

基于相位估计的湍流降质图像盲复原*

杨阿锋, 鲁敏, 滕书华, 孙即祥

(国防科技大学 电子科学与工程学, 湖南 长沙 410073)

摘要:地基望远镜观测的空间目标图像受大气湍流的影响,其分辨率受到很大的限制。为了提高湍流降质图像的复原效果,提出一种改进的盲解卷积方法。考虑观测图像受到高斯噪声和泊松噪声的干扰,推导出基于混合噪声模型的盲解卷积代价函数;根据傅里叶光学原理,利用波前相位表示点扩展函数,将点扩展函数从像素值估计转换为参数估计;通过参数化表示方式,将代价函数寻优从约束最优化问题转换为无约束最优化问题。模拟实验结果验证了本文模型与数值算法的有效性。

关键词:湍流降质图像;盲解卷积;混合噪声模型;波前相位;点扩展函数

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2013)06-0103-06

Phase estimation based blind restoration for atmospheric turbulence degraded images

YANG Afeng, LU Min, TENG Shuhua, SUN Jixiang

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The resolution of space object images observed by ground-based telescope is greatly limited due to the influence of atmospheric turbulence. An improved blind deconvolution method is presented to enhance the performance of turbulence degraded images restoration. Firstly, a mixed noise model based blind deconvolution cost function was deduced under Gaussian and Poisson noise contamination of measurement. Then, point spread function (PSF) was described by wavefront phase aberrations in the pupil plane according to Fourier Optics theory. In this way, the estimation of PSF was generated from the wavefront phase parameterization instead of pixel domain value. Finally, the cost function was converted from constrained optimization problem to non-constrained optimization problem by means of parameterization of object image and PSF. Experimental results show that the proposed method can recover high quality image from turbulence degraded images effectively.

Key words: turbulence degraded images; blind deconvolution; mixed noise model; wavefront phase; point spread function

随着科学技术的不断进步,人类对太空的认知已经有了长足的进展。自伽利略第一次用望远镜观测天体以来,利用望远镜系统进行天文观测一直是人们探索太空的重要手段之一。空间目标发出的光波穿过大气层到达地球表面时,由于大气湍流造成了空气折射率的不均匀性,波前的振幅和相位都受到了严重的随机扰动,大气湍流的动态扰动会使大口径望远镜所观测到的目标像细节分辨不清且不断改变成像光斑的形状,因而大大降低了望远镜对目标的探测能力,也降低了测量定位精度^[1]。

湍流退化图像的复原是一个世界性难题,也是国内外不少宇航学者和科学家多年来一直致力解决的问题。特别是随着航空航天空间技术的发展,从湍流退化图像中有效地恢复出原目标图像,已经引起航空航天领域的特别重视。自20世纪

60年代开始,各国学者在克服大气干扰、重建畸变图像方面作了大量的研究工作,提出了许多有关湍流退化图像的复原方法和技术,如幸运成像(Lucky Imaging)^[2]、斑纹干涉技术(Speckle Interferometric Imaging)^[3]等,其中,基于盲解卷积的复原方法取得了极大的成功^[4-8]。

所谓盲解卷积(Blind Deconvolution)就是利用观测图像和适当的先验信息联合估计原始清晰图像与模糊函数(一般称为点扩展函数),建立合理的噪声模型是盲解卷积方法能够取得较好复原效果的基础。近年来,许多学者提出了大量的盲解卷积算法,这些算法通常认为噪声是单一的高斯噪声^[9]或泊松噪声^[10],但是实际的观测图像常常受到多种类型噪声的干扰,因此为了获得更好的复原效果,需要考虑在多噪声条件下的盲解卷积模型。先验知识的合理利用是盲解卷积方法能

* 收稿日期:2013-06-30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60972114);中国博士后科学基金资助项目(2012M512168)

作者简介:杨阿锋(1983—),男,湖南湘乡人,博士研究生,E-mail: yangafeng09@163.com

孙即祥(通信作者),教授,硕士,博士生导师,E-mail: sjx75461@hotmail.com

够成功的关键,特别是对湍流降质图像,点扩展函数的估计是其核心部分。目前大多数的盲解卷积算法采用正则化的方法来约束点扩展函数,但是一般来说,正则化方法的数学意义大于物理意义,它主要用来减小代价函数的解空间,改善盲复原问题的不适定性。针对上述问题,本文提出了一种改进的盲解卷积算法,其创新点主要体现在两个方面:(1) 针对湍流降质图像的特点,考虑泊松和高斯两种噪声的影响,推导出基于混合噪声模型的代价函数;(2) 根据傅里叶光学原理,利用波前相差来描述点扩展函数,将盲解卷积过程中对点扩展函数像素值的估计转换为对参数的估计。

1 湍流降质图像盲解卷积模型

大气湍流对目标成像的影响通常假定为线性位移不变系统,一般表示成点扩展函数与目标图像的卷积形式,基于卷积形式的盲复原过程称为盲解卷积。同时,观测图像不可避免地受到噪声的污染,天文图像的主流噪声通常是服从泊松分布的光子噪声,但天文目标图像的背景大多很暗,在这些暗区域,CCD 电子噪声是主要的,它服从高斯分布。因此,将观测图像的降质过程表示为矩阵与向量的乘积形式:

$$g = \text{Poisson}(\mathbf{H}f) + e \tag{1}$$

其中, $g \in \mathbf{R}^{M^2}$ 表示观测的降质图像, $f \in \mathbf{R}^{M^2}$ 为原始清晰图像, $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{M^2 \times M^2}$ 表示湍流点扩展函数的卷积矩阵, $\mathbf{H}f$ 等价于点扩展函数与原始清晰图像的卷积过程,即 $\mathbf{H}f \triangleq \mathbf{h} \otimes f$, \mathbf{H} 和 \mathbf{h} 之间可以相互转换。 $e \sim N(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ 为高斯白噪声。根据中心极限定理, $\text{Poisson}(\lambda) \approx N(\lambda, \lambda)$, 因此,式(1)可以近似表示为如下形式:

$$g = \mathbf{H}f + e' \tag{2}$$

其中, $e' \sim N(0, \text{diag}(\sigma^2 \mathbf{I} + \mathbf{H}f))$, 由于 CCD 产生的高斯白噪声方差一般较小,假设 $\mathbf{H}f \approx g$, 因而噪声方差可以近似表示为: $e' \sim N(0, \text{diag}(\sigma^2 \mathbf{I} + g))$ 。

图像盲复原的目的就是通过观测图像(g)估计原始清晰目标像(\hat{f})和点扩展函数(\hat{H}),相当于利用一个已知量求解两个未知量,这是典型的不适定反问题(ill-posed inverse problem),贝叶斯机制是求解此类统计问题的有效方法。另外,基于多帧图像的盲解卷积可以充分利用图像序列中的附加空域时域信息,改善恢复效果。多帧观测数据的使用可以作为图像解卷积复原一个附加约束,即未知量和观测量的比率从单帧图像的 2:1 下降到了多帧图像的 $(K+1):K$,增加了多余观

测,改善了图像复原问题的病态性。利用最大似然估计理论,估计目标像 \hat{f} 和点扩展函数 $\{\hat{H}_k\}$ 相当于求取负对数似然函数的极小值,结合式(2),得到如下代价函数:

$$J(\{\mathbf{H}_k\}, f) = \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^{M^2} \frac{1}{\sigma_k^2 + g_k(m)} [g_k(m) - (\mathbf{H}_k f)(m)]^2 \tag{3}$$

其中, K 表示序列帧数, g_k , \mathbf{H}_k 和 σ_k 分别表示第 k 帧观测图像、点扩展函数卷积矩阵以及高斯噪声的方差, f 为未知的目标图像。

图像盲解卷积能否取得成功的关键在于先验知识的合理利用。由于图像的像素值不可能出现负值,首先对 f 作非负性约束,将其参量化表示为

$$f(x) = \alpha(x)^2 \tag{4}$$

式中, x 表示图像中像素点的空间位置, α 为一无约束变量,用它的平方来保证目标像 $f \geq 0$ 。

在湍流退化图像盲复原问题中,湍流点扩展函数的正确估计是其核心部分。根据傅里叶光学原理^[11],将第 k 帧观测图像的点扩展函数用波前相差表示成如下形式:

$$h_k(x) = |F(p(u)e^{i\varphi_k(u)})|^2 \tag{5}$$

式中, $F(\cdot)$ 表示傅里叶变换, $\varphi_k(u)$ 为波前相位, $p(u)$ 为孔径函数。一般假设 $p(u)$ 在光瞳内为 1,在光瞳外为 0。通常情况下,波前相位可以用一系列正交多项式的线性组合表示,由于泽尼克(Zernike)多项式各阶的相差意义明显,故在光学领域得到广泛应用。大气湍流引起的波前相位扰动用 Zernike 多项式展开表示为

$$\varphi_k(u) = \sum_{l=1}^{\infty} \beta_l^{(k)} Z_l(u) \tag{6}$$

其中, $\beta_l^{(k)}$ 表示第 k 帧点扩展函数的第 l 阶 Zernike 多项式的系数, $Z_l(u)$ 为第 l 阶 Zernike 多项式。利用 Zernike 多项式的展开表示波前相位畸变时,只选取有限的阶数进行计算,这就对波前相位进行了截断,造成部分高频信息的损失,但是在大气湍流中,高频成分所占比例很小,前 65 阶 Zernike 多项式所占的比例超过了 95%。因此在本文中,描述波前相位的 Zernike 多项式的阶数定为 80,即 $\varphi_k(u) \approx \sum_{l=1}^{80} \beta_l^{(k)} Z_l(u)$ 。结合式(3)~式(6),代价函数转换为如下形式:

$$\begin{cases} J(\{\beta_k\}, \alpha) = \sum_{k=1}^K \sum_{x=1}^{M^2} \frac{1}{\sigma_k^2 + g_k(x)} [g_k(x) - (h_k \otimes f)(x)]^2 \\ f(x) = \alpha(x)^2 \\ h_k(x) = |F(p(u) \exp(\sum_l \beta_l^{(k)} Z_l(u)))|^2 \end{cases} \tag{7}$$

通过参数化的表达方式,将原来对 f 和 h_k 的估计转换为对 α 和 Zernike 系数 $\beta^{(k)}$ 的估计,同时将约束最优化问题转化为无约束最优化问题。此时,多帧湍流降质图像的盲复原等价于如下最优化问题的求解:

$$\begin{cases} \hat{\alpha}, \{\hat{\beta}^{(k)}\} = \underset{\alpha, \{\beta_k\}}{\operatorname{argmin}} J(\{\beta^{(k)}\}, \alpha) \\ \hat{f} = \hat{\alpha}^2 \\ \hat{h}_k(x) = \left| F(p(u) \exp(\sum_l \hat{\beta}_l^{(k)} Z_l(u))) \right|^2 \end{cases} \quad (8)$$

注意到在式(7)中,代价函数 $J(\{\beta^{(k)}\}, \alpha)$ 关于 $\{\beta^{(k)}\}$ 和 α 是非凸的,直接对式(8)求解容易陷入局部极小值,导致得到无意义的复原结果。但当 α 固定时, $J(\{\beta^{(k)}\}, \alpha)$ 是关于 $\{\beta^{(k)}\}$ 的凸函数;同样当 $\{\beta^{(k)}\}$ 固定时, $J(\{\beta^{(k)}\}, \alpha)$ 也是关于 α 的凸函数,因此考虑采用交替寻优(Alternating Optimization)的方法求解式(8),也

$$\begin{cases} \frac{\partial J(\{\beta^{(k)}\}, \alpha)}{\partial \alpha} = 4\alpha \cdot \sum_{k=1}^K \left[h_k^+ \otimes \left(\frac{h_k \otimes f - g_k}{\sigma_k^2 + g_k} \right) \right] \\ \frac{\partial J(\{\beta^{(k)}\}, \alpha)}{\partial \beta_l^{(k)}} = -4 \cdot \sum_x \left[f^+ \otimes \left(\frac{h_k \otimes f - g_k}{\sigma_k^2 + g_k} \right) \right] \cdot \operatorname{Im} \{ [F(p(u) e^{j\varphi_l(u)})]_x^* F[p(u) e^{j\varphi_l(u)} Z_l(u)]_x \} \end{cases} \quad (10)$$

基于波前相位估计的盲复原算法,利用傅里叶光学原理,采用成像系统的孔径函数 $(p(u))$ 和波前相位 $(\varphi(u))$ 表示点扩展函数(如式(5)所示),不仅保证了点扩展函数的非负性,同时也约束了点扩展函数的分布形式,将对点扩展函数的估计转换为对参数 $\varphi(u)$ 的估计。利用 Zernike 多项式的线性组合来描述波前相位,将相位估计

就是将其分解为两个最优化问题的求解:

$$\begin{cases} \{\hat{\beta}^{(k)}\} = \underset{\{\beta_k\}}{\operatorname{arg min}} J(\{\beta^{(k)}\}, \alpha), \text{ 固定 } \alpha \\ \hat{\alpha} = \underset{\alpha}{\operatorname{arg min}} J(\{\beta^{(k)}\}, \alpha), \text{ 固定 } \{\beta^{(k)}\} \end{cases} \quad (9)$$

同时在交替迭代过程中,对目标图像和点扩展函数加入适当的先验约束(如点扩展函数归一化、目标图像的有限支撑域等),以避免结果陷入局部极小点。对式(9)的求解方法有很多,在本文中,我们选择共轭梯度法(Conjugate Gradient)求解此类最优化问题。顾名思义,共轭梯度法在寻优过程中需要计算代价函数的梯度,式(10)给出代价函数关于 α 和 $\beta_l^{(k)}$ 的偏导。式中, $f^+(x) = f(-x)$, $h_k^+(x) = h_k(-x)$, \otimes 表示二维卷积, $\operatorname{Im}(\)$ 表示取复数的虚部。

转换为对 Zernike 系数 $\beta_l(l=1,2,\dots)$ 的估计。通过这样一种方式,将多帧盲解卷积未知量与已知量的比例从 $(K+1):K$ 下降到 $(K+(L/M^2)):K$ (L 为 Zernike 多项式的阶数, M^2 为图像的像素个数, $L \ll M^2$),进一步改善盲复原问题的不适定性。基于波前相位估计的湍流降质图像盲复原算法整体流程框图如图 1 所示。

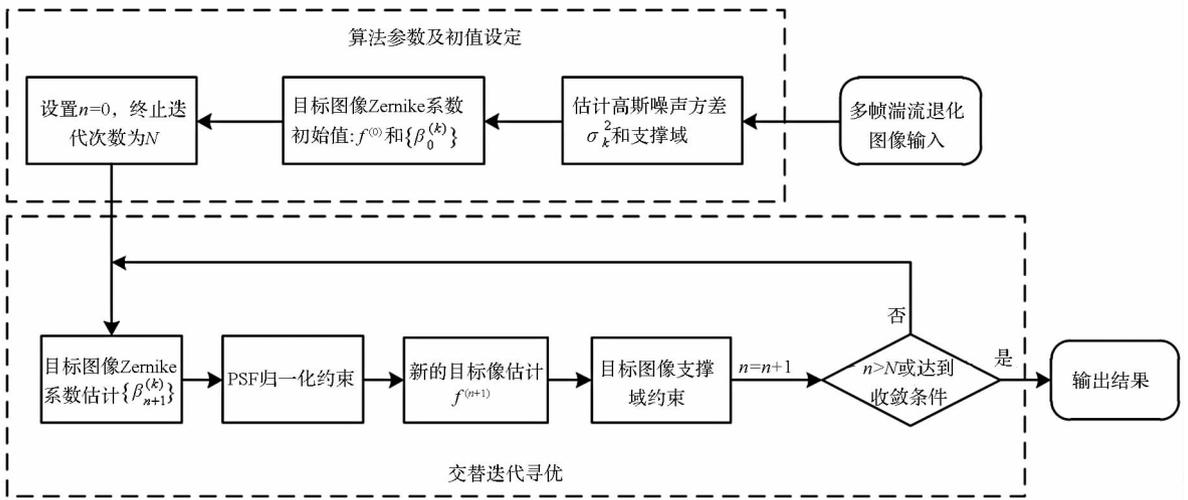


图 1 基于波前相位估计的湍流降质图像盲复原算法流程框图

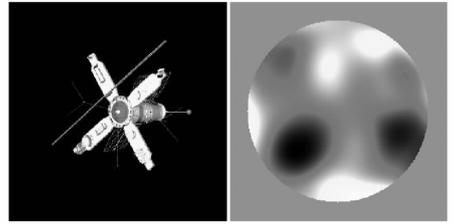
Fig. 1 The architecture of wave-front phase estimation based turbulence degraded image blind restoration algorithm

2 实验结果与分析

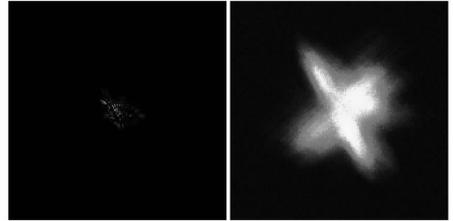
本节针对模拟湍流降质图像进行盲复原实验,从定量指标与视觉效果两个方面,对复原后的目标图像进行评估。另外,将本文的复原结果与多帧 Richardson-Lucy 迭代盲解卷积(MF-RLIBD)算法^[12]、在线盲解卷积(Online-BD)算法^[13]结果进行比较,以检验算法的正确性和有效性。

2.1 扩展目标盲复原实验

选用尺寸为 256×256 的 OCNR5 标准测试图片进行测试,如图 2(a)所示。望远镜口径设为 1m,大气湍流 Fried 参数 $r_0 = 0.15$,并在图像中加入适当的泊松噪声和方差 $\sigma^2 = 5$ 的高斯噪声,仿真得到一系列大气湍流模糊图像,光瞳面上的波前相位、湍流点扩展函数以及降质图像分别如图 2(b)、2(c)和 2(d)所示。

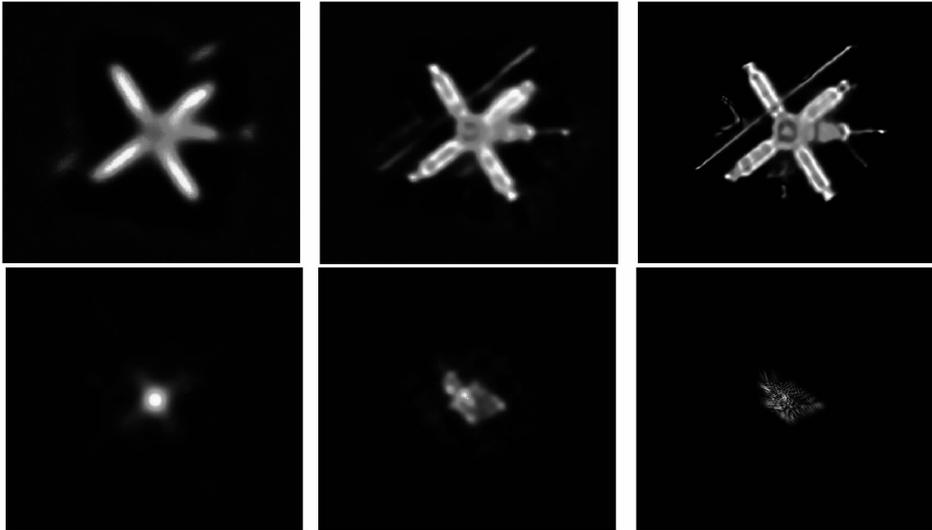


(a)原始清晰图像 (b)波前相位



(c)湍流点扩展函数 (d)湍流降质图像

图 2 OCNR5 模拟波前相位畸变以及湍流降质图像
Fig. 2 Synthetic wavefront phase aberration and turbulence degraded image of OCNR5



(a) Online-BD (b) MF-RLIBD (c) 本文算法

图 3 三种盲复原算法得到的扩展目标图像与点扩展函数

Fig. 3 The restoration results of three blind deconvolution algorithms

在具体的实验中,选用 8 帧湍流降质图像进行盲复原实验,图像的初始估计为 8 帧降质图像的平均,Zernike 系数初始估计为全零常数。图 3 给出了本文算法盲复原得到的目标图像与点扩展函数,并与 MF-RLIBD、Online-BD 算法进行结果比较;表 1 给出了各算法复原结果的均方误差(MSE)和峰值信噪比(PSNR)。

表 1 各算法复原结果的 MSE、PSNR 比较

Tab. 1 Blind restoration results comparison of MSE and PSNR

	Online-BD	MF-RLIBD	本文算法
MSE	630.7	571.4	420.2
PSNR (dB)	20.1	20.6	21.9

无论从视觉效果还是从定量指标(MSE, PSNR)来比较,本文算法都要优于 MF-RLIBD 算法和 Online-BD 算法。从实验结果可以看出,针对混合噪声模型,在线盲复原算法(Online-BD)恢复得到的目标图像仍然较为模糊,估计的点扩展函数与真实点扩展函数差距较大,主要原因是 Online-BD 算法的代价函数是基于高斯噪声的最小二乘模型,没有考虑泊松噪声的影响,因而导致复原效果不理想。相比之下, MF-RLIBD 算法的复原效果有较大改善,但是从本质上来说, MF-RLIBD 是利用贝叶斯最大似然原理,从泊松噪声模型推导出的交替迭代算法,它忽略了高斯噪声的存在,另外,它也没有充分利用湍流点扩展函数

的先验知识,因而复原效果不如本文算法。

2.2 双星目标盲复原实验

在 256×256 的图像上用相邻的两个亮点模拟双星目标(图4(a))。用计算机模拟双星目标

湍流退化过程,附加泊松噪声与高斯噪声,得到10帧序列降质图像,点扩展函数和第1帧降质图像分别如图4(b)和4(c)所示,第1帧降质图像的三维分布如图4(d)所示。

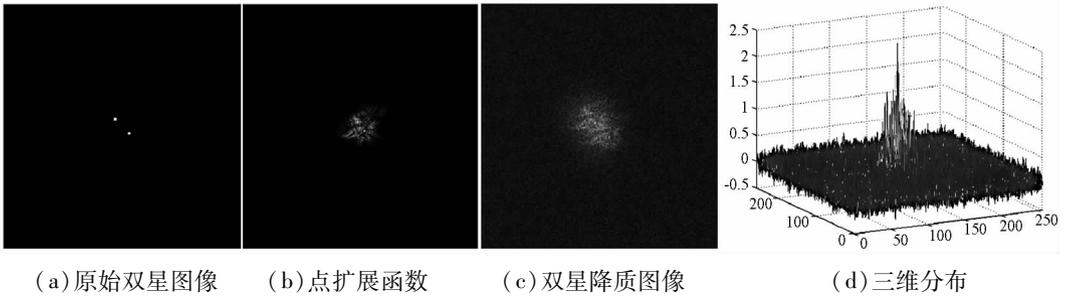


图4 模拟双星图像降质过程及其三维分布

Fig. 4 Synthetic degraded image of double stars and its 3D distribution

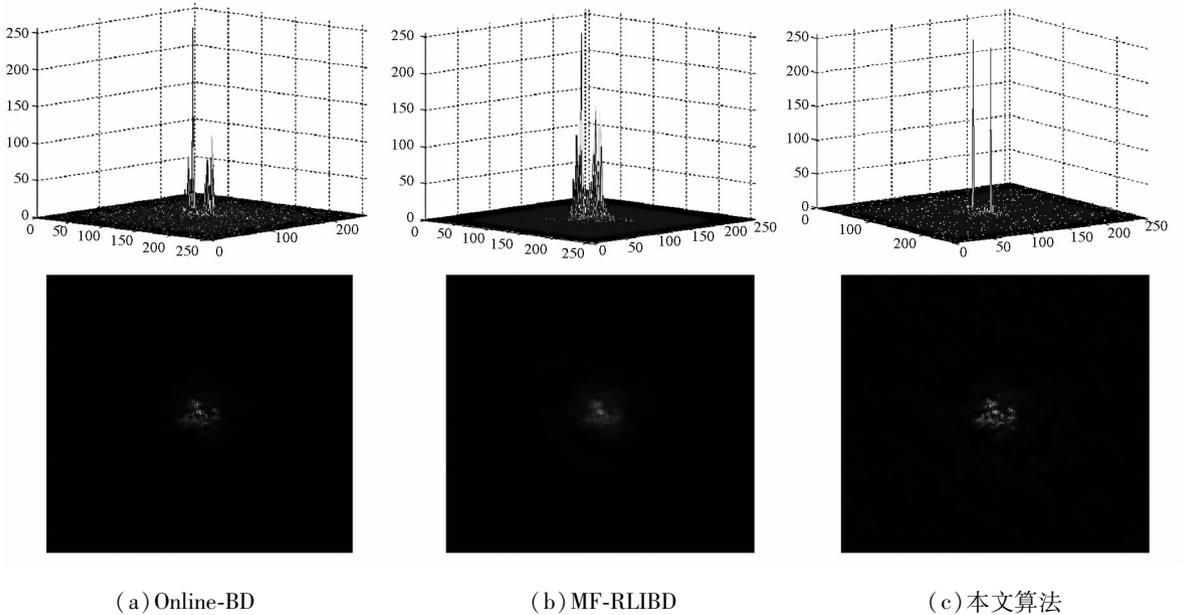


图5 双星目标三种复原算法结果比较

Fig. 5 The restoration results comparison of three algorithms for double stars

对模拟得到的10帧序列双星湍流退化图像,分别采用MF-RLIBD算法、Online-BD算法以及本文算法进行盲解卷积实验,复原得到的双星图像三维强度分布和点扩展函数如图5所示。通过实验可以看出,MF-RLIBD算法和Online-BD算法的复原结果比较分散,在目标点的周围仍有较大噪声,其点扩展函数也比较模糊。另外,与扩展目标复原结果不同,Online-BD对双星目标图像的复原效果要略优于MF-RLIBD算法。本文算法在图像结构保持与噪声去除间取得了较好的平衡,复原效果要明显优于其它两种算法。

3 结语

本文针对如何有效地从多帧降质图像中恢复清晰目标图像展开研究,推导了混合噪声模型下

盲解卷积的代价函数,根据傅里叶光学原理,利用成像系统的孔径函数和波前相位来描述点扩展函数,不仅约束了点扩展函数的分布形式,而且有效地降低了盲解卷积问题的不稳定性。实验结果表明,针对扩展目标和点状目标,本文算法能够有效地从模拟湍流降质图像中恢复出点扩展函数和原始图像,无论从视觉效果还是从定量指标来比较,都要优于MF-RLIBD算法和在线盲复原(Online-BD)算法。

目前,本文盲解卷积方法利用共轭梯度法求解代价函数,需要迭代数百次才能得到较好的结果,下一步将对如何提高寻优算法的收敛速度展开研究。另外,对代价函数施加合适的正则项约束也是未来工作研究的重点。

参考文献 (References)

- [1] 耿则勋, 陈波, 王振国, 等. 自适应光学图像复原理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2010; 19-25.
GENG Zexun, CHEN Bo, WANG Zhenguo, et al. The theory and algorithms of adaptive optics image restoration [M]. Beijing: Science press, 2010; 19-25 (in Chinese)
- [2] Tubbs R N. Lucky Exposures: Diffraction limited astronomical imaging through the atmosphere [D]. London: Cambridge University, 2003.
- [3] Labeyrie A. Attainment of diffraction-limited resolution in large telescopes by fourier analyzing speckle patterns in star images [J]. *Astronomy & Astrophysics*, 1970, 6:85-87.
- [4] Matson C L, Borelli K, Jefferies S, et al. Fast and optimal multi-frame blind deconvolution algorithm for high-resolution ground-based imaging of space objects [J]. *Applied Optics*, 2009, 48 (1): A75-A92.
- [5] Zhu X, Milanfar P. Removing atmospheric turbulence via space-invariant deconvolution [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35 (1): 157-170.
- [6] Shi D F, Fan C Y, Shen H, et al. Application of multi-frame approach in single-frame blind deconvolution [J]. *Optics Communications*, 2012, 285(24): 4937-4940.
- [7] Vorontsov S V, Strakhov V N, Jefferies S M, et al. Deconvolution of astronomical images using SOR with adaptive relaxation [J]. *Optics Express*, 2011, 19 (14): 13509-13524.
- [8] Yan L X, Jin M Z, Fang H Z, et al. Atmospheric-turbulence-degraded astronomical image restoration by minimizing second-order central moment [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(4): 672-676.
- [9] Shi D F, Fan C Y, Shen H, et al. Restoration of atmospheric turbulence degraded images [J]. *Optics Communications*, 2011, 284(24): 5556-5561.
- [10] Bertero M, Boccacci P, Desidera G, et al. Image deblurring with poisson data: from cells to galaxies [J]. *Inverse Problems*, 2009, 25(12): 1-26.
- [11] Goodman J W. Introduction to fourier optics[M]. Colorado: Roberts and Company Publishers, 2005.
- [12] David S C B. Accelerated iterative blind deconvolution[D]. New Zealand: The University of Auckland, 1998.
- [13] Hirsch M, Harmeling S, Sra S, et al. Online multi-frame blind deconvolution with super-resolution and saturation correction[J]. *Astronomy & Astrophysics*, 531(A9):1-11.