

文章编号 1004-924X(2007)07-1151-06

改进的天文斑点图像高清晰重建方法

耿则勋, 王振国

(解放军信息工程大学 测绘学院, 河南 郑州 450052)

摘要: 由于受大气湍流的影响, 利用地基光学望远镜获取的天文目标图像会发生严重的模糊或降质。解决这一问题的主要途径之一就是斑点成像技术, 该方法利用短曝光“冻结”大气, 获取天文目标的斑点图再经后处理重建高清晰图像。本文将动态支持域约束的思想与广义极大似然估计重建算法相结合, 提出一种改进的基于广义极大似然原理的天文图像高清晰重建算法。该算法创新性地提出了动态支持域约束的思想, 在代价函数中增加了非线性滤波项, 它可以对上一次的迭代结果进行非线性处理, 根据阈值自动调整目标的支持域, 使支持域随着迭代次数的增加实现动态调整, 克服了已有算法在整个迭代过程中支持域不变的缺点, 使得该算法也可对扩展目标实现高清晰重建。实验结果表明, 该算法不仅对点源天文星体短曝光图像实现了高清晰重建, 而且将模拟扩展目标图像重建结果的峰值信噪比提高 10% 以上, 对自适应光学长曝光图像也有较好的恢复效果。

关键词: 天文图像; 高清晰重建; 极大后验估计; 动态支持域约束

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Modified high definition reconstruction algorithm of astronomical speckle images

GENG Ze-xun, WANG Zhen-guo

(Information and Engineering University of PLA, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: Because of atmospheric turbulence, the performance of high resolution imaging of large optical instruments is severely limited. Speckle imaging is one of ways to eliminate atmospheric blur based on recording series of images with short exposure to freeze the turbulence to obtain restoration image for reconstruction. By incorporating dynamic shrinkage of support region, a modified maximum likelihood blind deconvolution algorithm is proposed in this paper. The algorithm is applied to the restorations of short-exposure images of astronomical point source star, images of astronomical extended object and adaptive optics long exposure images of point source star. Experimental results prove that this algorithm works well not only for short exposure images of point source star, but also for images of astronomical extended object and adaptive optics long exposure images. The PSNR of reconstruction images is raised by over 10 percent. The novelty of this algorithm is that the support region of astronomical object can be contracted adaptively according to the threshold in reconstruction iterations.

Key words: astronomical image; high definition reconstruction; maximum posterior estimation; dynamic support constraint

收稿日期: 2006-10-05; 修订日期: 2007-03-21.

基金项目: 国家高新技术研究发展 863 计划资助项目

1 引言

利用天文星体目标的高清晰图像可以对天体的大小、质量做出估计,测算天体之间的距离,还可以对天体以及其它空间或碎片进行分类和轨道估计,并对其未来位置做出预测,以免发生碰撞^[1]。通过对天文星体目标在某些波段成像的高清晰恢复结果,还可以揭示位于 NGC 1068d 的活动星系中心隐藏在较低波长范围的内部结构,也可以显示年轻星系的隐秘内在结构。在重力透镜研究中,高清晰天文星体目标图像也起着十分重要的作用^[1]。通过序列高分辨率图像恢复结果还可以看出太阳斑点精细结构(如太阳黑子的中央黑点,太阳光斑等)的高动态演变过程^[2],进行空中目标识别^[3],更重要的是,通过其它天文扩展目标(如木星、太阳等)的高清晰图像还可提供相应天文星体目标的形态结构信息,为天文星体目标观测与研究提供重要的技术支持^[2]。

几乎所有天文星体目标图像都是利用地基光学望远镜通过地球大气层获取的,尽管也可以通过雷达等仪器获取天文星体目标的信息,但由于无线电波的波长比光波长得多,所以同样孔径下的成像质量远不及光学望远镜。使用无补偿地基光学望远镜对天文星体目标成像时,由于大气湍流引起的波前畸变,使所获取的图像产生严重的模糊和降质。人们曾提出多种方法试图解决这一问题,获取高清晰图像,如采用短曝光“冻结”大气,获取天文星体目标的斑点图,再对这些斑点图进行后处理重建高清晰图像, M. C. Roggemann 在其湍流成像 (Imaging Through Turbulence, 1996) 一书^[4]中将这类方法称之为斑点成像法。除此之外,还有采用自适应光学 (Adaptive Optics, AO) 技术、多孔径光学望远镜阵列干涉成像等。但无论采用哪种方法,空间目标图像的后处理对克服大气湍流的影响,获取高清晰图像都是必不可少的^[5]。

在斑点成像高清晰重建方面,最早的方法有 A. Labeyrie 在 1970 年提出的斑点干涉测量算法^[6],之后 W. H. Richardson 和 L. B. Lucy 又各自独立地提出了后来为人们所熟悉的 R-L 算法^[7-8]。到了近代 1988 年, Ayers 和 Dainty 提出迭代盲解卷积 (Iterative Blind Deconvolution,

IBD) 算法,得到了较好的重建结果^[9]。但该算法的缺点是没有客观的迭代截止准则,并且迭代容易出现“鬼点”问题,其收敛性也较差。我国学者刘忠、邱耀辉等也提出了天文星体斑点图像的单帧和多帧迭代移位叠加算法^[10],获得了较好的结果。文献^[11]研究了基于奇异值分解的点扩散函数估计,文献^[12]则给出 Zernike 多项式拟合人眼波前像差方法。特别值得一提的是 1995 年 E. Thiébaud 和 J. M. Conan 提出了类似极大后验估计的恢复算法^[13],该算法对空间点状自然星体目标的观测图像有较好的高清晰重建效果,但是对扩展目标重建效果不好。本文算法就是将动态支持域约束与 E. Thiébaud 和 J. M. Conan 的极大后验恢复算法相结合,在对代价函数极大化的过程中同时考虑支持域的动态收缩,从而使得恢复目标图像的能量分布更加集中。这种动态收缩具有自适应的特性,它能够根据阈值对恢复目标的强度值进行判断,自动收缩目标的支持域。改进后的算法不仅对点源星体图像有较好的重建效果,而且对天文扩展目标也有较好的恢复。

2 天文图像恢复中的 Bayesian 原理

用地基光学望远镜对天文星体目标成像的过程可以模型化为:

$$g(x) = h(x) * f(x) + e(x), \quad (1)$$

其中, $g(x)$ 是观测到的图像强度分布函数, $h(x)$ 是系统的点扩散函数 (Point Spread Function, PSF), $f(x)$ 是目标的理想强度分布函数, $e(x)$ 为噪声, $*$ 表示卷积。在天文图像高清晰重建中,利用概率统计的 Bayesian 原理进行图像恢复,其核心就是下述条件概率密度函数公式:

$$p(f, h | g) = \frac{p(g | f, h) p(f, h)}{p(g)}, \quad (2)$$

其中, $p(g)$ 是观测图像数据的概率函数, $p(f, h)$ 是真实目标图像和 PSF 的联合概率函数, $p(f, h | g)$ 是在获取观测值图像数据后目标图像和 PSF 的联合后验概率函数, $p(g | f, h)$ 是在已知目标和 PSF 条件下观测值的概率函数。方程 (2) 的作用是将两端的条件概率进行转换,如果将观测值的概率看作是定值,那么使后验概率 $p(f, h | g)$ 达到最大的 \hat{f} 就相当于使 $p(g | f, h) p(f, h)$ 达到最大的 \hat{f} , 即

$$\hat{f} = \max p(f, h | g) = \max \{ p(g | f, h) p(f, h) \}, \quad (3)$$

该 \hat{f} 即为目标函数的最大后验估计。如果将(2)变形为(4)(称为似然函数):

$$p(g) = \frac{p(g | f, h) p(f, h)}{p(f, h | g)}, \quad (4)$$

并认为目标和 PSF 的真实概率函数与观测数据无关,那末使 $p(g)$ 达到最大的估计 \hat{f} 称为最大似然估计(最大化观测数据的似然函数):

$$\hat{f} = \max p(g | f, h), \quad (5)$$

3 E. Thiébaud 和 J. M. Conan 的极大后验重建算法

文献[8]提出的极大后验重建算法不是直接考虑(3)中 f, h 的联合后验概率函数 $p(f, h | g)$, 而是考虑观测值数据和成像模型之间一致性的后验概率函数,即考虑后验概率函数 $p(h * f | g)$ 的极大化。根据 Bayesian 原理的式(2),则有下述结果:

$$p(h * f | g) = \frac{p(g | h * f) p(h) p(f)}{p(g)}, \quad (6)$$

可以看到观测值 $p(g)$ 的概率为定值,因此要使 $p(h * f | g)$ 达到极大,就相当于使 $p(g | h * f) p(h) p(f)$ 达到极大。这样,在现有观测值 g 下,使 $p(h * f | g)$ 达到最大的那个估计,也就是使 $p(g | h * f) p(h) p(f)$ 达到最大的估计。因此,目标图像的高清晰重建结果 \hat{f} , 以及点扩散函数 \hat{h} 的估计应满足:

$$\hat{f}, \hat{h} = \max \{ p(g | h * f) \cdot p(f) \cdot p(h) \}, \quad (7)$$

由于对数函数的单调性,上式等价于:

$$\hat{f}, \hat{h} = \min \{ \epsilon_g + \epsilon_f + \epsilon_h \}, \quad (8)$$

其中, $\epsilon_g = -\log Pr\{g | h * f\}$, $\epsilon_f = -\log Pr\{f\}$, $\epsilon_h = -\log Pr\{h\}$ 。对条件概率的负对数 ϵ_g 来说,当观测值 g 与卷积成像模型 $h * f$ 完全一致时达到最小值,因此在实际离散计算的过程中,可以用二者之差的某种度量函数来代替概率函数。最常用的表达式之一便是在假定不知噪声特性前提下的下述度量函数作为其解析表达式:

$$\epsilon_g = \sum_i [h * f(\dot{x}_i) - g(\dot{x}_i)]^2, \quad (9)$$

它刻画了观测值 g 与成像模型 $h * f$ 卷积的一致性程度。第二、第三项 ϵ_f, ϵ_h 则分别代表理想图

像和 PSF 先验信息,文献[8]将它们定义为与约束条件之间偏差的惩罚函数:

$$\begin{aligned} \epsilon_f &= \sum_i \zeta_f(\dot{x}_i) \cdot f(\dot{x}_i)^2, \\ \epsilon_h &= \sum_i \zeta_h(\dot{x}_i) \cdot h(\dot{x}_i)^2. \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $\zeta(\cdot)$ 在与约束条件不一致时为零,其余为正常数。这样将 ϵ_f, ϵ_h 极小化就相当于在重建结果与先验信息不一致时使其能量极小。最后用共轭梯度优化方法求出使 ϵ 达到极小的 \hat{f} 和 \hat{h} , 便得到目标函数和 PSF 的估计。

4 动态支持域约束的极大后验重建算法

在实际应用过程中,仅仅按照公式(8)、(9)、(10)所定义的目标函数进行极小化,对天文扩展目标仍然得不到理想的结果,为此作者在计算中又增加了动态支持域约束。所谓支持域是指包含

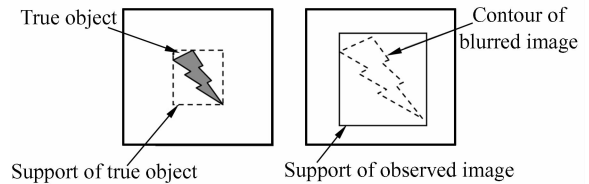


图 1 图像支持域示意图

Fig.1 Support region of image

兴趣目标的最小外界矩形,如图 1 所示。考虑到实际成像过程中由于湍流或其它因素的作用,目标实际成像的范围要向外扩散,比理想情况下大得多。因此,在实际迭代过程中,施加了动态支持域的约束,即随着迭代次数的增加,将最初按照观测模糊图像选定的支持域动态地向里收缩,当强度值大于一定的阈值时收缩停止。改进后算法的代价函数为:

$$\hat{f}, \hat{h} = \min \{ \epsilon_g + \epsilon_f + \epsilon_h \}, \quad (11)$$

并且在每一次迭代计算出目标函数估计 \hat{f} 后,还要对 \hat{f} 进行非线性动态支持域约束滤波:

$$\hat{f}_{NL}(x, y) = \begin{cases} \hat{f}(x, y) & \hat{f}(x, y) \geq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (12)$$

$\hat{f}_{NL}(x, y)$ 中的 NL 表示非线性, T 表示阈值。计算流程为:

(1) 输入观测模糊图像 g , 初始化目标亮度

分布 f 和点扩散函数 h , 设定算法运算过程中要循环的次数 N , 令 $k=0$, 表示第 k 次循环。同时, 交互式确定目标亮度分布的初始支持域。

(2) 开始循环计算, 先给出点扩散函数 h 初始估计, 对代价函数 $\epsilon_1 = \epsilon_g + \epsilon_f$ 关于 f 极小化, 得到目标亮度分布函数估计 \hat{f} , 并根据支持域信息对 \hat{f} 进行非线性滤波, 得到 \hat{f}_{NL} 。

(3) 用(2)中的 \hat{f}_{NL} 对 f 进行更新, 同时, 根据新的目标亮度估计, 收缩调整目标支持域的大小, 更新支持域信息。

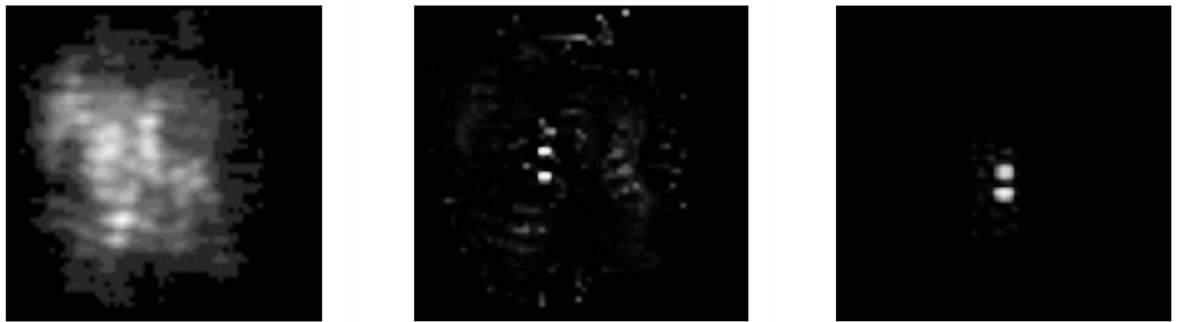
(4) 对(3)中得到的 \hat{f}_{NL} , 对代价函数 $\epsilon_2 = \epsilon_g + \epsilon_h$ 关于 h 极小化, 得到一个新的点扩散函数估计 \hat{h} 。

(5) 用(4)中得到的 \hat{h} 替代 h 。

(6) 对 k 进行判断, 如果 $k < N$, 则 $k = k + 1$, 返回(2)重新运算; 如果 $k \geq N$, 则输出得到最终的目标亮度分布图像估计 \hat{f} 和点扩散函数估计 \hat{h} , 终止运算。

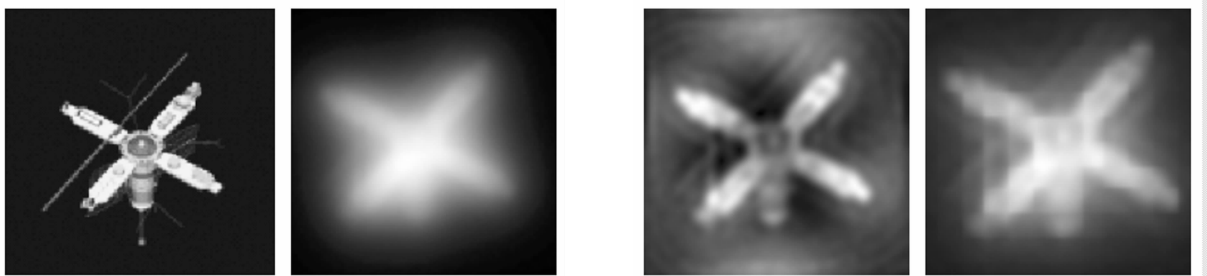
5 实验结果

实验中对点源星目标和天文扩展目标分别进行了试验。图 2 是关于 Capella (α Aurigae) 双星的实验结果。Capella 是一个较亮的双星, $mV \approx 0.08$, 间隔约为 $55 \times 10^{-3} \text{ rad} \cdot \text{s}$, Capella 双星原始观测图像是 200 帧短曝光光斑点图像, 获取时间为 1990 年 11 月 8 日夜, 观测地点是法国的 La Palma, 所用望远镜为 William Herschel 望远镜,



(a) 原始观测图像 (a) Observed speckle image (b) 本文算法恢复图像 (b) Restored image by proposed method (c) 文献[13]恢复图像 (c) Restored image by [13]

图 2 Capella 双星实验结果
Fig. 2 Experimental results of Capella



(a) 模拟理想图像 (a) Simulated image (b) 观测模糊图像 (b) Observed image (c) 本文算法恢复图像, PSNR=26.81 (c) Restored image by proposed method, PSNR=26.81 (d) 文献[13]算法恢复图像, PSNR=24.35 (d) Restored image by [13], PSNR=24.35

图 3 扩展目标实验结果
Fig. 3 Experimental results of extended object

望远镜直径 2.4 m^[13]。图中(a)是原始观测数据中的其中一帧,(b)是本文动态支持域约束的重建图像,(c)是文献[13]中的重建图像。图 3、图 4 是关于扩展目标的实验结果。其中图 3 的重建结果中,模拟扩展目标本文算法重建图像的 PSNR 为 26.81,文献[13]中算法重建图像的 PSNR 为

24.35,重建结果的峰值信噪比(PSNR)提高 10% 以上。PSNR 计算公式为: $PSNR = 10 \times \log_{10} \frac{255 \times 255}{MSE}$, $MSE = \sum_{i,j} (x_{i,j} - x'_{i,j})^2 / (M \times N)$, M, N 分别是图像维数。图 5 是经自适应光学初步校正后的图像恢复结果。

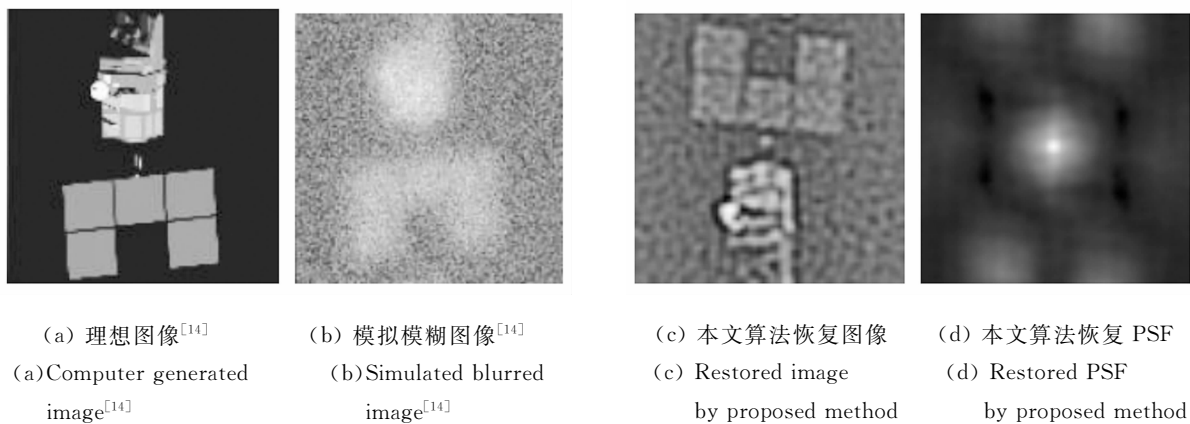


图 4 扩展目标实验结果

Fig. 4 Experimental results of extended object^[14]

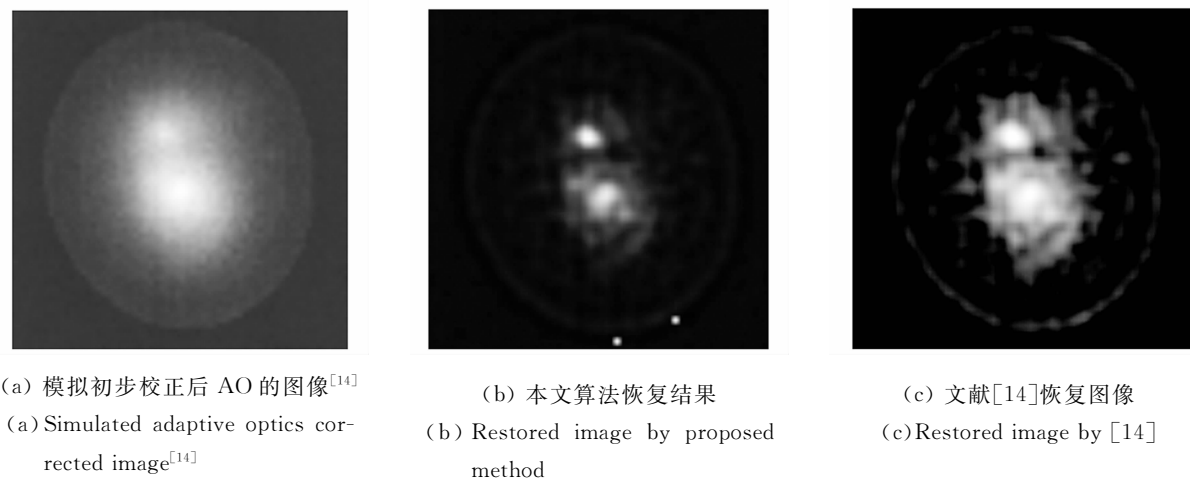


图 5 自适应光学图像试验结果^[14]

Fig. 5 Experimental results of adaptive optics image^[14]

6 结 论

由上述试验结果可以看出,改进后的算法不仅对点源星体天文图像实现了超分辨率重建,而且对天文扩展目标也有很好的恢复结果,其重建

图像的峰值信噪比提高 10% 以上。实验结果说明,在天文星体斑点图像的高清晰重建中,其物理支持域信息在重建过程中起着十分重要的作用,这与病态逆问题只有在增加其他约束条件下才可能变成良态的可求解问题是一致的。此外,本算法还对经自适应光学初步校正后的图像也有

较好的重建结果。因此,本文所提算法不仅可用于天文星体目标斑点成像中短曝光图像的高清晰恢复,而且还可应用于自适应光学长曝光成像中

经初步校正后天文目标图像的高清晰恢复与重建。

参考文献:

- [1] STARCK J L, PANTIN E. Deconvolution in astronomy: a review [J]. *Publications Of the Astronomical Society Of The Pacific*, 2002, 114: 1051-1069.
- [2] SAHA S K. Emerging trends of optical interferometry in astronomy [J]. *Bull. Astron. Soc. India*, 1999, 27: 441-546.
- [3] 杨照华, 祁振强, 房建成. 空中目标的免疫识别算法[J]. *光学 精密工程*, 2006, 14(5): 922-928.
YANG ZH H, QI ZH Q, FANG J CH. Immune recognition algorithm and its application to air target detection and recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(5): 922-928. (in Chinese)
- [4] ROGGEMANN M C, WELSH B M. *Imaging Through Turbulence* [M]. CRC Press, 1996.
- [5] SCHULZT J. Multiframe blind deconvolution of astronomical images[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1993, 10: 1064-1073.
- [6] LABEYRIE A. Attainment of diffraction limited resolution in large telescopes by Fourier analyzing speckle patterns in star images [J]. *Astron. & Astrophys*, 1970, 6: 85-87.
- [7] RICHARDSON W H. Bayesian-based iterative method of image restoration [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1972, 62: 55-59.
- [8] LUCY L B. An iterative technique for the rectification of observed images[J]. *The Astronomical Journal*, 1974, 79: 745-754.
- [9] AYERS G R, DAINTY J C. Iterative blind deconvolution method and its applications [J]. *Optics Letters*, 1988, 13: 547-549.
- [10] LIU Z, QIU Y H, LOU R W. Reconstruction of video image through turbulent atmosphere [J]. *Electronic Imaging and Multimedia System II*, SPIE, 1998, 3561: 326-331.
- [11] 汪源源, 孙志民, 蔡铮. 改进的奇异值分解法估计图像点扩散函数[J]. *光学 精密工程*, 2006, 14(3): 520-526.
WANG Y Y, SUN ZH M, CAI ZH. Estimation of PSF of image system using modified SVD method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3): 520-526. (in Chinese)
- [12] 曹正林, 廖文和, 沈建新. Zernike 多项式拟合人眼波前相差的一种新算法[J]. *光学 精密工程*, 2006, 14(2): 308-314.
CAO ZH L, LIAO W H, SHEN J X. A new algorithm for human eye's wave-front aberration fitting with Zernike polynomial[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2): 308-314. (in Chinese)
- [13] THIÉBAUT E, CONAN J M. Strict a priori constraints for maximum likelihood blind deconvolution [J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1995, 12: 485-489.
- [14] MUGNIER L M, ROBERT C, CONAN J M, *et al.*. Myopic deconvolution from wave-front sensing [J]. *J. Opt. Am. A*, 2001, 18: 862-872.

作者简介: 耿则勋(1958—), 男, 河南人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事天文光学图像恢复、遥感信息获取与处理、数字摄影测量等方面的研究。E-mail: zxgeng@126.com

(本栏目编辑 黄廉卿)