)$$

であり、 α'_{hm} は $d'_{hm}(x, y)$ のフーリエ変換を $D'_{hm}(u, v)$ とおいて、式(12)の $D_{hm}(u, v)$ のかわりに $D'_{hm}(u, v)$ を用いることによって求められる。こうして $\hat{h}_{m+1}(x, y)$ は、 γ_{hm} を式(23)の $h_m(x, y)$ の値が負の値となるサンプル点

ないが、一部の値は $f_m(x, y)$ の値が確定する前に定めることができる。すなわち、サポート外のサンプル点およびサポート内において $\hat{f}_m(x, y)$ の値がゼロで式(4)の右辺第2項中の微係数が正の値であるサンプル点では、ともに像領域の拘束条件を満たさないサンプル点として $f_m(x, y)$ の値にかかわらず $\hat{f}_{m+1}(x, y)$ の値がゼロとなるので、 $\beta_{fm}(x, y)$ の値をゼロと定めることができる。また、サポート内において $\hat{f}_m(x, y)$ の値がゼロで式(4)の右辺第2項中の微係数がゼロ以下であるサンプル点では、 $f_m(x, y)$ の値がゼロ以上となるので、像領域の拘束条件を満たすサンプル点として $\beta_{fm}(x, y)$ の値を 1 と定めることができる。そこで、 $\beta_{fm}(x, y)$ の値をあらかじめ定めることで、これらのサンプル点以外ではその値を 1 と定めることとして、 $\beta_{fm}(x, y)$ のかわりに

が負の値である場合のみであるので、 $f_m(x, y)$ に対する拘束条件としては非負条件のみを課せばよい。すなわち、 $\hat{f}_{m+1}(x, y)$ は、 γ_{fm} を $f_m(x, y)$ が負の値となるサンプル点の集合として、

$$\hat{f}_{m+1}(x, y) = \begin{cases} f_m(x, y) & (x, y) \notin \gamma_{fm} \\ 0 & (x, y) \in \gamma_{fm} \end{cases} \quad (21)$$

として求められる。同様にして、 $\hat{h}_{m+1}(x, y)$ を得るには、方向修正された傾きベクトル $d'_{hm}(x, y)$ を

$$d'_{hm}(x, y) = \beta'_{hm}(x, y) \frac{\partial E_{Fm}^2(\hat{f}_{m+1}(x, y), \hat{h}_m(x, y))}{\partial \hat{h}_m(x, y)} \quad (22)$$

と定め、式(10)のかわりに

$$h_m(x, y) = \hat{h}_m(x, y) - \alpha'_{hm} d'_{hm}(x, y) \quad (23)$$

として、 $h_m(x, y)$ を求める。ただし、

$$\hat{h}_{m+1}(x, y) = \begin{cases} h_m(x, y) & (x, y) \notin \gamma_{hm} \\ 0 & (x, y) \in \gamma_{hm} \end{cases} \quad (25)$$

として得られる。以上の処理により、拘束条件を含めた 1

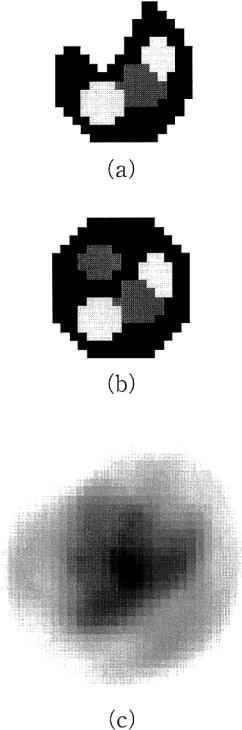


Fig. 2 (a) Original image $f(x, y)$, (b) blurring function $h(x, y)$, (c) the measured image $g(x, y)$ obtained by convolving $f(x, y)$ with $h(x, y)$.

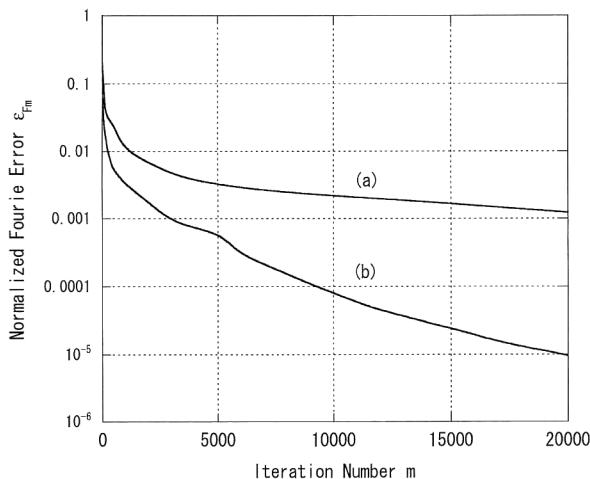


Fig. 3 Normalized Fourier error ε_{Fm} vs. the iteration number m . (a) The method presented in Ref. 5), (b) the proposed method.

回あたりの処理の変化分が増加して、収束速度が向上することが期待される。

式(5)で定義されるフーリエエラーは $\hat{f}_m(x, y)$ と $\hat{h}_m(x, y)$ に関する非線形なコスト関数であるが、1回の処理を $\hat{f}_m(x, y)$ に対する処理と $\hat{h}_m(x, y)$ に対する処理に分解して線形の問題に分解し、先駆的拘束条件を式(20), (23)のように傾きベクトルの方向修正として反映するこ

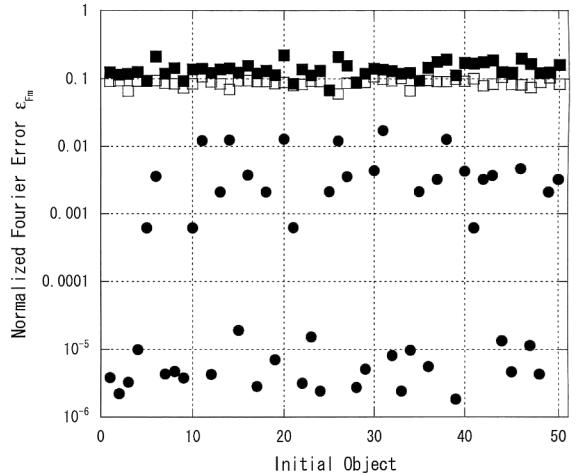


Fig. 4 Normalized Fourier error ε_{Fm} obtained in the case in which 50 random number distributions were employed as the initial images of the algorithms. The closed squares (■) represent the minimum values of ε_{Fm} obtained by 1000 iterations of the AD method, the open squares (□) represent the minimum values of ε_{Fm} obtained by 20000 iterations of the AD method, and the closed circles (●) represent the convergence values of ε_{Fm} obtained by 19000 iterations of the proposed method preceded by 1000 iterations of the AD method.

とによって、フーリエエラーの単調減少性の確度が高くなるものと期待できる。

3. シミュレーション

Fig. 2 に、シミュレーションに用いた原画像 $f(x, y)$ とぼけ関数 $h(x, y)$ 、およびこれらのたたみ込みである観測像 $g(x, y)$ を示している。

Fig. 3 は、観測像 $g(x, y)$ に対して、文献 5) の方法および提案法を用いてブラインドデコンボリューションを実行した場合の、繰り返し回数に対するフーリエエラーの変化を示している。フーリエエラーの値は、観測像 $g(x, y)$ のエネルギーで規格化した値の平方根 ε_{Fm} :

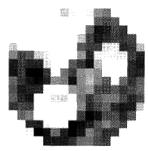
$$\varepsilon_{Fm} = \sqrt{\frac{E_{Fm}^2}{\sum |G(u, v)|^2}} \quad (26)$$

を示している。物体の拘束条件には、非負条件とサポート条件とを用いている。サポートは観測像 $g(x, y)$ に外接する矩形サポートである。初期値物体には乱数分布を用いた。提案法が、フーリエエラーすなわちコスト関数の減少性という特性を有しつつ、高速化処理を有効に機能させていることがわかる。本シミュレーションでは、初期値にかかりなく約 5~10 倍の高速化が実現された。

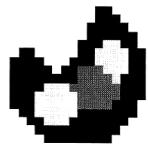
次に、提案されたアルゴリズムが AD 法の回復の改善に役立つことを示す。Fig. 4 は、初期値として 50 通りの乱数分布を用いて AD 法を実行した場合、および AD 法のあと



(a)



(b)



(c)

Fig. 5 (a) Reconstructed image after 1000 iterations of the AD method, (b) after 20000 iterations of the AD method, and (c) after 19000 iterations of the proposed method preceded by 1000 iterations of the AD method. As the initial image, random number distribution named No. 2 (see Fig. 4) was employed.

に提案法を実行した場合の推定像のフーリエエラーを示した図である。■は、AD 法を 1000 回実行した中で最もフーリエエラーが小さかったときの値である。□は、同じ初期値に対して AD 法を 20000 回実行した場合のフーリエエラーの最小値である。これに対して、●は AD 法を 1000 回実行したときにフーリエエラーが最小になった推定像を初期値として、提案法を 19000 回実行した場合のフーリエエラーの収束値である。また、Fig. 5 には、おのおのの方法による回復像の例を示している。AD 法のみでは精度の高い回復が得られないが、AD 法の推定像を初期値にして提案法を実行することにより、回復に大きな改善が得られることがわかる。しかしながら、原画像への収束がみられず停滞している例もあることが、Fig. 4 からわかる。これらは拘束条件を満たす像の中でフーリエエラーが極小値となる像に提案法が収束して停滞した状態であるので、繰り返し回数を増やしても、これ以上の改善は見込まれない。

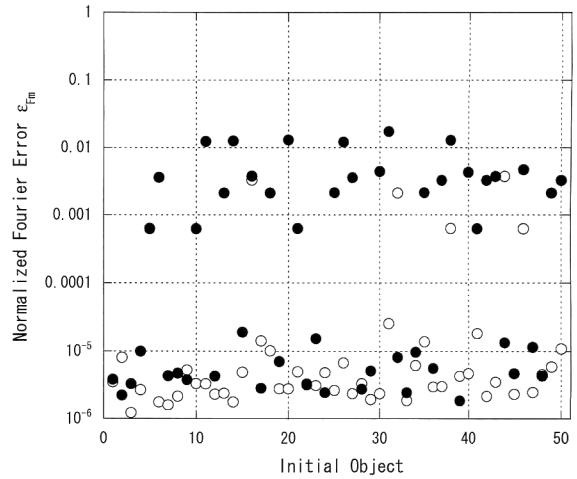


Fig. 6 Normalized Fourier error ε_{Fm} for 50 initial images. The open circles (○) represent the convergence values of ε_{Fm} obtained by 5 cycles of the combination method, where one cycle is composed of 1000 iterations of the proposed method and 1000 iterations of the AD method, followed by 20000 iterations of the proposed method. For comparison, in this figure, the results presented in Fig. 4 by use of the closed circles (●) are indicated again.

フーリエエラーが極小値となる解以外の像に提案法が収束して停滞する問題を克服する方法について検討する。

Fig. 4 では、AD 法を提案法に対する適切な初期値を導入するために用いているが、AD 法を停滞を克服する方法としても用いることが考えられる。そこで、提案法と AD 法とを交互に数回実行した後に提案法を実行するという方法を用いることにする。この方法を組み合わせ法と呼ぶ。

Fig. 6 に、Fig. 4 と同様の 50 通りの初期値に対して、提案法が 1000 回、AD 法が 1000 回の合計 2000 回をひとつのサイクルとして、5 回のサイクルを実行した後に提案法を 20000 回実行したときの回復像のフーリエエラーの値を示している。同図には、Fig. 4 における結果も示している。Fig. 6 から、求めるべき解に収束する割合が 50% から 88% に増加していることがわかる。しかしながら、Fig. 4 の結果では、解に収束していたにもかかわらず、組み合わせ法を用いたために逆に停滞を生じた例が数例 (4%) ではあるが存在している。すなわち、組み合わせ法によれば、完全ではないものの停滞問題が克服されて求めるべき解に収束する割合が増加するということができるが、AD 法と組み合わせたために、その挙動に不明な部分が存在するという問題も生じている。

4. まとめ

ブラインドデコンボリューションを実行する手法として、すでに提案している方法を高速化して、収束性能も高

める繰り返し型の回復方法を提案した。この方法は、他のブラインドデコンボリューション法によって推定された像の回復度の向上に用いることができるこことを、AD法の場合について示した。さらに、フーリエエラーが極小値となる像への停滞の確率を下げるために、提案法とAD法とを交互に実行した後に提案法を実行するという組み合わせ法を提案し、シミュレーションによりその効果を確認した。しかしながら、AD法の挙動には不明な部分があるために、どのような組み合わせがよいのか不明な点も多く、今後の課題である。

文 献

- 1) R. G. Lane and R. H. T. Bates: "Automatic multidimensional deconvolution," *J. Opt. Soc. Am. A*, **4** (1987) 180–188.
- 2) G. R. Ayers and J. C. Dainty: "Iterative blind deconvolution method and its applications," *Opt. Lett.*, **13** (1988) 547–549.
- 3) R. G. Lane: "Blind deconvolution of speckle images," *J. Opt. Soc. Am. A*, **9** (1992) 1508–1514.
- 4) Y. Yang, N. P. Galatsanos and H. Stark: "Projection-based blind deconvolution," *J. Opt. Soc. Am. A*, **11** (1994) 2401–2409.
- 5) 高城洋明, 高橋 徹, 林 明彦: “コスト関数と物体の拘束条件とを用いる繰り返し型ブラインドデコンボリューション法”, *光学*, **31** (2002) 169–175.