

複数枚の天体スペckル画像を利用するブラインド デコンボリューション

林 友一郎・小松 進一

早稲田大学理工学部応用物理学科 〒169 東京都新宿区大久保 3-4-1

Blind Deconvolution from Multiframe of Astronomical Speckle Data

Yuichiro HAYASHI and Shinichi KOMATSU

Department of Applied Physics, Waseda University, 3-4-1, Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo 169

Blind deconvolution based on the iterative Fourier transform algorithm is used to estimate the original object from degraded images through atmospheric turbulence when the point-spread functions are unknown. We propose an algorithm valid for the case in which a sequence of short-exposure images are given. The present algorithm uses the Wiener-filter based on the simultaneous consideration of all the observation along with the hybrid input-output (HIO) algorithm for nonnegative constraints. The feasibility of the present algorithm is confirmed by computer simulation as well as by the application to real astronomical speckle data.

1. はじめに

地上で天体を観測する場合、大気の屈折率ゆらぎのため、大口径望遠鏡を使用しても回折限界までの分解能を得ることができない。けれども、短時間露光の天体スペckル画像には、望遠鏡の回折限界までの情報が含まれているので、このスペckル画像から星の情報を抽出する方法が多く提案されている。ここでは、フーリエ反復法を用いたブラインドデコンボリューションアルゴリズムを基にして複数枚のスペckル画像の情報を有効に抽出することを目的とする。

スペckル画像は、一般に、物体画像と劣化の原因となる点像分布関数 (psf) のコンボリューションとして表すことができる。点像分布関数が既知である場合には、インバースフィルターやウィーナーフィルターを用いて元の物体画像を回復することが可能である。しかし、天体スペckル画像の場合には、劣化原因となる大気ゆらぎの情報は未知であるため、ブラインドデコンボリューションが必要となる¹⁾。本研究では、スペckル画像が複数枚与えられている場合、すなわち同一の物体に対して点像分布関数が互いに異なる複数枚の劣化像がある場合に有効なアルゴリズムを提案する。これまでも複数枚の劣化像を用いた並列処理が試みられている

が²⁾、複数枚のスペckル画像を必ずしも有効利用しているとはいえない。ここでは、Ayers と Dainty のフーリエ反復アルゴリズム³⁾を基にして、フーリエ面の拘束に、複数枚の劣化像を同時に考慮した多入力ウィーナーフィルター⁴⁾を用い、複数枚のスペckル画像の情報を有効利用する。また、物体面の拘束には、位相回復問題でよく用いられる hybrid-input-output (HIO) アルゴリズム⁵⁾を組み込むことにより、アルゴリズムの改善を試みる。本アルゴリズムの有効性を計算機シミュレーションで検討したのち実画像へ適用し、良好な結果を得た⁶⁾ので詳細について報告する。

2. 複数枚のスペckル画像を有効利用するブラインドデコンボリューションアルゴリズム

短時間露光像を記録する場合、一度に多数枚のスペckル画像が得られるのが普通である。これら複数枚の画像を有効利用するために Fig. 1 に示すアルゴリズムを提案する。ここでは、フーリエ面の拘束条件に複数枚のスペckル画像を同時に考慮したウィーナーフィルターを組み込んだ。また、Ayers と Dainty が提案した AD アルゴリズムの物体面の拘束では、物体面上の小さな信号が失われがちであった欠点⁶⁾を改善するために、位相

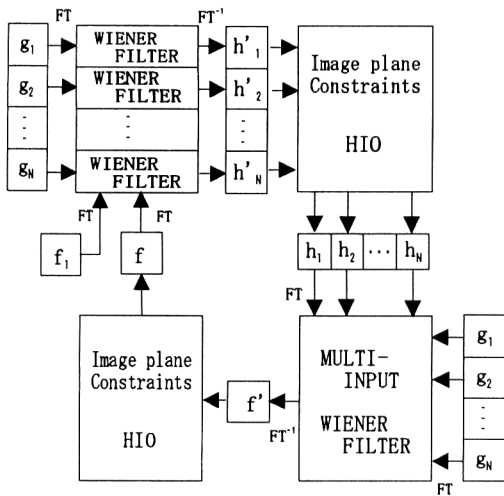


Fig.1. Fourier iterative algorithm for blind deconvolution from multiframe of speckle data.

回復の問題でよく用いられる HIO アルゴリズムを組み込んでいる。今回提案するアルゴリズムは、 N 枚の劣化像から、 N 個の点像分布関数と物体を求めるアルゴリズムである。物体の初期予想 $f_1(\mathbf{x})$ により通常の 1 入力 1 出力のウィーナーフィルターを作成し、 N 枚の劣化像 $g(\mathbf{x}, t_i)$ をそれに入力した出力として N 個の点像分布関数 $h'(\mathbf{x}, t_i)$ を得る。これらに物体面での拘束 (HIO) を考慮し、 $h(\mathbf{x}, t_i)$ とする。このようにして求めた N 個の点像分布関数 $h(\mathbf{x}, t_i)$ から、多入力 1 出力ウィーナーフィルターを作成し、 N 枚の劣化像 $g(\mathbf{x}, t_i)$ を入力し 1 つの物体 $f'(\mathbf{x})$ を出力する。この $f'(\mathbf{x})$ に同様の拘束 (HIO) を考慮し、物体の推定像 $f(\mathbf{x})$ を得る。

ここでは画像の劣化モデルとして次式を仮定する。

$$g(\mathbf{x}, t_i) = h(\mathbf{x}, t_i) \otimes f(\mathbf{x}) + n(\mathbf{x}, t_i) \quad i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式(1)において、物体を $f(\mathbf{x})$ 、離散的な時刻 t_i における劣化像を $g(\mathbf{x}, t_i)$ 、点像分布関数 (psf) を $h(\mathbf{x}, t_i)$ 、加算ノイズを $n(\mathbf{x}, t_i)$ で表し、 \otimes はコンボリューションである。

式(1)の劣化像 $g(\mathbf{x}, t_i)$ のそれぞれに対応するフィルター $hr(\mathbf{x}, t_i)$ をかけたときに、

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N hr(\mathbf{x}, t_i) \otimes g(\mathbf{x}, t_i) \quad i=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

が、平均 2 乗誤差

$$E[|\hat{f}(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x})|^2] \quad (3)$$

を最小にすると、 $\hat{f}(\mathbf{x})$ がウィーナーの推定である。

式(3)を最小にするという条件から、式(4)のウィーナー・ホッフの方程式が導かれる。

$$\begin{bmatrix} |H_1|^2 W_{ff} + E[|N_1|^2] & H_1^* H_2 W_{ff} & \dots \\ H_2^* H_1 W_{ff} & |H_2|^2 W_{ff} + E[|N_2|^2] & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ H_N^* H_1 W_{ff} & H_N^* H_2 W_{ff} & \dots \\ H_1^* H_N W_{ff} & H_2^* H_N W_{ff} & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ |H_N|^2 W_{ff} + E[|N_N|^2] & \dots & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_1^{-1} \\ H_2^{-1} \\ \vdots \\ H_N^{-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_1^* W_{ff} \\ H_2^* W_{ff} \\ \vdots \\ H_N^* W_{ff} \end{bmatrix} \quad (4)$$

ここで、 H_i は点像分布関数 $h(\mathbf{x}, t_i)$ のフーリエ変換 $H(\mathbf{u}, t_i)$ を、 N_i はノイズ $n(\mathbf{x}, t_i)$ のフーリエ変換 $N(\mathbf{u}, t_i)$ を、 Hr^i はフィルター $hr(\mathbf{x}, t_i)$ のフーリエ変換 $Hr(\mathbf{u}, t_i)$ を表し、また W_{ff} は物体 $f(\mathbf{x})$ のパワースペクトル $W_{ff}(\mathbf{u})$ を表す。

とくに、検出器の暗電流や電気回路のノイズを考え、ノイズが平均値ゼロのガウスノイズと仮定できる場合は、ノイズ $n(\mathbf{x}, t_i)$ の分散を σ_n^2 として、

$$\begin{bmatrix} |H_1|^2 W_{ff} + \sigma_n^2 & H_1^* H_2 W_{ff} & \dots \\ H_2^* H_1 W_{ff} & |H_2|^2 W_{ff} + \sigma_n^2 & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ H_N^* H_1 W_{ff} & H_N^* H_2 W_{ff} & \dots \\ H_1^* H_N W_{ff} & H_2^* H_N W_{ff} & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ |H_N|^2 W_{ff} + \sigma_n^2 & \dots & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Hr^1 \\ Hr^2 \\ \vdots \\ Hr^N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_1^* W_{ff} \\ H_2^* W_{ff} \\ \vdots \\ H_N^* W_{ff} \end{bmatrix} \quad (5)$$

と書ける。ただし、微弱な天体画像に含まれるフォトンノイズの場合にはノイズの大きさが画像強度に依存するため、式(4)を基にしたより厳密な解析が必要となる。

式(5)の方程式を解いて、

$$\hat{F}(\mathbf{u}) = \frac{\sum_{i=1}^N H^*(\mathbf{u}, t_i) G(\mathbf{u}, t_i)}{\sum_{i=1}^N |H(\mathbf{u}, t_i)|^2 + \sigma_n^2 / W_{ff}(\mathbf{u})} \quad (6)$$

を得る³⁾。式(6)により、複数枚のデータを有効に利用することが可能になり、物体画像のよりよい推定像が得られると期待できる。

また、通常フーリエ位相回復において像面での拘束に使われている HIO アルゴリズムを、本研究ではブラインドデコンボリューションの非負拘束に用いた。Fig.1

に示すように物体と点像分布関数の両方にこの HIO の拘束をかけている。物体に対しては、 k 回目の反復に用いた入力 $f_k(\mathbf{x})$ とその回の反復で得たアウトプット $f'_k(\mathbf{x})$ から $(k+1)$ 回目の入力 $f_{k+1}(\mathbf{x})$ を次式に従って計算する⁴⁾。

$$f_{k+1}(\mathbf{x}) = \begin{cases} f'_k(\mathbf{x}) & \mathbf{x} \in \gamma \\ f_k(\mathbf{x}) - \beta f'_k(\mathbf{x}) & \mathbf{x} \notin \gamma \end{cases} \quad (7)$$

ここで、 γ は $f'_k(\mathbf{x})$ の非負の領域であり、 β はフィードバック係数である。点像分布関数 $h(\mathbf{x}, t_i)$ についても同様の拘束をかけている。適当な β の値を選び、HIO の非負拘束をかけることにより、従来の方法では小さな信号が失われがちであった点の改善が見込まれる。

ここで提案したフーリエ反復アルゴリズムは解が収束するとは限らないので、実行可能な反復回数の中でできる限りよい推定像を選ぶ必要がある。そこで式(8)のように評価関数を設定する⁷⁾。

$$\text{cost}_k(\text{psf}) = 1/N \sum_{i=1}^N \sum_{\mathbf{x} \in \gamma} |h'_k(\mathbf{x}, t_i)| / \sqrt{\sum_{\text{all}} h_k^2(\mathbf{x}, t_i)} \quad (8)$$

$h'_k(\mathbf{x}, t_i)$ は k 回目の反復で得られる点像分布関数の拘束をかける前の推定、 γ は $h'_k(\mathbf{x}, t_i)$ の非負の領域である。

$\text{cost}_k(\text{psf})$ は像面の拘束をかける以前の点像分布関数の規格化された負値の総和であり、この値が小さいほど真の点像分布関数に近い推定であると考えられるから、 $\text{cost}_k(\text{psf})$ を最小とする点像分布関数を用いて作成された多入力ウィナーフィルターにより出力された物体の推定像を回復像とする。また、シミュレーションの場合には原画像が既知であるので、式(9)の rms 誤差 E_{rms} も同時に求められる。

$$E_{\text{rms}} = \sqrt{\sum \{f_k(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x})\}^2} / \sqrt{\sum f^2(\mathbf{x})} \quad (9)$$

$f(\mathbf{x})$ は真の物体、 $f_k(\mathbf{x})$ は k 回目の物体の推定を表す。

3. 計算機シミュレーション

ここで提案したアルゴリズムの有効性を検討するために、計算機によるシミュレーションを行った。ガウス関数に乱数を乗算して得た点像分布関数 $h(\mathbf{x}, t_i)$ 、ガウスノイズ $n(\mathbf{x}, t_i)$ をそれぞれ 10 種類用意し、式(1)を用いて劣化像 $g(\mathbf{x}, t_i)$ (64×64 画素) を 10 枚作成した。その一例を Fig. 2 に示す。Fig. 2(a) は 2 重星のモデル、(b) は点像分布関数、(c) はノイズ 1% を加算した劣化像である。物体の初期予想にある乱数分布を用い、最大 50 回の反復を行い、その中で式(8)の評価関数の値が最小となる反復回数を選ぶ。その反復回数において、多

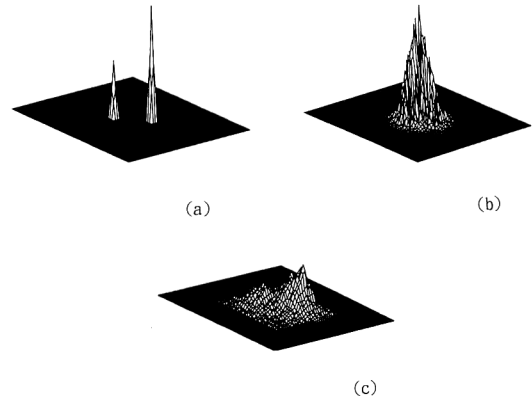


Fig. 2. Image reconstruction on simulation. (a) Original object (64×64 pixels), (b) point spread function, and (c) degraded image (with 1.0% additive noise).

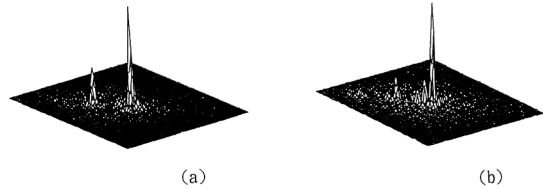


Fig. 3. Reconstructed images from 10 degraded images with (a) 1.0% noise and (b) 5.0% noise.

入力ウィナーフィルターに N 枚の劣化像 $g(\mathbf{x}, t_i)$ を入力したときの出力を回復像とした。この方法により加算ノイズ 1%、5% の劣化像を回復した結果を Fig. 3 と Fig. 4 に示す。Fig. 3(a), (b) はそれぞれ加算ノイズ 1%、5% の劣化像からの回復像である。ともにより回復像が得られている。また、反復回数に対する rms 誤差、および評価関数の変化のグラフをそれぞれ Fig. 4(a), (b) に示す。評価関数の値が最小となった反復回数は、ノイズ 1% のときは 37 回、ノイズ 5% のときは 20 回である。評価関数の値は 20 回以上の反復回数ではほぼ一定となり、その後の変動はわずかである。rms 誤差の最小値は 20 回付近にあり、評価関数を最小とする反復回数での rms 誤差はこれより若干大きいとその差はわずかである。

以上では HIO のフィードバック係数 β の値を 0.7 に選んだ。 β の値を変化させたときの影響を Fig. 5 に示す。評価関数が最小となる反復回数における rms 誤差と、評価関数の最小値が β とともにどのように推移するかを示している。 $\beta = 0.7 \sim 0.8$ の範囲で、評価関数、rms 誤差ともにその値が小さくなっており、 β としてこ

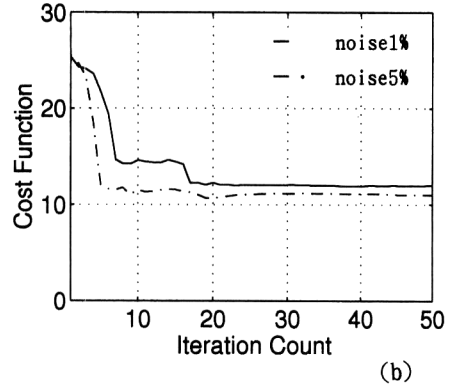
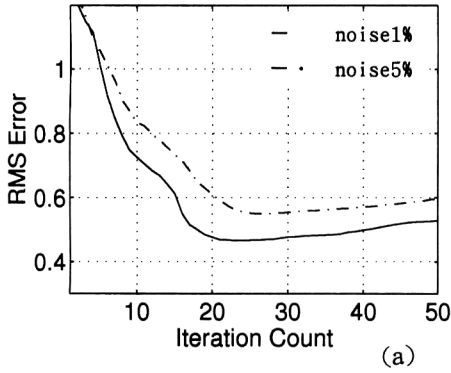


Fig. 4. Reconstruction from 10 degraded images. (a) Root mean square error vs. iteration counts for computer simulation, and (b) cost function vs. iteration counts.

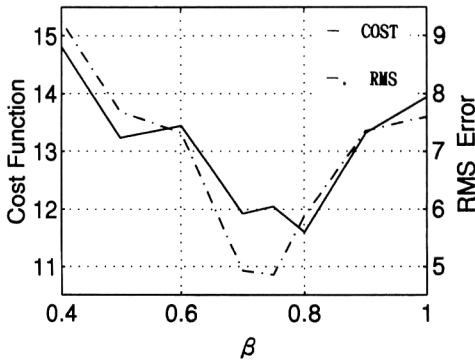


Fig. 5. Minimum of cost function and rms error vs. feedback constraint β .

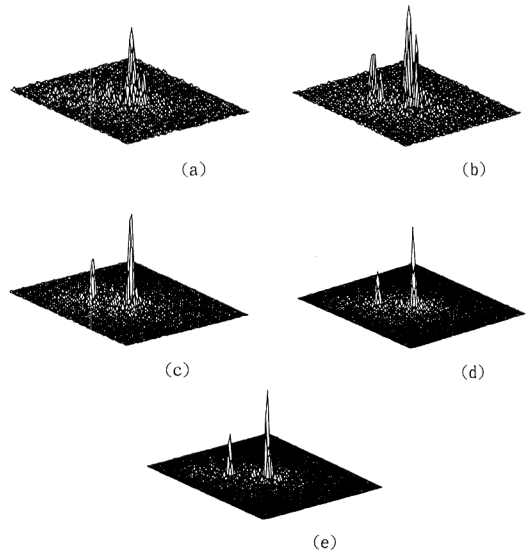


Fig. 6. Dependence of the number of image frames. Reconstructed images from (a) 1, (b) 3, (c) 5, (d) 7, (e) 9, degraded images with 1.0% noise.

の付近の値を選択すればよいことがわかる。Fig. 5 はノイズ 1% の場合であるが、ノイズ 5% の場合も同様な傾向を示した。これが、 β を 0.7 とした理由である。

次に与えられた劣化像の枚数による影響を調べた。劣化像にはノイズ 1% のものを用い、その枚数を変えていき、実験方法は同様に行った。Fig. 6 に劣化像が 1, 3, 5, 7, 9 枚のときの回復像を、Fig. 7 に反復回数に対する rms 誤差の変化グラフを示す。また、Fig. 8 に劣化像を 1 から 10 枚まで増やしていったときの rms 誤差の最小値の変化を示した。これらより、与えられた劣化像の枚数が多くなるほどよい回復像が得られるということがわかる。

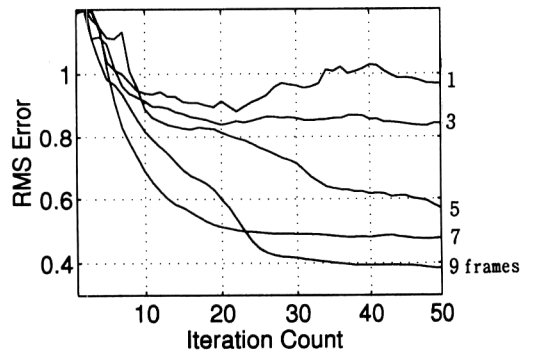


Fig. 7. Dependence of the number of image frames. Root mean square error vs. iteration counts.

さらに、像面の拘束に組み込んだ HIO の有効性を AD アルゴリズムの拘束と比較した。従来の AD アルゴリズムでは、像面の拘束は式(10)のように表される。

$$f_{k+1}(\mathbf{x}) = \tilde{f}_k(\mathbf{x}) + E/N \quad (10)$$

ここで、 $\tilde{f}_k(\mathbf{x})$, E はそれぞれ、

$$\tilde{f}_k(\mathbf{x}) = \begin{cases} f_k(\mathbf{x}) & \mathbf{x} \in \gamma \\ 0 & \mathbf{x} \notin \gamma \end{cases} \quad (11)$$

$$E = \sum [f_k(\mathbf{x}) - \tilde{f}_k(\mathbf{x})] \quad (12)$$

で与えられる。ただし、 $f_k(\mathbf{x})$ は拘束をかける前の推定である。この操作を $|E|$ があらかじめ設定した値以下に

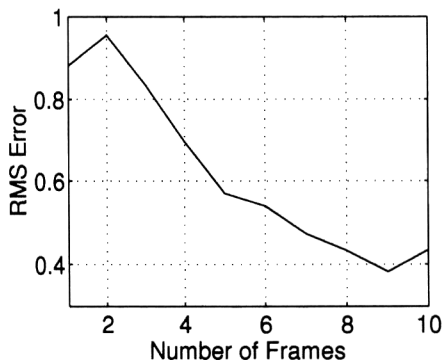


Fig. 8. Dependence of the number of image frames. Minimum of rms error vs. the number of degraded images.

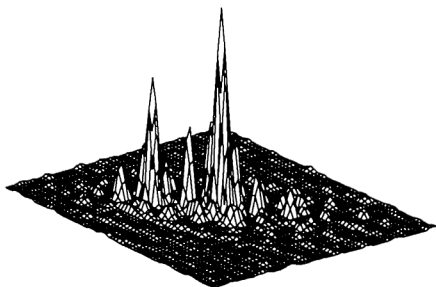


Fig. 9. Reconstructed image without HIO algorithm.

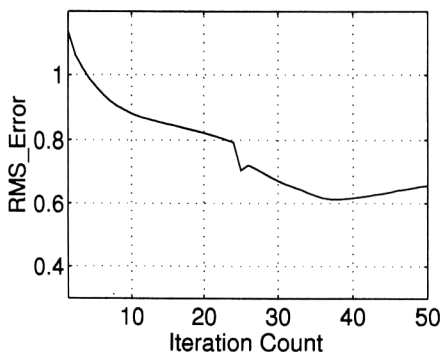


Fig. 10. Root mean square error vs. iteration counts for reconstruction without HIO algorithm.

なるまで繰り返す。

ノイズ1%の劣化像に対してシミュレーションを行い、HIO法と従来のADアルゴリズムの拘束を比較した。ADアルゴリズムの拘束をかけて得た回復像をFig. 9に、反復回数に対するrms誤差の変化をFig. 10に示す。この結果をHIOの拘束をかけて得たFig. 3とFig. 4の結果と比較すると、HIOの方がrms誤差が小さく、良好な回復がなされていることがわかる。このことから、HIOはブラインドデコンボリューションに有効であると考えられる。

4. 実画像への応用

本アルゴリズムを実画像へ適用して、その有効性を検証した。今回は、2重星ADS 3390のスペクル画像5

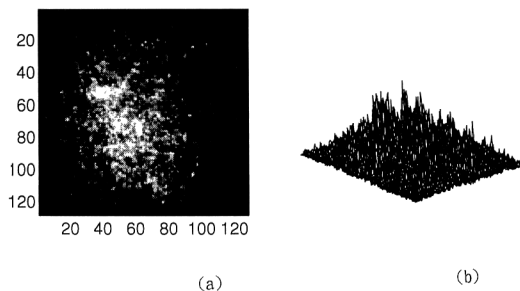


Fig. 11. Image reconstruction of a binary star (ADS 3390). (a) A real astronomical speckle image of the binary star, and (b) 3D display of the speckle image.

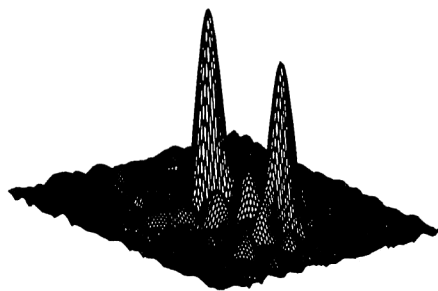


Fig. 12. Reconstructed image of a binary star (ADS 3390) from 5 speckle images.

Table 1. Astronomical parameters, i. e. the intensity ratio, the direction angle and the separation of the binary star, estimated from reconstructed image. The reference data are also shown for comparison.

	Sep. (")	Dir. angle (°)	Int. ratio
Reference data	1.08	13.8	1 : 1.00
Result	1.22	13.24	1 : 0.85

枚を劣化像として用いた。そのうちの1枚を Fig. 11 に示す。劣化像は 128×128 画素で、256 階調の画像である。物体の初期予想にはある乱数分布を用い、HIO のフィードバック係数 β の値を 0.5 とし、最大 20 回の反復を行った。回復像を Fig. 12 に、離角、方位角、強度比についての文献値との比較を Table 1 に示す。これらからよい回復が得られたと判断できる。

5. おわりに

複数枚のスペックル画像を有効に利用するブラインドデコンボリューション法として、多入力ウィナーフィルターと HIO を組み合わせたアルゴリズムを提案した。計算機シミュレーションにおいて、与えられた劣化像が多くなるほど rms 誤差の小さい回復が得られた。また従来の AD アルゴリズムの拘束に比べ HIO の拘束を用いたときの方が回復像の rms 誤差が減少した。さらに 2 重星のスペックル画像へ適用し、離角、方位角、強度比ともに文献値に非常に近い結果を得、本方法が有効であることを確認した。

本研究の一部は、1995 年度早稲田大学特定課題研究 (95 B-8) として行われた。また、San Pedro 天文台の

212 cm 望遠鏡で撮影された天体スペックル画像 (ADS 3390) を提供していただいた静岡大学工学部大坪順次教授に感謝いたします。

文 献

- 1) G. R. Ayers and J. C. Dainty: "Iterative blind deconvolution method and its applications," *Opt. Lett.*, **13** (1988) 547-549.
- 2) N. Miura, K. Ohsawa and N. Baba: "Parallel blind deconvolution applied to solar images," *Opt. Rev.*, **1** (1994) 208-210.
- 3) X. Shi and R. K. Ward: "Restoration of images degraded by atmospheric turbulence and detection noise," *J. Opt. Soc. Am. A*, **9** (1992) 364-370.
- 4) J. R. Fienup: "Phase retrieval algorithms: A comparison," *Appl. Opt.*, **21** (1982) 2578-2769.
- 5) 林友一郎, 小松進一: "複数枚の劣化像を利用するブラインドデコンボリューション", 光学連合シンポジウム東京 '95 講演予稿集 (1995) pp. 97-98.
- 6) 小野寺剛, 小松進一: "ブラインドデコンボリューションアルゴリズムの反復回数決定", 秋季応用物理学会予稿集, No. 3 (1992) p. 791; T. Onodera and S. Komatsu: "Determination of optimum iteration number for Fourier iterative blind deconvolution algorithm," *Proc. SPIE*, **1983** (Proc. ICO 16) (1993) 415-416.
- 7) S. Komatsu and J. C. Dainty: "Blind deconvolution of a blurred picture using an iterative algorithm," *Appl. Opt. Digest* (1990) pp. 295-296.