

# ウェーブレット解析によるブラインド・デコンボリューションの一手法

## — 低周波サブバンド画像の寄与 —

竹田 元\*・小松 進一\*\*

\*早稲田大学工学部応用物理学科 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

\*\*早稲田大学バイオ・フォトンクス新素材研究施設 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

## A Method for Blind Deconvolution Using Wavelet Analysis: Contribution of low frequency sub-band image

Hajime TAKEDA\* and Shinichi KOMATSU\*\*

\*Department of Applied Physics, School of Science and Engineering, Waseda University, 3-4-1, Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo 169-8555

\*\*Material Research Laboratory for Bioscience and Photonics, Waseda University, 3-4-1, Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo 169-8555

A new method for blind deconvolution using wavelet analysis is proposed. In this method a blurred image is first decomposed into its sub-band images by wavelet analysis, and then each of the sub-band images are blind-deconvolved in parallel. Finally, the deconvolved sub-band images are added up again by wavelet analysis to reconstruct the original image. In this paper we examined as the first step the contribution of the low frequency sub-band image to which the Fourier iterative blind deconvolution algorithm proposed by Ayers and Dainty is applicable. Although only the low frequency sub-band image is deconvolved, fairly good results were obtained in the computer simulation with a model binary star as well as in the deconvolution of real astronomical speckle data of a binary star, and the present method is expected to work even better by exploiting the other sub-band images with an appropriate blind deconvolution algorithm.

### 1. はじめに

何らかの原因で劣化を受けた画像（劣化画像）は多くの場合、元の鮮明な画像（物体画像）と劣化の点像分布関数 (psf) とのコンボリューションとして表される。ここで、劣化画像と劣化の psf の両方が既知である場合には、それらから通常のインバース・フィルターなどを用いて元の物体画像が求められる。しかし実際には、天体スペckル画像<sup>1)</sup>のように psf が未知であることが多い。このような場合には、劣化画像のみから元の物体画像を求めるブラインド・デコンボリューションが必要となる。Ayers と Dainty が提案したフーリエ反復型ブラインド・デコンボリューション・アルゴリズム (AD アルゴリズム)<sup>2)</sup> は、基本構造が単純であり、さまざまな拘束条件を組み込みやすいという特

長をもち、その有効性がこれまでに示されている<sup>2-4,8)</sup>。

また、AD アルゴリズムについては、収束の原理について明らかでない点も多いが、物体画像と psf の空間周波数分布が似ているほど収束性がよく、似ていない場合には収束しにくいことが示されている<sup>5-7)</sup>。ここで、劣化画像をいくつかの異なる空間周波数分布に分解することで、物体画像と psf との空間周波数分布が分解前の劣化画像よりも似ている成分画像を作り、それらの成分画像それぞれに AD アルゴリズムを並列に適用することにより、より収束性のよい画像回復が可能になると期待される。

一方、画像圧縮等に関連して最近ウェーブレット解析が注目を集めている。劣化画像をウェーブレット解析によりサブバンド画像に分解すれば、それぞれのサブバンド画像に対応する物体画像と psf の成分同士は、元の物体画像と psf 自身同士と比べて互いに似た空間周波数分布をもつと

\*\*E-mail: komatsu@mn.waseda.ac.jp

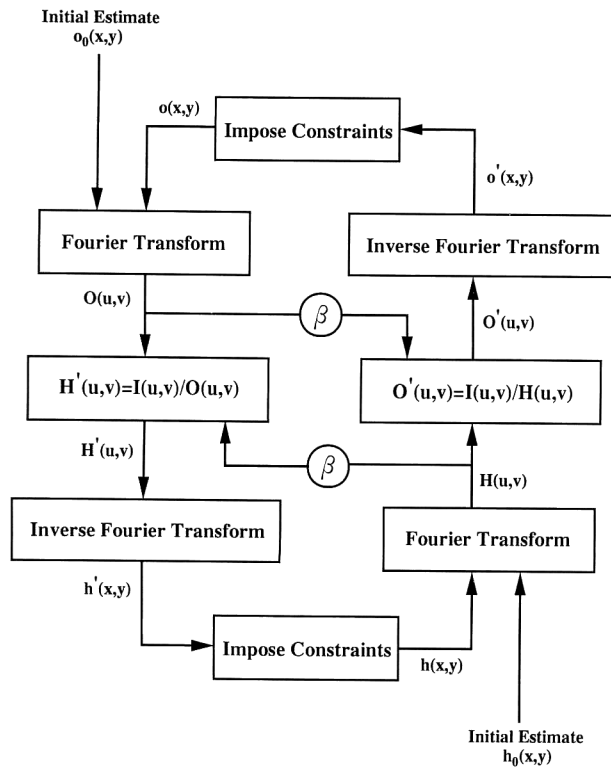


Fig. 1. Fourier iterative algorithm for blind deconvolution (AD algorithm).

考えられる。したがって、それぞれのサブバンド画像をブラインド・デコンボリューションしたものでも再合成すれば、よりよい結果が得られる可能性がある。

ただし、後述するように、ウェーブレット解析によるサブバンド画像のうち、AD アルゴリズムが適用できるのは、負値をもたない低周波サブバンド画像に限られる。負値を含む他のサブバンド画像のブラインド・デコンボリューションは、ゼロシート法<sup>9)</sup>によれば少なくとも原理的には実行可能であることが示されている。なるべく計算コストをかけず簡便にブラインド・デコンボリューションを実行するためには、シミュレーティッド・アニーリングや遺伝アルゴリズムなどの反復型ブラインド・デコンボリューションが望ましいが、負値をもつ物体に対する反復型ブラインド・デコンボリューションは、拘束条件が少なくなるため非常に難しく、実際に高周波サブバンド画像に対して適用可能か否かは明らかでない。

本研究では、上記の手法の有効性を調べる第1段階として、低周波サブバンド画像にAD アルゴリズムを適用した。計算機シミュレーションでの2重星モデルと実際に撮影された2重星の天体スペckル画像のブラインド・デコンボリューションに際し、低周波サブバンド画像のデコンボリューションの寄与を調べ、この成分だけからでも良好

な回復画像が得られたので報告する。

## 2. 原理

### 2.1 ブラインド・デコンボリューション

結像光学系が線形で定常なシステムとみなせる場合、物体画像  $o(x,y)$  に対する劣化画像  $i(x,y)$  は、光学系の点像分布関数 (psf)  $h(x,y)$  を用いて、

$$i(x,y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} o(\xi,\eta) h(x-\xi,y-\eta) d\xi d\eta + n(x,y) \quad (1)$$

のようにコンボリューションで記述できる。ここで加算ノイズ  $n(x,y)$  が無視できる場合には、それぞれのフーリエ変換を用いて、 $i(x,y)$  のフーリエ変換  $I(u,v)$  は、

$$I(u,v) = O(u,v)H(u,v) \quad (2)$$

のように、 $o(x,y)$  のフーリエ変換  $O(u,v)$  と  $h(x,y)$  のフーリエ変換  $H(u,v)$  の積となる。劣化画像  $i(x,y)$  から、物体画像  $o(x,y)$  を復元することをデコンボリューションと呼ぶ。

劣化画像  $i(x,y)$  とアприオリな情報だけから  $o(x,y)$  を求めるブラインド・デコンボリューションを実行するのは困難であり、他のアポステリオリな情報と組み合わせることが必要であると従来は考えられていた。しかし、Ayers と Dainty が提案したフーリエ反復型ブラインド・デコンボリューション・アルゴリズム (AD アルゴリズム) は、位相回復問題に用いられてきたフーリエ反復アルゴリズムを発展させたものであり、アприオリな情報のみを用いてブラインド・デコンボリューションを行うことに成功した。

AD アルゴリズムの基本構造は Fig. 1 に示されるように単純なものである。その構造は、まず物体画像  $o(x,y)$  の初期予想  $o_0(x,y)$  を与え、そのフーリエ変換  $O(u,v)$  と式(2)の関係から psf のフーリエ変換  $H'(u,v)$  を推定する。それをフーリエ逆変換した  $h'(x,y)$  に対して像面での拘束条件を与えて psf の推定画像  $h(x,y)$  を求める。次に、推定画像  $h(x,y)$  のフーリエ変換  $H(u,v)$  から、同様に式(2)の関係より  $O'(u,v)$  を求め、そのフーリエ逆変換  $o'(x,y)$  に像面での拘束条件を与えて物体の推定画像  $o(x,y)$  を求める。さらに、ここで求めた物体の推定画像  $o(x,y)$  を Fig. 1 の次の反復の予想として与え、推定画像が収束するまで反復を繰り返す。このように AD アルゴリズムは基本構造が比較的単純で、さまざまな拘束条件を組み込みやすいという特長をもつ。また、物体画像と psf に関するアприオリな情報としては、

- 共に非負の実関数である
- サポートが有限である

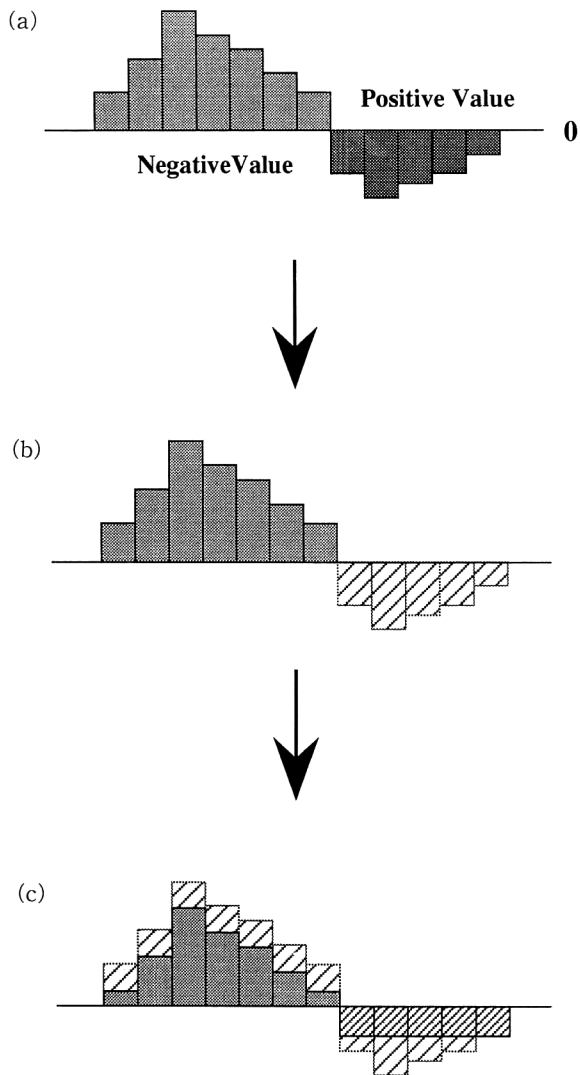


Fig. 2. Standard procedures for imposing non-negative constraints. (a) Before imposing constraints, negative values are contained in an intermediate restored image. (b) Cutting negative values out and calculating the mean. (c) Subtracting the absolute value of the mean from all pixels.

等が一般に用いられている。

このうち逆フーリエ変換直後の推定画像に含まれる負値の処理方法について、本研究では Fig. 2 の Ayers と Dainty が提案した方法を用いている。この方法では、拘束をかける前の推定画像に含まれる負値の総和の絶対値  $M$  を全画素数  $N$  で割り、負値をもつ画素をいったんすべてゼロで置き換えた画像の全画素から  $M/N$  を引く。このプロセスを負値総和の絶対値が一定値以下になるまで繰り返す。

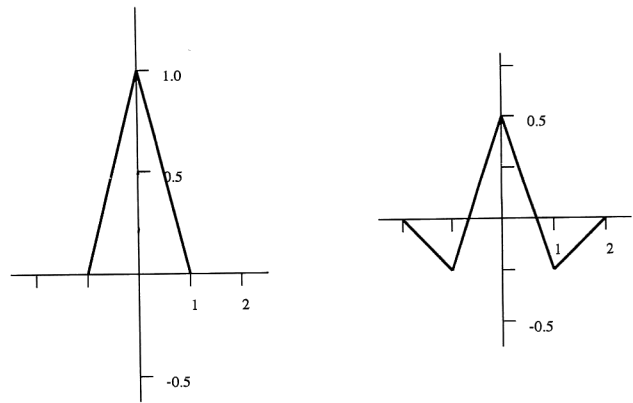


Fig. 3. Scaling function and wavelet used for sub-band decomposition.

## 2.2 劣化画像のサブバンド画像のブラインド・デコンポリューション

AD アルゴリズムにおいて、物体画像  $o(x,y)$  と点像分布関数 (psf)  $h(x,y)$  の空間周波数分布が似ているほど収束性がよく、似ていない場合には収束しにくいことが示されている<sup>5-7</sup>。このことから 1 枚の劣化画像を空間周波数フィルターで数枚の成分画像に分解し、それぞれに対して並列に AD アルゴリズムを適用して画像回復を行い、その結果得られた回復画像を合成することによって、より効果的な画像回復が行えると期待できる。ただし、単純に劣化画像を空間周波数領域ごとに分割しただけでは、その分割成分に対して AD アルゴリズムの非負拘束条件が使えないため、本研究ではウェーブレット解析<sup>10</sup>に基づいたサブバンド分解フィルター・合成フィルターを作成し、それらを用いて劣化画像の周波数領域での分解・合成を行う<sup>11,12</sup>。

本研究では、Fig. 3 に示すようなスケーリング関数  $\phi(x)$  とウェーブレット  $\psi(x)$  を利用し、まず、これら 2 つの関数から次のような分解数列  $\{g_k\}$  と  $\{h_k\}$  を作成する。これらは、多重解像度解析を用いて設計されたデジタル・フィルターの係数に対応し、 $\{g_k\}$  のフーリエ変換  $G_k$  は、フーリエ領域においてローパス・フィルターの役割をするものである。ここでは、

$$g_{\pm 1} = \frac{1}{4}, \quad g_0 = \frac{1}{2}, \quad g_k = 0 \quad \text{if } |k| > 1 \quad (3)$$

と表される分解数列  $\{g_k\}$  を用いた。また  $\{h_k\}$  のフーリエ変換  $H_k$  は、フーリエ領域においてハイパス・フィルターの役割をするものであり、ここでは、

$$h_{\pm 1} = \frac{1}{4}, \quad h_0 = \frac{1}{2}, \quad h_k = 0 \quad \text{if } |k| > 1 \quad (4)$$

と表される分解数列  $\{h_k\}$  を用いた。

次に Fig. 4 に示すように、 $\{g_k\}$ ,  $\{h_k\}$  のフーリエ変換

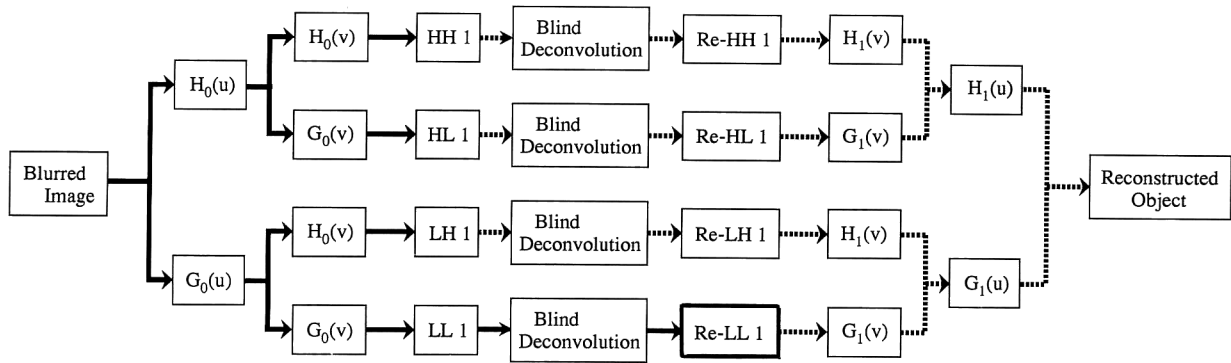


Fig. 4. Blind deconvolution algorithm based on wavelet analysis.

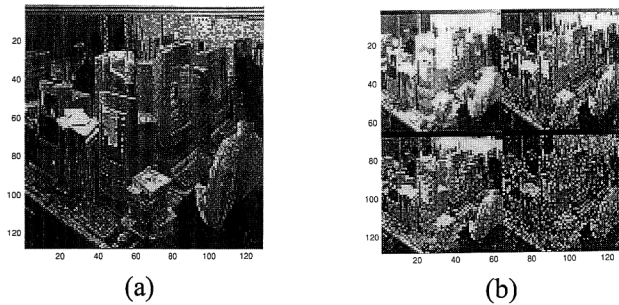
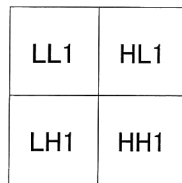


Fig. 5 An example of sub-band decomposition. (a) A model image, and (b) its sub-band images,  $LL1(x,y)$ ,  $LH1(x,y)$ ,  $HL1(x,y)$ , and  $HH1(x,y)$ .



$G_k$ ,  $H_k$  を、2次元の劣化画像に対してフーリエ領域で水平方向 ( $u$  方向) と垂直方向 ( $v$  方向) について掛け、さらに2分の1のダウンサンプリングをすることによって劣化画像のサブバンド分解を行い、4枚の成分画像を作成する。これを式で表すと、

$$\begin{aligned}
 LL1(x,y) &= FT^{-1}[I(u,v) \times G_{k||} \times G_{k\perp}] \\
 LH1(x,y) &= FT^{-1}[I(u,v) \times G_{k||} \times H_{k\perp}] \\
 HL1(x,y) &= FT^{-1}[I(u,v) \times H_{k||} \times G_{k\perp}] \\
 HH1(x,y) &= FT^{-1}[I(u,v) \times G_{k||} \times H_{k\perp}]
 \end{aligned} \tag{5}$$

のようになる。ここで、 $FT^{-1}$  は逆フーリエ変換を表し、また、たとえば、 $\times G_{k||}$  は、水平方向 ( $u$  方向) に  $G_k$  を掛けてダウンサンプリングをすることを表す。このことをわかりやすくするために、分解フィルターを用いた画像をサブバンド分解した例を Fig. 5 に示す。

これらサブバンド分解された4枚の成分画像に対して、ブラインド・デコンボリューションを並列に適用して画像回復を行い、得られた4枚の回復画像に対して2倍のアップサンプリングをした後に、次式のような quadrature mirror filter の関係<sup>10,13)</sup>

$$\begin{aligned}
 P_k &= H_{-k} \\
 Q_k &= -G_{-k}
 \end{aligned} \tag{6}$$

を満たす  $P_k$  および  $Q_k$  をフーリエ領域で掛けてサブバンド合成を行い、最終的に1枚の回復画像を得る。

ただし、ここで問題となるのは、サブバンド分解した画像のうち  $LL1(x,y)$  以外の画像は負値をもつため、非負拘束条件を用いる AD アルゴリズムが適用できないことである。なるべく計算コストをかけず簡便にブラインド・デコンボリューションを実行するためには何らかの反復型ブラインド・デコンボリューションが望ましいけれども、負値をもつ物体に対する反復型ブラインド・デコンボリューションは、拘束条件が少なくなるため非常に難しく、実際に高周波サブバンド画像に対して適用可能か否かは明らかでない。

負値を含むサブバンド画像のブラインド・デコンボリューションには非反復型であるゼロシート法<sup>9)</sup>の適用が考えられる。サブバンド分解によって画素数が4分の1になるためゼロシート法の計算量は大幅に低減される。

本論文では、第一段階として  $LL1(x,y)$  についてのブラインド・デコンボリューションを AD アルゴリズムを用いて行い (Fig. 4 の実線矢印部分)、その結果 (Re-LL1) をサブバンド分解を行わずに AD アルゴリズムを適用した結果と比較する。Fig. 4 の破線矢印部分も含めた処理については検討中であり、今後別の機会に発表したい。

### 3. 計算機シミュレーションによる検討

ここでは、計算機で作成した2重星モデルの劣化画像を用いて提案手法の有効性を検討する。まず、劣化画像をサブバンド分解して作成された低周波成分  $LL1(x,y)$  に対して AD アルゴリズムを適用してブラインド・デコンボリューションを行う。そして比較のために、劣化画像のサブバ

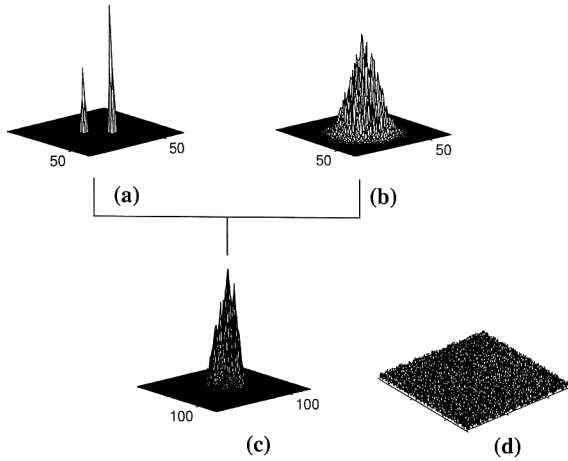


Fig. 6. Image reconstruction on computer simulation. (a) Original object (64×64 pixels), (b) point spread function, (c) their convolution, and (d) initial estimate of psf.

ンド分解を行わずに AD アルゴリズムのみを用いてブラインド・デコンボリューションを行った結果と比較する。

まず、Fig. 6(a) の 2 重星モデルの物体画像（強度比 1 : 0.5）と Fig. 6(b) の psf のコンボリューションに 1.0% のガウスノイズを加え、Fig. 6(c) のような劣化画像を作成する。物体画像の初期予想には劣化画像自身を、psf の初期予想には Fig. 6(d) のような一様乱数分布を用いた。

反復回ごとに得られる推定画像の中から、最良の回復画像を選ぶために、psf の推定画像の負値総和を正規化した次式の評価関数

$$E_c = \frac{\sum_{(x,y) \in \gamma} |h_k(x,y)|}{\sqrt{\sum_{\text{All}} h_k^2(x,y)}} \quad (7)$$

が最小となる反復回数を探した。ここで、 $h_k(x,y)$  は反復回数  $k$  回目の psf の推定画像を、 $\gamma$  は非負拘束条件に違反する  $(x,y)$  の集合を表す。ただし、反復回数の上限はすべて 100 回とした。

また、計算機シミュレーションにおいては物体画像が既知であるから、次式で定義される推定画像の rms 誤差  $E_R$  (object) を計算でき、

$$E_R(\text{object}) = \frac{\sqrt{\sum_{\text{All}} \{o_k(x,y) - o(x,y)\}^2}}{\sqrt{\sum_{\text{All}} o^2(x,y)}} \quad (8)$$

これを用いてアルゴリズムの収束性と推定画像の良否を評価することができる。ここで、 $o(x,y)$  は物体画像を、 $o_k(x,y)$  は反復回数  $k$  回目の推定画像を表す。psf の rms 誤差  $E_R(\text{psf})$  についても同様である。

計算機シミュレーションによってそれぞれの手法で得られた回復画像を Fig. 7 に示す。Fig. 7(a) は劣化画像をサブバンド分解せずに AD アルゴリズムだけで得られた回

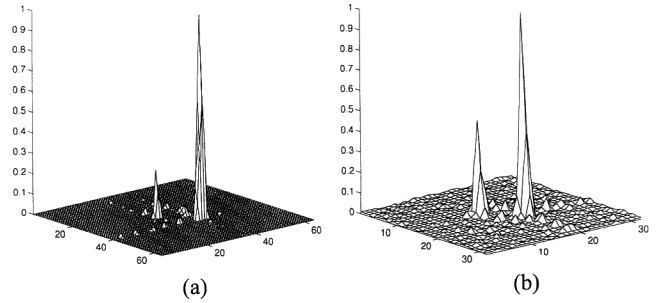


Fig. 7. Reconstructed images from the convolution shown in Fig. 6(c). The results were obtained (a) by applying AD algorithm to the convolution image in Fig. 6(c), and (b) by applying AD algorithm to the low frequency sub-band image  $LL1(x,y)$ , respectively.

Table 1. Astronomical parameters and minimum value of  $E_R$  (object) shown in Fig. 7.

	Intensity ratio	Direction angle	Separation	Minimum $E_R$
Conventional method	1 : 0.23	42.0	13.5	0.38
Proposed method	1 : 0.47	45.0	14.1	0.30
Real data	1 : 0.50	45.0	14.1	

復画像、Fig. 7(b) は劣化画像の低周波サブバンド画像  $LL1(x,y)$  のデコンボリューション結果である。

アルゴリズム反復における rms 誤差の最小値と、回復画像の強度比、方位角、離角の天文データの比較を Table 1 に示す。これから、低周波サブバンド画像  $LL1(x,y)$  のほうがよい結果を与えていることが認められる。とくに、通常非負拘束条件を課した AD アルゴリズムの場合、2 重星の 2 つのピークの強度比が正しく再現されず、片方が小さくなって消滅する傾向のあることが指摘されているが<sup>8)</sup>、 $LL1(x,y)$  の回復画像では、2 つのピークの強度比 (1 : 0.5) がほぼ正しく回復されていることがわかる。

#### 4. 天体スペckル画像への応用

計算機シミュレーションにより、低周波サブバンド画像を用いたブラインド・デコンボリューションが有効であることが確認された。そこで次に、この手法を用いて実画像の画像回復を行い、その有効性を検討する。そして、劣化画像のサブバンド分解を行わずに AD アルゴリズムだけによる画像回復結果との比較を行う。

劣化画像として使用した 2 重星 (ADS3390) の天体スペckル画像の 2 次元表示、3 次元表示を、それぞれ Fig. 8 (a), (b) に示す。物体画像、psf の初期予想には、計算機シミュレーションの場合と同様、天体スペckル画像自身と一様乱数分布 (Fig. 6(d)) を用いた。また、すべての AD

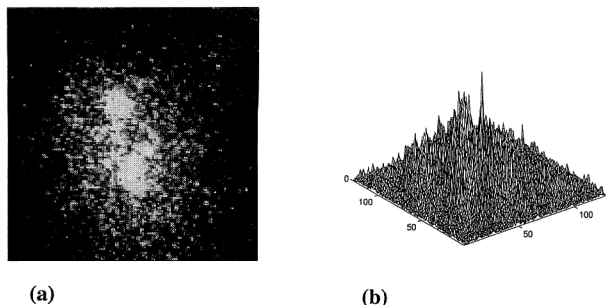


Fig. 8. Image reconstruction of a binary star (ADS3390). (a) A real astronomical speckle image of the binary star, and (b) its 3D representation.

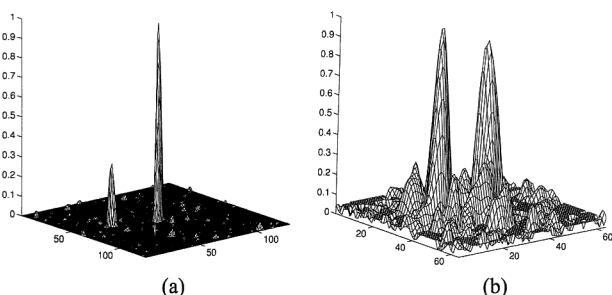


Fig. 9. Reconstructed image of the binary star (ADS3390). The results were obtained (a) by applying AD algorithm to the astronomical speckle image shown in Fig. 8(a), and (b) by applying AD algorithm to the low frequency sub-band image  $LL1(x,y)$  of the speckle image.

アルゴリズムの反復回数の上限を 100 回とした。

それぞれの手法で得られた回復画像を Fig. 9 に示す。Fig. 9(a) は劣化画像をサブバンド分解せずに AD アルゴリズムだけで得られた回復画像，Fig. 9(b) は 1 枚の劣化画像をサブバンド分解し，負値を含まない低周波サブバンド画像  $LL1(x,y)$  に対して AD アルゴリズムを適用して得られた回復画像である。また，これらの回復画像の強度比，方位角，離角の天文データの比較を Table 2 に示す。

これらの結果より，サブバンド画像を用いる手法の有効性が確認できる。まず，Table 2 の数値的な評価について，低周波サブバンド画像を用いた場合のほうが，AD アルゴリズムだけの場合と比べて文献値に近い値をとっている。とくに 2 重星の強度ピーク比 (1 : 1.0) が AD アルゴリズムだけで回復した場合より大幅に向上していることがわかる。2 重星の強度比が 1 : 1 でない場合にも同様の効果が期待できるのは前節のシミュレーション結果が示すとおりである。

問題点は，Fig. 9(b) の回復画像の背景部分の強度ゆらぎの振幅が大きいこと，また回復画像のピークの幅が Fig. 9(b) と比べて広がっていることである。これらの詳しい原因は検討中であるが，Fig. 9(b) では低周波サブバンド

Table 2. Astronomical parameters shown in Fig. 9.

	Intensity ratio	Direction angle	Separation
Conventional method	1 : 0.31	16.9	1.21
Proposed method	1 : 0.95	13.9	1.08
Observed data	1 : 1.0	13.8	1.07

画像だけを用いているため高周波成分が失われること，それとともにダウンサンプリングのため画素数が半減していることの影響が考えられる。これらについては，低周波サブバンド画像  $LL1(x,y)$  以外のサブバンド画像， $LH1(x,y)$ ， $HL1(x,y)$ ， $HH1(x,y)$  についても適切なアルゴリズムによってブラインド・デコンボリューションを行い，Fig. 4 の流れにしたがってサブバンド画像合成を行えば，改善されることが期待される。

また本論文では詳述を割愛するが，異なる劣化画像を複数枚 (3 枚) 用いて，それぞれの回復画像の平均をとることによっても回復結果の改善がみられ，さらに，Fig. 2 の非負拘束条件違反量の処理方法についても，たとえば負値の絶対値の平均を拘束条件違反領域に加えるというような変更を加えることによって<sup>8)</sup>，よりよい回復結果が得られることを確認している。

## 5. ま と め

本研究では，劣化画像に対してウェーブレット変換によるサブバンド分解を行って得た複数枚のサブバンド画像を並列にブラインド・デコンボリューションし，その複数枚の回復画像をサブバンド合成して最終的な回復画像を得る手法を提案した。

今回は，サブバンド画像のうち物体画像の基本成分を最も多く含んでおり，かつ AD アルゴリズムが適用できる低周波サブバンド画像  $LL1(x,y)$  のみの効果を調べ，その有効性を計算機シミュレーションおよび実画像 (天体スペckル画像) の画像回復によって確認した。今後， $LL1(x,y)$  以外のサブバンド画像をも有効利用することによって，分解能や背景雑音についての改善が期待される。なるべく計算コストをかけず簡便に  $LL1(x,y)$  以外のサブバンド画像をブラインド・デコンボリューションするためには何らかの反復型ブラインド・デコンボリューションが望ましいけれども，負値をもつ物体に対する反復型ブラインド・デコンボリューションは，拘束条件が少なくなるため非常に難しく，実際に高周波サブバンド画像に対して適用可能か否かは明らかでない。

本研究の一部は，早稲田大学特定課題研究 (97A-311) と早稲田大学ハイテク・リサーチ・センターの援助により行

われた。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 (ADS3390) を提供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) 大坪順次：“新しい統計的解析法による天体画像の回復”，応用物理，**62** (1993) 552-558.
- 2) G. R. Ayers and J. C. Dainty: “Iterative blind deconvolution method and its application,” *Opt. Lett.*, **13** (1988) 547-549.
- 3) S. Komatsu and J. C. Dainty: “Blind deconvolution of a blurred picture using an iterative algorithm,” *Appl. Opt. Dig.* (1990) 295-296.
- 4) 小松進一：“ブラインドデコンボリューションによる像回復”，第 22 回画像工学コンファレンス論文集 (1991) pp. 179-184.
- 5) 服部雅之，小松進一：“「フーリエ反復法によるブラインドデコンボリューション」の理論的分析”，第 56 回応用物理学会学術講演会講演予稿集，No. 3 (1995) 788.
- 6) M. Hattori and S. Komatsu: “Analysis of convergence property of the Fourier iterative blind deconvolution Algorithms,” *Proc. SPIE*, **2778** (Proc. ICO 17th) (1996) 551-552.
- 7) M. Hattori and S. Komatsu: “Theoretical analysis of the iterative blind deconvolution algorithms,” Technical Report Advanced Research Institute for Science and Engineering, Waseda Univ., No. 96-35 (1996) 1-27.
- 8) 竹田 元，小松進一：“ブラインド・デコンボリューションのためのフーリエ反復アルゴリズムにおける非負拘束条件の検討”，*光学*，**25** (1996) 274-281.
- 9) R. G. Lane and R. H. T. Bates: “Automatic multidimensional deconvolution,” *J. Opt. Soc. Am. A*, **4** (1987) 180-188.
- 10) 榎原 進：数理科学 ウェーブレットビギナーズガイド (東京電気大学出版局，1995).
- 11) J.L. Starck and A. Bijaoui: “Wavelets and multiresolution clean,” *High Resolution Imaging by Interferometry 2*, eds. J. R. Beckerts and F. Merkle (European Southern Observatory, Garching, Germany, 1992) pp. 853-861.
- 12) 竹田 元，小松進一：“ウェーブレット解析による複数枚劣化像からのブラインド・デコンボリューション”，*光学連合シンポジウム福岡 '96*，pp. 37-38.
- 13) 貴家仁志：よくわかるデジタル画像処理 (CQ 出版社，1996).