

文章编号: 0253-2239(2008)09-1686-05

# 基于噪声特性的大气湍流退化图像多帧盲反卷积复原

黄建明<sup>1,2</sup> 沈忙作<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> 中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209; <sup>2</sup> 中国科学院研究生院, 北京 100039)

**摘要** 由于大气湍流和噪声的影响,造成观测目标图像的退化。为了目标的精确观测,根据噪声特性,结合符合物理意义的约束条件,提出了新的大气湍流图像盲反卷积复原最小化模型,并以共轭梯度数值优化方法交替迭代求解,复原观测目标图像。为验证提出的算法的有效性,在计算机上模拟参数为望远镜口径为 2.0 m,大气相干长度为 0.1 m,图像信噪比为 10 dB 的大气湍流退化和噪声污染的图像,以提出的盲反卷积复原方法复原,实验结果表明,提出的盲反卷积复原算法避免了传统的盲反卷积复原算法的缺陷,有效地克服大气湍流和噪声的影响,复原出了清晰的观测目标图像。该图像盲反卷积复原方法的研究,对地基望远镜的观测有重要的基础性作用。

**关键词** 图像处理; 图像复原; 盲反卷积; 大气湍流

中图分类号 TP751 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20082809.1686

## Multiframe Blind Deconvolution Restoration of Atmospheric Turbulence-Degraded Images Based on Noise Characteristic

Huang Jianming<sup>1,2</sup> Shen Maozuo<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China)  
(<sup>2</sup> Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

**Abstract** Due to influence of atmospheric turbulence and noise contaminated, the object images are always blurred. To observe object in high resolution, combining characteristic of noise, with physical constraint, a novel method of atmospheric turbulence-degraded images blind deconvolution restoration minimization model is proposed. Alternating minimization algorithm based on conjugate gradient method is applied for image restoration. Blurred images by atmospheric turbulence with atmospheric coherent length of 0.1 m for 2 m-diameter telescope and noise with signal-to-noise ratio of 10 dB are restored by the proposed method. The result demonstrates that the drawback of the traditional blind convolution method has been overcome, the influence of atmospheric turbulence and noise has been eliminated and clear observation object images have been restored. The study of blind deconvolution restoration technology purposed is meaningful for ground-based telescope in astronomical observation.

**Key words** image processing; image restoration; blind deconvolution; atmospheric turbulence

## 1 引 言

由于大气湍流和噪声的影响,造成观测目标图像的退化,以致目标的精确观测一直是国内外力求解决的问题。近几十年来已发展了多种技术方法,主要包括空间望远镜、自适应光学和事后处理等三种方法,其中事后处理方法是利用地基望远镜与数字图像采集系统(CCD)记录目标大气湍流退化图像,记录图像再经计算机复原,获得目标清晰图像的方法。自上世纪中期,国内外开展了大量的事后处理方法的研究,发展了维纳滤波、斑点成像、盲反卷

积等复原方法。其中盲反卷积复原方法由于无需参考星和大气湍流退化因子的先验知识等优点而被广泛应用。

观测目标经过大气湍流和地基望远镜系统的成像是非相干光成像,在等晕区内,满足线性空间不变性,其成像过程可描述为目标与系统点扩展函数的卷积。

盲反卷积复原是在仅已知湍流退化图像的情况下,求解目标原始图像和系统点扩展函数的问题。1987年 Lane<sup>[1]</sup>从理论上阐述了利用盲反卷积复原

收稿日期: 2007-06-19; 收到修改稿日期: 2007-12-10

作者简介: 黄建明(1982-),男,博士研究生,主要从事图像处理技术方面的研究。E-mail: JimmyEMP@gmail.com

导师简介: 沈忙作(1941-),男,研究员,主要从事光电系统及光电图像处理技术的研究。E-mail: mzshen@ioe.ac.cn

方法从退化图像恢复出原始目标的可能性。90年代初, Holmes<sup>[2]</sup>和 Schulz<sup>[3]</sup>等人提出了基于最大似然估计迭代盲反卷积复原方法, Lane<sup>[4]</sup>提出了频域最优化盲反卷积方法, Thiebaut<sup>[5]</sup>提出了空域最优化盲反卷积方法, 他们以各自提出的不同的盲反卷积复原方法复原出了清晰的观测目标。

然而, 传统的各类盲反卷积方法并未对噪声作特殊的考虑, 而实际的观测目标成像除了大气湍流退化还存在噪声的污染。由于噪声的存在, 使得盲反卷积求解成为病态问题, 复原出来的解偏离真实值, 并且噪声会随着盲反卷积复原迭代次数的增加而放大, 导致复原过程不收敛。

为此, 本文根据噪声特性, 提出了一种新的盲反卷积复原方法。本文第二节将详细地描述该盲反卷积复原方法的原理, 第三节描述利用基于共轭梯度优化方法的交替迭代算法实现提出的盲反卷积方法的数值求解, 最后部分将以计算机模拟的大气湍流噪声图像的盲反卷积复原结果验证提出算法的有效性。

## 2 基于噪声特性的盲反卷积复原原理

在高光子水平或者以 CCD 读出噪声为主的情况下, 噪声满足加性高斯模型, 大气湍流退化过程可表示为如下式:

$$d(x) = o(x) * h(x) + n(x), \quad (1)$$

式中  $x$  为图像像元位置坐标点;  $d(x)$  为 CCD 所采集到的图像;  $o(x)$  为观测目标原始图像;  $h(x)$  系统点扩展函数;  $n(x)$  为噪声。

传统的空域最优化盲反卷积复原方法<sup>[5~11]</sup>可表示为如下的最小化模型:

$$\min_{o, h} J(o, h) = \min_{o, h} \left\{ \frac{1}{2} \sum_x [d(x) - o(x) * h(x)]^2 \right\}. \quad (2)$$

当退化图像存在噪声污染, 由(1)式可得

$$n(x) = d(x) - o(x) * h(x). \quad (3)$$

结合(3)式可知, (2)式最小化模型的物理含义是噪声方差最小化, 其最优解即为噪声方差为零的解, 而实际中噪声方差不可能为零, 因此导致盲反卷积复原的解偏离真实解, 并且噪声会在求解迭代中被放大。

因此, 假设噪声均值为零(噪声均值等效于目标图像均匀背景不影响图像复原), 均方根为  $\sigma$ , 即

$$\sum_x n(x) = 0, \quad (4)$$

$$\sum_x n^2(x) = \sigma^2, \quad (5)$$

分别对噪声方差与噪声均值作最小二乘估计, 可得如下表达式:

$$\min_{o, h} J(o, h) = \min_{o, h} \frac{1}{2} \left[ \sqrt{\sum (d - o * h)^2} - \sigma \right]^2, \quad (6)$$

$$\min_{o, h} J(o, h) = \min_{o, h} \frac{1}{2} \left[ \sum (d - o * h) - 0 \right]^2, \quad (7)$$

综合考虑(6)式和(7)式的最小二乘估计, 提出新的盲反卷积复原最小化模型如下:

$$\min_{o, h} J(o, h) = \min_{o, h} \left\{ \left[ \sqrt{\sum (d - o * h)^2} - \sigma \right]^2 + \alpha \left[ \sum (d - o * h) \right]^2 \right\}, \quad (8)$$

式中  $\alpha$  为权重系数。

最小化模型(8)式的前一项的表示盲反卷积复原必须保证噪声的均方根值为  $\sigma$ , 后一项表示盲反卷积复原必须保证噪声的均值为零。因此, (8)式最小模型的最优解为(1)式的近似解。

具有物理意义的约束, 可以增加盲反卷积复原求解过程的收敛性<sup>[5]</sup>, 为此, 在(8)式中加入非负约束、能量守恒约束以及多帧约束, 则最小化模型表示如下:

$$\min_{\phi, \psi_1, \dots, \psi_k} J(\phi, \psi_1, \psi_2, \dots, \psi_k) = \min_{\phi, \psi_1, \dots, \psi_k} \sum_k \left\{ \left[ \sqrt{\sum (d - \phi^2 * \psi_k^2)^2} - \sigma \right]^2 + \alpha \left[ \sum (d - \phi^2 * \psi_k^2) \right]^2 + \beta \left( \sum \psi_k^2 - 1 \right)^2 \right\}, \quad (9)$$

其中

$$o(x) = \phi^2(x), \quad (10)$$

$$h(x) = \psi^2(x), \quad (11)$$

(9)式  $k$  帧连和的形式为多帧约束, 因为在较短的时间内, 点扩展函数  $h$  是变化的, 而目标原始图像  $o$  可假定为不变的。(9)式第一项和第二项的物理含义分别是使噪声的均方根值为  $\sigma$  和噪声的均值为零。第三项为能量守恒约束, 因为大气湍流退化只是改变了观测目标的能量分布, 而不改变能量总和, 因此, 点扩展函数能量和应为 1, 其中  $\beta$  为权重系数。(10)式(11)式为非负约束, 确保观测目标原始图像  $o$  和点扩展函数  $h$  非负。

## 3 数值实现及参数选择

盲反卷积复原最小化模型(9)式的最小化问题应满足如下的极值条件:

$$\frac{\partial J}{\partial \phi} = \sum_K \left\{ -4\phi(d - \phi^2 * \psi_k^2) * \psi_k^2(-x) \frac{\sqrt{\sum(d - \phi^2 * \psi_k^2)^2} - \sigma}{\sqrt{\sum(d - \phi^2 * \psi_k^2)^2}} - 4\alpha\phi \sum(d - \phi^2 * \psi_k^2) \sum \psi_k^2(-x) \right\} = 0, \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \psi_k} = & -4\psi_k(d - \phi^2 * \psi_k^2) * \phi^2(-x) \frac{\sqrt{\sum(d - \phi^2 * \psi_k^2)^2} - \sigma}{\sqrt{\sum(d - \phi^2 * \psi_k^2)^2}} - 4\alpha\psi_k \sum(d - \phi^2 * \psi_k^2) \sum \phi^2(-x) + \\ & 4\beta\psi_k(\sum \psi_k^2 - 1) = 0, \end{aligned} \quad (13)$$

因此,可以采取交替迭代算法求解(9)式,流程简单表示如下:

1) 设定初始值  $\phi^0, \psi_1^0, \psi_2^0, \dots, \psi_k^0$ ;

2) 固定  $\phi^n$ , 利用(12)式,以  $\psi_1^n, \psi_2^n, \dots, \psi_k^n$  为初始值,通过共轭梯度数值优化方法最小化  $\min J(\psi_1^{n+1}, \psi_2^{n+1}, \dots, \psi_k^{n+1})$ , 求得  $\psi_1^{n+1}, \psi_2^{n+1}, \dots, \psi_k^{n+1}$ ;

3) 固定  $\psi_1^{n+1}, \psi_2^{n+1}, \dots, \psi_k^{n+1}$ , 利用(13)式,以  $\phi^n$  为初始值,通过共轭梯度数值优化方法最小化  $\min J(\phi^{n+1})$ , 求得  $\phi^{n+1}$ ;

4) 若满足退出条件,则停止迭代;否则转第2步继续迭代。

参数  $\alpha, \beta$  以及初始值  $\phi^0, \psi_1^0, \psi_2^0, \dots, \psi_k^0$  的选取对优化迭代求解有较大的影响。参数  $\alpha$  的作用是保证盲反卷积复原过程中噪声零均值特性,一般取  $\alpha = 10^{-4}$ 。参数  $\beta$  能量守恒的权重系数,取值过大,则(10)式的前两项的复原作用将会减弱;取值过小,则导致能量不守恒,引起盲反卷积复原过程不收敛。

初始值  $\phi_0$  可取退化图像初始值  $d; \psi_1^0, \psi_2^0, \dots, \psi_k^0$  可取能量总和为1的直流值<sup>[12]</sup>。

## 4 实验结果

根据 Taylor 假设,当曝光时间小于 20 ms 时,大气被“冻结”,可以用随机相位屏模拟等晕区内的大气湍流退化影响。模拟大气湍流的随机相位屏,可以通过对一个正态分布的随机函数,用大气功率谱的平方根构成的滤波函数进行滤波,然后进行傅里叶逆变换而得到<sup>[13,14]</sup>。

在计算机上模拟大气湍流的望远镜成像过程时,设定大气相干长度  $r_0 = 0.1$  m,望远镜入直径  $D = 2.0$  m,工作波长  $\lambda = 700$  nm。

定义图像信噪比为

$$R_{SN} = 10 \lg \frac{\sum [o(x) * h(x)]^2}{\sum n(x)^2}, \quad (14)$$

复原图像与观测的原始清晰图像之差的平方和作为复原误差,以评价复原结果的优劣,表示如下:

$$n_{error} = \sum_x [o_{original}(x) - o_{restoration}(x)]^2, \quad (15)$$

式中  $o_{original}$  表示清晰的原始观测图像,  $o_{restoration}$  表示复原结果的图像。

图 1(a)为观测目标原始图像,采用 OCRN5 卫星的数字仿真图像;本文模拟了 5 帧大气湍流退化图像,图 1(b)是其中具有代表性的一帧大气湍流退化图像。

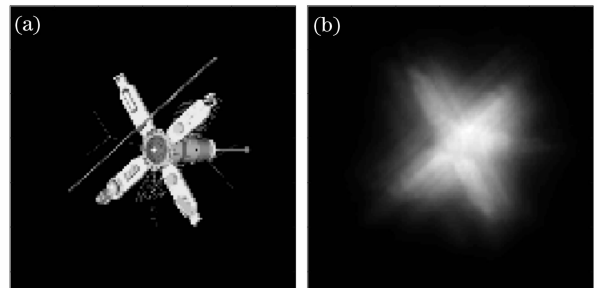


图 1 (a) 观测目标原始图像, (b) 大气湍流退化图像

Fig. 1 (a) Original image of observation target, (b) atmospheric turbulence-degraded image

图 2(a)是在大气湍流退化噪声图像,通过对图 1(b)加入高斯噪声得到,信噪比  $R_{SN} = 17$  dB;图 2(b)是本文算法的复原结果,其中复原参数  $\alpha = 10^{-4}, \beta = 10^{-4}, K = 5$ 。图 2(c)是传统算法的复原结果;图 2(d)是本文算法和传统算法的随复原迭代次数变化的复原误差的曲线图,实线表示本文算法的复原误差,虚线表示传统算法的复原误差。

图 3(a)是在大气湍流退化噪声图像,通过对图 1(b)加入高斯噪声得到,信噪比  $R_{SN} = 10$  dB;图 3(b)是本文算法的复原结果,其中复原参数  $\alpha = 10^{-4}, \beta = 10^{-4}, K = 5$ 。图 3(c)是传统算法的复原结果;图 3(d)是本文算法和传统算法的随复原迭代次数变化的复原误差的曲线图,实线表示本文算法的复原误差,虚线表示传统算法的复原误差。

比较图 2(b)与图 2(c),以及图 3(b)与图 3(c)

可知,传统算法复原图像包含较多的噪声,而本文算法明显地抑制了噪声,本文算法的复原结果优于传统算法的复原结果。

由图 2(d)和图 3(d)可知,传统算法(虚线表示)在复原初期,复原误差随着迭代次数增加而减小,但是,当迭代次数超过 10 次之后,随着迭代次数增加,复原误差反而变大,复原过程趋向不收敛。而本文算法(实线表示),复原误差总是随着迭代次数增加而减小,而且本文算法的最小复原误差要远远小于

传统算法的最小复原误差。可见,本文提出的盲反卷积复原方法,避免了传统方法对噪声图像复原的不收敛性,抑制了噪声对图像复原的影响。

图 2 和图 3 两组不同信噪比的退化图像的复原结果说明了本文提出的算法对不同信噪比的大气湍流退化噪声图像的复原性能,即使在噪声污染严重的情况( $R_{SN} = 10$  dB),也能复原出较为清晰的观测目标。

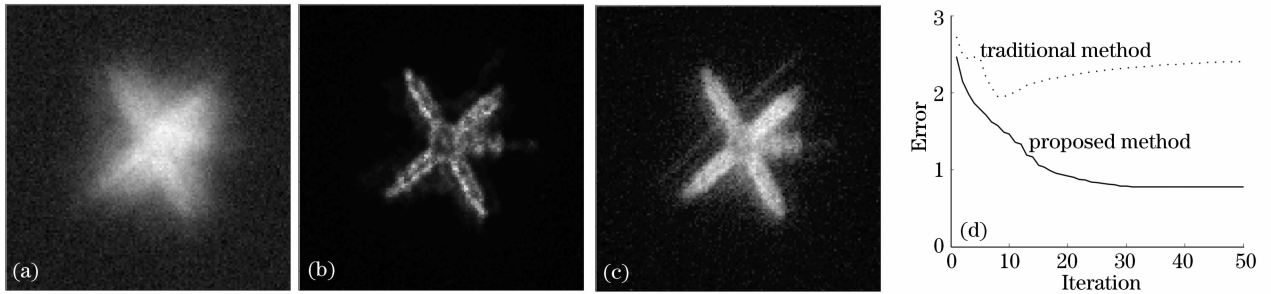


图 2 (a)大气湍流退化噪声图像( $R_{SN} = 17$  dB), (b)本文算法复原的图像, (c)传统算法复原的图像, (d)本文算法和传统算法的收敛性比较

Fig. 2 (a) Atomospheric turbulence-degraded image with noise ( $R_{SN} = 17$  dB), (b) restored image by the proposed method, (c) restored image by traditional method, (d) convergence comparison of the proposed method and traditional method

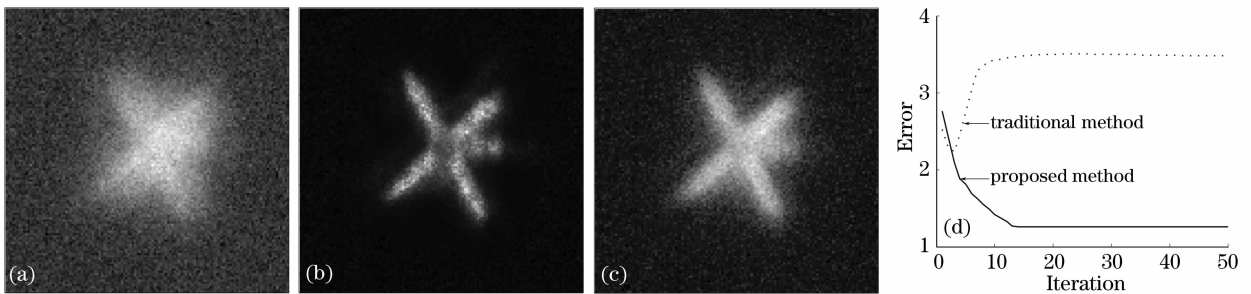


图 3 (a)大气湍流退化噪声图像( $R_{SN} = 10$  dB), (b)本文算法复原的图像, (c)传统算法复原的图像, (d)本文算法和传统算法的收敛性比较

Fig. 3 (a) Atomospheric turbulence-degraded image with noise( $R_{SN} = 10$  dB), (b) restored image by the proposed method, (c) restored image by traditional method, (d) convergence comparison of the proposed method and traditional method

### 5 结 论

为克服大气湍流及噪声对目标观测的影响,本文提出了基于噪声特性的图像盲反卷积图像复原方法,该方法不同于传统的空域最优化盲反卷积复原方法,利用噪声的均值和均方根值建立盲反卷积最小化模型,达到抑制噪声,避免传统的空域最优化盲反卷积过程不收敛的效果。本文对大气湍流退化和噪声污染的模拟图像进行了复原,实验结果表明,该复原方法避免了传统的空域最优化盲反卷积复原方法对噪声污染图像复原的缺陷,有效地消除大气湍流和噪声的影响。本文图像盲反卷积复原方法的研究,对地基

望远镜的观测有重要的基础性作用。

### 参 考 文 献

- 1 R. G. Lane, R. H. T. Bates. Automatic multidimensional deconvolution[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1987, **4**(1): 180~188
- 2 T. J. Holmes. Blind deconvolution of quantum-limited incoherent imagery: maximum-likelihood approach[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1992, **9**(7): 1052~1061
- 3 T. J. Schulz. Multiframe blind deconvolution of astronomical images[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1993, **10**(5): 1064~1073
- 4 R. G. Lane. Blind deconvolution of speckle images[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1992, **9**(9): 1508~1514
- 5 E. Thiebaut, J. M. Conan. Strict a priori constraints for maximum-likelihood blind deconvolution[J]. *J. Opt. Soc. Am.*

- A, 1995, **12**(3): 485~492
- 6 Y. L. You, M. Kaveh. Ringing reduction in image restoration by orientation-selective regularization [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 1996, **3**(2): 29~31
- 7 P. Charbonnier, L. Blanc-Feraud, G. Aubert. Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(2): 298~311
- 8 Y. L. You, M. Kaveh. Blind image restoration by anisotropic regularization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(3): 396~407
- 9 S. C. Park, M. G. Kang. Noise-adaptive edge-preserving image restoration algorithm[J]. *Opt. Eng.*, 2000, **39**(12): 3124~3136
- 10 T. F. Chan, C. K. Wong. Total variation blind deconvolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(3): 370~375
- 11 C. R. Vogel, M. E. Oman. Fast, robust total variation-based reconstruction of noisy, blurred images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(6): 813~824
- 12 Luo Lin, Liao Sheng, Fan Min. Effects of large telescope aberrations on speckle imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, **25**(11): 1447~1451
- 罗林, 廖胜, 樊敏. 天文望远镜像差对斑点成像技术的影响[J]. *光学学报*, 2005, **25**(11): 1447~1451
- 13 E. M. Johansson, D. T. Gavel. Simulation of stellar speckle imaging[C]. *Proc. SPIE*, 1994, **2200**: 372~383
- 14 Qiang Li, Sheng Liao, Honggang Wei. Restoration of solar and star images with phase diversity-based blind deconvolution[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2007, **5**(4): 201~203