

自适应光学系统图像的梯度域点扩散函数估计与盲复原方法

徐焕宇^{1*}, 徐萌兮¹, 余宇², 胡立发³, 宣丽⁴

¹无锡学院物联网工程学院, 江苏 无锡 214105;

²南京信息工程大学自动化学院, 江苏 南京 210044;

³江南大学理学院, 江苏 无锡 214122;

⁴中国科学院长春光学精密机械与物理研究所应用光学国家重点实验室, 吉林 长春 130033

摘要 地基大口径望远镜观测时会受到大气湍流的影响, 分辨能力严重下降。为应对此问题, 成像系统中需要配备自适应光学系统以校正波前相差。然而, 自适应光学系统仅能实现部分校正, 残余波前畸变导致的图像退化需要通过后续图像复原算法恢复。提出了一种针对泊松噪声天文图像的盲复原算法以提高自适应光学系统校正后的图像质量, 该算法在图像梯度域中使用自适应 L1 范数项精确估计点扩散函数, 并使用 Richardson-Lucy 算法与低通去噪声滤波相结合对图像进行复原。在模拟和真实天文图像上的实验结果表明, 与其他算法相比, 所提算法能够获得更准确的点扩散函数和更真实的复原图像, 并且可在不需要额外信息的情况下显著提高自适应光学校正后天文图像的质量。

关键词 大气光学; 自适应光学; 图像复原; 盲卷积; 泊松噪声

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212528

Gradient Domain Point Spread Function Estimation and Blind Restoration of Adaptive Optical System Images

Xu Huanyu^{1*}, Xu Mengxi¹, She Yu², Hu Lifa³, Xuan Li⁴

¹School of IOT, Wuxi University, Wuxi 214105, Jiangsu, China;

²School of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, Jiangsu, China;

³School of Science, Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu, China;

⁴State Key Laboratory of Applied Optics, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, Jilin, China

Abstract The resolution of a ground-based large-scale aperture telescope can be severely deteriorated by atmospheric turbulence. Adaptive optics (AO) systems have been widely used thus far to solve this problem. However, correction using AO is a partial solution. Degraded images generated by residual wavefronts can be restored via post-reconstruction. In this paper, a blind deconvolution algorithm to improve the quality of Poisson noise astronomical images acquired after AO correction is proposed. The algorithm uses an adaptive L1 norm term in the gradient domain for an accurate estimation of the point spread function (PSF) as well as the Richardson-Lucy algorithm followed by a low pass denoising filter to solve Poisson deconvolution. Experimental results for simulated and real astronomical images demonstrate that the proposed algorithm can obtain better PSF and reconstruction images than other algorithms and significantly improves the quality of post-AO astronomical images without further information.

Key words atmospheric optics; adaptive optics; image restoration; blind deconvolution; Poisson noise

收稿日期: 2021-09-14; 修回日期: 2021-11-11; 录用日期: 2021-12-21; 网络首发日期: 2022-01-09

基金项目: 国家自然科学基金(11704377, 11774342, 11804336, 61805238, 61475152)

通信作者: *xhydtc@hotmail.com

1 引言

地基大口径光学望远镜是人们最重要的观测工具之一,光学望远镜的性能指标主要包括集光力和分辨力,且这两个指标都随望远镜有效口径的增大而提高,因此大口径望远镜能够观测到更暗的目标并且能够分辨更多目标细节。然而,对于地基望远镜,其系统内部和外部存在着各种静态和动态的像差,严重影响成像质量。大气湍流是最为重要的因素之一,光学系统对经过大气湍流扰动的光波成像时,其分辨率不会超过口径为 Fried 大气相干长度(r_0)的光学系统衍射极限分辨率,一般环境下 r_0 在 10~20 cm,这就导致大口径望远镜的分辨力降低至 20 cm 口径的小型望远镜水平,极大地限制了大口径望远镜的观测能力和应用。

为解决此问题,20 世纪 50 年代,自适应光学(AO)^[1]应运而生。AO 系统利用波前探测器,实时探测波前相位,通过控制波前校正器施加反相位波前信号以补偿波前畸变,提高系统成像质量。AO 系统大大降低了大气湍流对大口径望远镜成像系统的影响,使大口径望远镜进行高分辨观测成为可能。但是目前的 AO 系统并不完美,由于波前探测误差、校正器重构波前误差、控制周期延时及有效带宽不足等原因,其并不能对像差进行完美校正,校正后得到的图像依然存在波前残差造成的退化,尤其在大气湍流较强时,难以实现高分辨成像。此时得到的目标图像依然有较大改善空间,可使用波前与图像复原技术进行进一步处理以提高成像系统分辨率^[2-3]。截至目前,学者们已经提出了多种 AO 系统校正后图像的复原算法^[4-8],这些算法多假设没有或只有很少关于点扩散函数(PSF)的先验知识,此过程因此被称为图像盲复原^[9]。图像盲复原问题是病态的^[10],因此需要加入复原图像和 PSF 的先验约束条件,且通常需要在图像复原与 PSF 估计之间进行交替迭代求解。

天文图像中噪声的主要来源为光子噪声,因此含噪声图像可以看作泊松过程。有学者提出 Richardson-Lucy(RL)算法来恢复泊松噪声图像^[11-12],但当其应用于天文图像,消除模糊的同时也会放大图像中的噪声并产生振铃效应,难以获得较好的复原结果。此外,现有算法通常采用 L2 范数约束来重构 PSF,但天文图像信噪比低,往往会导致重构的 PSF 不准确,从而降低复原图像的质量^[13-15]。

为解决上述问题,且在不需要额外信息的情况下提高 AO 校正后的图像质量,本文提出了一种泊松噪声天文图像的盲复原算法。该算法在 PSF 估计环节中,将图像变换至梯度域,并在梯度域使用自适应约束条件项来更精确地估计 PSF。在图像复原环节,采用 RL 算法解决泊松噪声反卷积问题,并在每次迭代后加入低通滤波抑制反卷积引起的噪声和振铃效应。最后,将该算法应用于模拟与真实的天文图像中,验证其有效性。

2 基本原理

2.1 泊松噪声图像复原数学模型

天文图像数据通常由 CCD 相机采集,其统计模型通常可以表示为

$$\mathbf{g} = \mathbf{g}_p + \mathbf{n}_g, \quad (1)$$

式中: \mathbf{g}_p 是由于物体和背景发射而产生的光电子数,它是 $\mathbf{h} * \mathbf{u} + \mathbf{b}$ 期望值的泊松随机变量,其中 \mathbf{h} 为成像系统的点扩散函数, \mathbf{u} 是原始目标,*是卷积操作, \mathbf{b} 是背景项; \mathbf{n}_g 代表读出噪声,可以近似为高斯噪声。

泊松噪声图像复原领域中的经典方法为 RL 算法,RL 算法由贝叶斯理论发展而来,其理论可以描述为

$$P(\mathbf{u}|\mathbf{g}) = \frac{P(\mathbf{g}|\mathbf{u})P(\mathbf{u})}{\int P(\mathbf{g}|\mathbf{u})P(\mathbf{u})d\mathbf{u}}, \quad (2)$$

式中: $P(\mathbf{u})$ 表示事件 \mathbf{u} 的概率; $P(\mathbf{u}|\mathbf{g})$ 表示条件概率。使用极大似然估计(MLE)求解式(2),就把问题转换为最小化能量方程问题:

$$\hat{\mathbf{u}} = \underset{\mathbf{u}}{\operatorname{argmin}} E(\mathbf{u}), \quad (3)$$

$$E(\mathbf{u}) = \mathbf{h} * \mathbf{u} - \mathbf{g} \log(\mathbf{h} * \mathbf{u}). \quad (4)$$

转换为迭代形式,RL 算法可以描述为

$$\mathbf{u}_{i+1} = \mathbf{u}_i \left(\frac{\mathbf{h}^T * \mathbf{g}}{\mathbf{h} * \mathbf{u}_i} \right). \quad (5)$$

式(5)中图像的点扩散函数 \mathbf{h} 需要为已知,但在自适应光学系统校正后图像的复原中,真实的点扩散函数,也就是波前畸变残差的获取是非常困难的。因此实际应用中,通常使用算法对点扩散函数进行估计^[16],原始图像与点扩散函数均未知的图像复原问题称为盲复原问题。已有的图像盲复原算法在估计点扩散函数时,通常使用点扩散函数的 L1 范数或 L2 范数作为约束条件,因此盲复原算法可以表示为

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{h}} \lambda [\mathbf{h} * \mathbf{u} - \mathbf{g} \log(\mathbf{h} * \mathbf{u})] + \mathbf{h}_{\text{lor}2}. \quad (6)$$

但是,如果仅使用 L1 范数或 L2 范数作为约束条件,对于细节少、噪声大的天文图像,无法获得准确的点扩散函数,进而难以复原图像。这是因为在有噪声的模糊图像的情况下,模糊会衰减图像中的高频信息并降低其范数的值。由于点扩散函数仅受到松散的约束,在迭代过程中会趋于 Delta 函数或高斯函数。且图像中的大部分能量都包含在低、中频段,几乎不受模糊影响,如果使用全频段作为约束条件,约束条件的值不会发生显著变化。

2.2 梯度域稀疏约束的点扩散函数估计

针对上述 AO 系统校正后图像的点扩散函数估计不准确的问题,本研究仅使用待复原图像的高频部分估计点扩散函数。即先使用梯度滤波 $\nabla_x = [1, -1]$ 和 $\nabla_y = [1, -1]^T$ 提取图像的高频信息 $\mathbf{y} = [\nabla_x \mathbf{g}, \nabla_y \mathbf{g}]$ 。如果忽略噪声,使用图像高频信息估计

获得的点扩散函数和使用原始图像估计获得的点扩散函数是相同的,因此可以使用 \mathbf{y} 估计点扩散函数。同时,本研究使用 $\frac{\|\mathbf{x}\|_1}{\|\mathbf{x}\|_2}$ 作为图像约束条件。所提目标函数可以表示为

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{h}} \lambda [\mathbf{h} * \mathbf{x} - \mathbf{y} \log(\mathbf{h} * \mathbf{x})] + \frac{\|\mathbf{x}\|_1}{\|\mathbf{x}\|_2} + \delta \|\nabla \mathbf{h}\|_1, \quad (7)$$

式中: $\|\nabla \mathbf{h}\|_1 = \sqrt{(\nabla_x \mathbf{h})^2 + (\nabla_y \mathbf{h})^2}$, $\mathbf{h}_i \geq 0$ 并且 $\sum_i \mathbf{h}_i = 1$; 第 1 项为泊松噪声模型的相似性约束项; 第 2 项为复原图像的正则项, 在此使用复原图像的 L1 范数与 L2 范数的比值以保证复原图像的尺度不变稀疏性; 第 3 项为点扩散函数的总变差约束项, 目的是降低噪声并保持不连续性; 权重变量 λ 和 δ 是控制协调点扩散函数与图像约束项相对强度的正则化参数。目标函数在最小值时所对应的 \mathbf{x} 与 \mathbf{h} 的值, 即为复原的图像高频与估计的点扩散函数。

式(7)为非凸问题, 难以直接求解, 可以使用交替迭代算法交替更新 \mathbf{x} 与 \mathbf{h} 的值。因此, 式(7)可以分割

为如下两个子问题:

$$\begin{cases} \min_x \lambda [\mathbf{h} * \mathbf{x} - \mathbf{y} \log(\mathbf{h} * \mathbf{x})] + \frac{\|\mathbf{x}\|_1}{\|\mathbf{x}\|_2} \\ \min_h \lambda [\mathbf{h} * \mathbf{x} - \mathbf{y} \log(\mathbf{h} * \mathbf{x})] + \delta \|\nabla \mathbf{h}\|_1 \end{cases} \quad (8)$$

第 1 个子问题中, 由于 $\frac{\|\mathbf{x}\|_1}{\|\mathbf{x}\|_2}$ 难以直接求解, 所以将

$\|\mathbf{x}\|_2$ 固定为上次迭代后的值, 第 1 个子问题就转换为 L1 范数求解问题。使用 Bregman 迭代算法, 通过添加额外的变量 $\mathbf{d}_1 = \mathbf{H}\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{d}_2 = \mathbf{x}$ 将非约束最小化问题转换为有约束最小化问题, 其中 \mathbf{H} 是 \mathbf{h} 的矩阵形式。第 1 个子问题转换为

$$\min_x \lambda' [\mathbf{d}_1 - \mathbf{y} \log(\mathbf{d}_1)] + \|\mathbf{d}_2\|_1 + \frac{1}{2\gamma} \times (\|\mathbf{d}_1 - \mathbf{h} * \mathbf{x} - \mathbf{b}_1\|_2^2 + \|\mathbf{d}_2 - \mathbf{x} - \mathbf{b}_2\|_2^2), \quad (9)$$

式中: $\lambda' = \lambda \|\mathbf{x}\|_2$; \mathbf{x}_1 为上次迭代结果; γ 为正则化参数; \mathbf{b}_1 和 \mathbf{b}_2 为 Bregman 变量。

式(9)的求解可以分割为 3 个最小化问题, 分别最小化 \mathbf{x} , \mathbf{d}_1 和 \mathbf{d}_2 。迭代更新方法为

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{k+1} = \frac{\mathbf{H}^T(\mathbf{d}_1^k - \mathbf{b}_1^k) + \mathbf{d}_2^k - \mathbf{b}_2^k}{\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \mathbf{I}} \\ \mathbf{d}_1^{k+1} = \frac{1}{2} \left(\mathbf{b}_1^k + \mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \gamma\lambda' + \sqrt{(\mathbf{b}_1^k + \mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \gamma\lambda')^2 + 4\gamma\lambda'} \right) \\ \mathbf{d}_2^{k+1} = \max \left\{ \|\mathbf{x}^{k+1} + \mathbf{b}_2^k\|_1 - \gamma, 0 \right\} \frac{\mathbf{x}^{k+1} + \mathbf{b}_2^k}{\|\mathbf{x}^{k+1} + \mathbf{b}_2^k\|_1} \\ \mathbf{b}_1^{k+1} = \mathbf{b}_1^k + \mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{d}_1^{k+1} \\ \mathbf{b}_2^{k+1} = \mathbf{b}_2^k + \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{d}_2^{k+1} \end{cases}, \quad (10)$$

式中: \mathbf{I} 为单位矩阵; \mathbf{H} 是 Toeplitz 矩阵, 可以使用快速傅里叶变换进行计算。

式(8)中的第 2 个子问题, 可以使用如下迭代算法进行求解:

$$\begin{cases} \mathbf{h}_t^{k+1} = \frac{\mathbf{h}^k}{1 - \frac{\delta}{\lambda} \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \mathbf{h}^k}{|\nabla \mathbf{h}^k|} \right)} (\mathbf{x}^k)^T * \frac{\mathbf{y}}{\mathbf{h}^k * \mathbf{x}^k} \\ \mathbf{h}^{k+1} = \frac{\mathbf{h}_t^{k+1}}{\sum_{i=1}^N (\mathbf{h}_t^{k+1})_i} \end{cases}, \quad (11)$$

式中: N 是矩阵 \mathbf{h} 中的元素个数。

所提图像梯度域稀疏约束的点扩散函数估计算法流程如表 1 所示。

2.3 含有泊松噪声的图像复原

图像复原算法部分, 使用 RL 算法作为基础, 包含泊松噪声的图像复原算法可以总结为

$$\hat{\mathbf{u}} = \operatorname{argmin}_u [\mathbf{h} * \mathbf{u} - \mathbf{g} \log(\mathbf{h} * \mathbf{u})]. \quad (12)$$

求解式(12)的 RL 迭代算法可描述为

$$\mathbf{u}_{i+1} = \mathbf{u}_i \left(\mathbf{h}^T * \frac{\mathbf{g}}{\mathbf{h} * \mathbf{u}_i} \right). \quad (13)$$

表 1 所提点扩散函数估计算法流程

Table 1 Procedure of proposed point spread function estimation algorithm

Algorithm 1

Input: degenerated image \mathbf{g} , size of point spread function s_h

Output: point spread function \mathbf{h}

Apply gradient filter to \mathbf{g} , obtain high frequency degenerated image \mathbf{y}

For $k=1, 2, 3, \dots$

 Update \mathbf{x}^k using equation (10)

 Update \mathbf{h}^k using equation (11)

End

Return point spread function \mathbf{h} after the last iteration

但由于天文图像通常同时含有泊松噪声与高斯噪声, 且信噪比较低、模糊严重, 如果仅使用 RL 算法复原图像虽可以减轻模糊, 同时会放大噪声并出现光晕现象。为解决此问题, 在每次 RL 算法迭代后再添加一个小尺度低通滤波器 f_i , 在尽量不影响图像信息的情况下降低噪声。改进后的 RL 迭代算法可描述为

$$\begin{cases} u_{i+1} = u_i \left(h^T * \frac{g}{h * u_i} \right) \\ u_{i+1} = f_i(u_{i+1}) \end{cases} \quad (14)$$

所提带有泊松噪声的图像复原算法如表 2 所示。算法 1 与算法 2 的总流程图,如图 1 所示。所提算法使用 BM3D 算法^[17]作为降低噪声的低通滤波。

表 2 所提图像复原算法流程

Table 2 Procedure of proposed image restoration algorithm

Algorithm 2

Input: degenerated image g , size of point spread function s_h

Output: restored image u

Acquire point spread function h from g using Algorithm 1

For $i=1, 2, 3, \dots$

$$u_{i+1} = u_i \left(h^T * \frac{g}{h * u_i} \right)$$

Apply low filter f_i to u_{i+1} , acquire updated restored image u_{i+1}

End

Return u after the last iteration

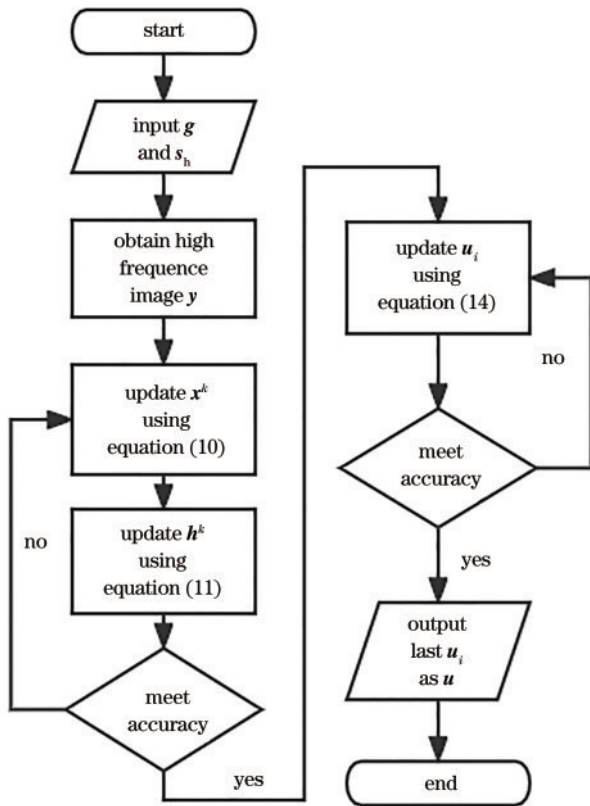


图 1 所提算法的整体流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

3 分析与讨论

首先,在能够严格控制参数的仿真自适应光学系统校正后图像上进行验证。所使用的目标图像为 300×300 的 OCNR5 卫星模型图像,此图像具有较高

动态范围与较多的细节,因此在天文图像处理文献中经常被用作测试图像。由于难以获得真实的校正后波前残差,使用 Kolmogorov 相位理论生成一组随机波前,并将其作为自适应光学系统校正后的波前残差。生成了 D/r_0 参数值为 12 的 200 个点扩散函数,以模拟 1.2 m 望远镜在大气相干长度 r_0 为 10 cm 下的通常环境。首先将仿真的点扩散函数作用于未退化的原始图像引入模糊,再将模糊后的图像灰度值拉伸至 0~1 后,加入泊松噪声以模拟探测器的光子散粒噪声。在实验中加入不同等级的泊松噪声进行实验,以对不同优劣的成像环境进行模拟,即先对图像拉伸 k 倍,再施加泊松噪声形成新的图像:

$$g_p \sim \text{Poisson} [k(h * u)] \quad (15)$$

然后将退化图像 g_p 的灰度值重新拉伸至 0~1 后,加入均值为 0、方差为 0.01 的高斯白噪声以模拟 CCD 读出噪声。原始与退化图像如图 2 所示。

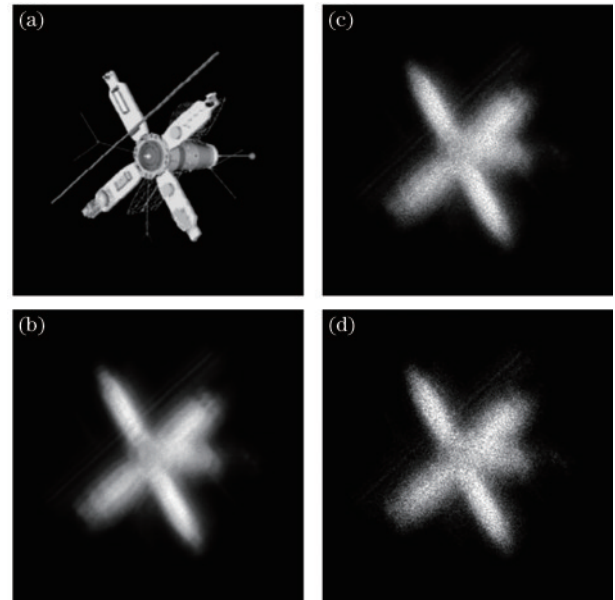


图 2 原始实验图像和不同噪声等级的仿真退化图像。(a) 原始图像; (b) $k=1000$ 退化图像; (c) $k=100$ 退化图像; (d) $k=40$ 退化图像

Fig. 2 Original object images and different noise level degraded images. (a) Original object; (b) $k=1000$ degraded image; (c) $k=100$ degraded image; (d) $k=40$ degraded image

在此实验中,使用 41×41 的点扩散函数,RL 算法迭代 5 次,点扩散函数估计算法迭代 2 次。BM3D 滤波器中的参数 σ 需要随退化图像的噪声水平及 RL 迭代的次数而确定,在本实验中,当泊松噪声参数 $k=1000$ 时设置 σ 为 2,泊松噪声参数 $k=100$ 与 $k=40$ 时设置 σ 为 5。在点扩散函数估计算法部分,设置 $\lambda=80$ 、 $\lambda=20$ 、 $\sigma=0.03$ 。将所提算法与 OBD 算法^[18]和基于 Framelet 的算法^[19]进行比较,不同算法与不同噪声水平的复原图像结果如图 3~5 所示,估计的点扩散函数如图 6 所示。

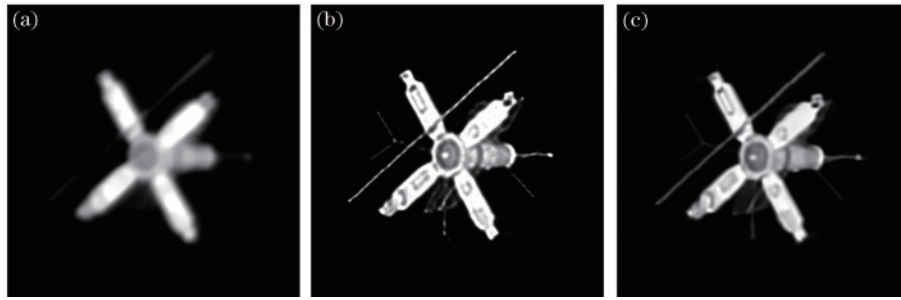


图 3 $k=1000$ 时各算法的复原图像。(a) 基于Framelet的算法; (b) OBD算法; (c) 所提算法
 Fig. 3 Reconstruction images of different algorithms for $k=1000$. (a) Framelet based algorithm; (b) OBD algorithm; (c) proposed algorithm

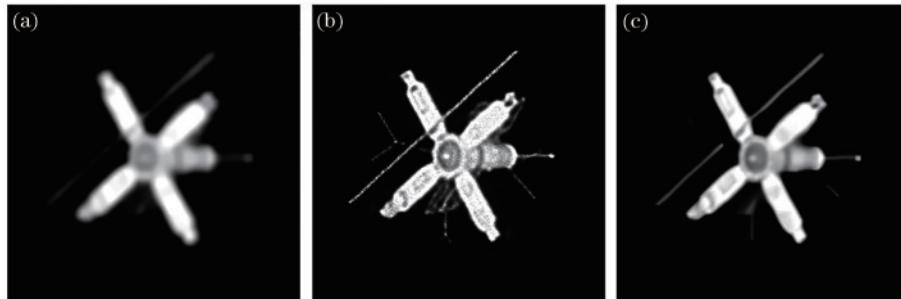


图 4 $k=100$ 时各算法的复原图像。(a) 基于Framelet的算法; (b) OBD算法; (c) 所提算法
 Fig. 4 Reconstruction images of different algorithms for $k=100$. (a) Framelet based algorithm; (b) OBD algorithm; (c) proposed algorithm.

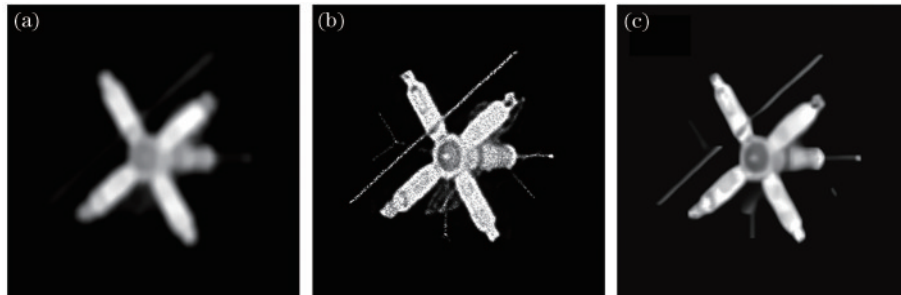


图 5 $k=40$ 时各算法的复原图像。(a) 基于Framelet的算法; (b) OBD算法; (c) 所提算法
 Fig. 5 Reconstruction images of different algorithms for $k=40$. (a) Framelet based algorithm; (b) OBD algorithm; (c) proposed algorithm

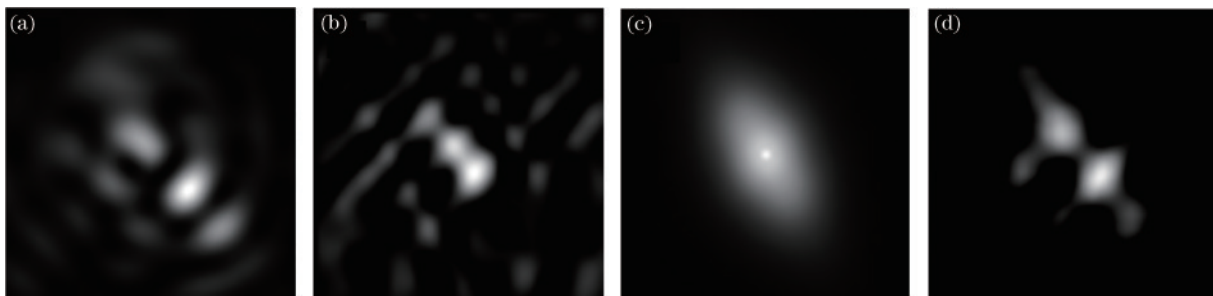


图 6 不同方法估计获得的点扩散函数。(a) 真实点扩散函数; (b) 基于Framelet算法获得的点扩散函数; (c) OBD算法获得的点扩散函数; (d) 所提算法获得的点扩散函数
 Fig. 6 Reconstruction PSF for different methods. (a) Original PSF; (b) PSF obtained by Framelet based algorithm; (c) PSF obtained by OBD algorithm; (d) PSF obtained by proposed algorithm

使用均方根误差 (RMSE) 与结构相似度 (SSIM)^[20] 来评价仿真图像复原后的效果, 结果如表 3 所示。复原图像及评价指标表明, 复原图像的质量随退化图像噪声水平的提高而降低。在不同复原方法的

表 3 仿真图像实验 RMSE 与 SSIM 结果

Table 3 RMSE and SSIM results of simulated image experiments

k	Framelet		OBD		Proposed algorithm	
	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM
1000	0.0841	0.855	0.290	0.800	0.0406	0.905
100	0.0750	0.867	0.313	0.788	0.0452	0.906
40	0.0890	0.848	0.340	0.792	0.0849	0.889

比较中, OBD 算法结果虽然看起来似乎拥有更多的细节, 但帆板上大部分像素值均已达到饱和, 较原始图像像素值差异较大, 因此 RMSE 与 SSIM 指标与所提算法相比偏低。并且, 较低的 RMSE 也造成了较低的峰值信噪 (PSNR), OBD 算法结果包含有明显噪声, 尤其在序列图像演示时, 影响视觉观感。基于 Framelet 的算法去噪能力较好, 但结果严重缺少细节信息。所提算法的结果拥有更好的评价指标, 优于所对比算法。并且, 其视觉效果在去噪与保留细节间取得了平衡, 无明显噪声, 目标像素值接近于原始图像, 同时卫星与周围天线上的细节信息均得以保留。

在点扩散函数的复原方面, OBD 算法结果趋向于各向异性的高斯函数, 与原始点扩散函数差异较大, 基于 Framelet 算法的结果也与原始点扩散函数差异较大, 且中间主要部分估计不准确。所提算法的结果更接近真实的点扩散函数, 点扩散函数的 RMSE 指标也验证了上述结论。

此外, 也将所提算法应用于真实的自适应光学系统校正后的天文图像。图像由 1.2 m 望远镜在长春拍摄。自适应光学系统由 Shack-Hartmann 波前探测器及两个液晶波前校正器组成。成像系统的主要参数指标如下: 大气相干长度在 6 cm 左右; 格林伍德频率为 58 Hz; 望远镜口径为 1.23 m; 焦距为 84 m; 探测波长为 400~700 nm; 成像波长为 700~900 nm; CCD 像元尺寸为 48 μm ; 400~900 nm 可见光波段的衍射极限为 0.3"。自适应光学系统的主要参数指标如下: 哈特曼探测器拥有 225 (15 \times 15) 个微透镜、90 pixel \times 90 pixel 及 870 Hz 帧率; 液晶波前校正器拥有 256 pixel \times 256 pixel, 1.15 ms 响应时间, 波前重构 35 项 Zernike 模

式。自适应光学系统的光路图和实物图如图 7 和图 8 所示。

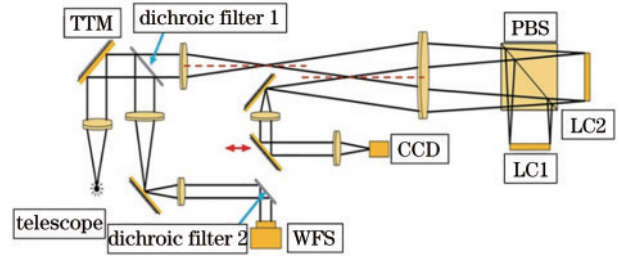


图 7 所使用的 LC-AO 系统的光路图

Fig. 7 Schematic diagram of LC-AO imaging system

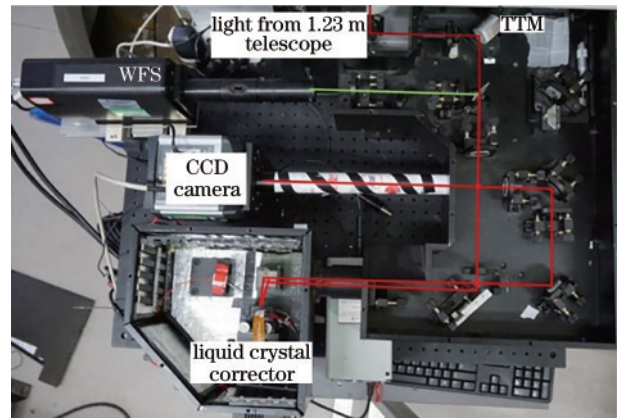


图 8 所使用的 LC-AO 系统的实际光学布局图

Fig. 8 Optical layout of LC-AO imaging system

所提算法与 OBD 算法在真实恒星天文图像上的复原结果对比如图 9 所示。OBD 算法的复原图像存在像素灰度饱和与严重的振铃效应问题, 所提算法则拥有更好的去除噪声能力并无振铃效应, 复原图像右上角有些许光晕, 从原始图像中能够看到, 这是当前帧受大气湍流影响造成的。将所使用的成像系统衍射极限换算为半峰全宽像素数, 为 5.5 pixel, 图 9 中的 3 幅图像半峰全宽分别为 11.84、8.02 和 6.16, 如图 10 所示。所提算法结果的半峰全宽对应分辨率为 0.34", 更接近成像系统的衍射极限。能量方面, 成像系统经数据处理后可以 5.5 星等以上的目标进行成像。

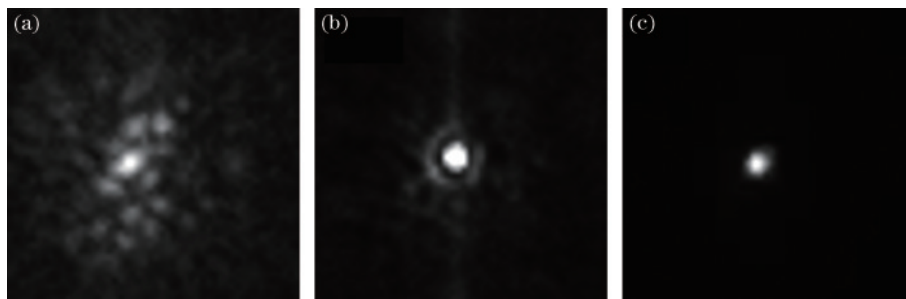


图 9 采集与复原的恒星图像。(a) 采集的原始图像; (b) OBD 算法复原图像; (c) 所提算法复原图像。

Fig. 9 Acquired and reconstruction images of a star. (a) Acquired image; (b) reconstruction image by OBD algorithm; (c) reconstruction image by proposed algorithm

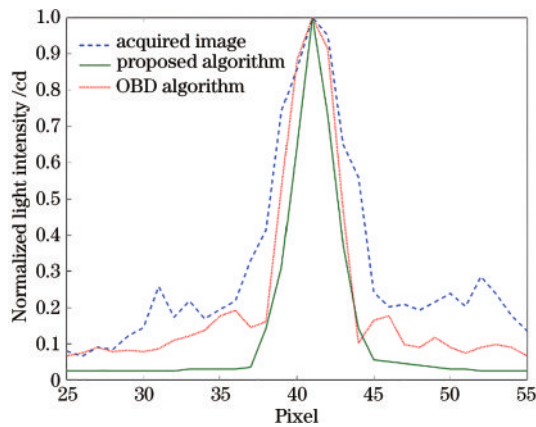


图 10 图 9 中不同图像的半峰全宽对比图

Fig. 10 Full width at half maximum for different images in Fig. 9

真实卫星天文图像的复原实验中,所提算法结果与 OBD 算法结果对比如图 11 所示。实验成像目标为 COSMOS1461 卫星,轨道为 502×668 km、 65.0° 。复原图像显示,OBD 算法存在明显的像素饱和与残留噪声的情况,所提算法的复原图像则拥有更清晰的目标边缘,即所提算法有更好的去除噪声能力。

最后,由结合所提算法的成像系统所观测获得的双星 WDS 09036+4709 实验结果如图 12 所示,双星的理论中心角距离为 $0.33''$,校正前不可分辨。经自适应光学系统与所提算法处理后图像中心角距离也约为 $0.33''$,可分辨,验证了所提算法的有效性。

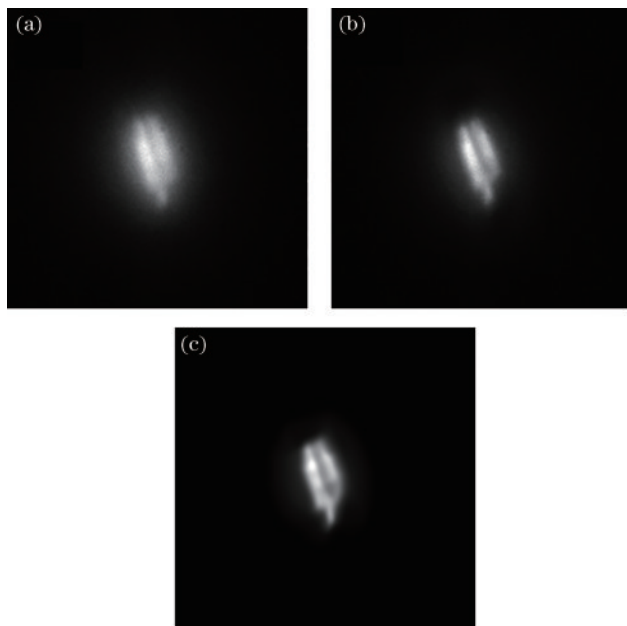


图 11 采集到的 COSMOS1461 卫星图像与复原图像。(a) 采集的原始图像;(b) OBD 算法复原图像;(c) 所提算法复原图像

Fig. 11 Acquired and reconstruction images of the COSMOS1461 satellite. (a) Acquired image; (b) reconstruction image by OBD algorithm; (c) reconstruction image by proposed algorithm

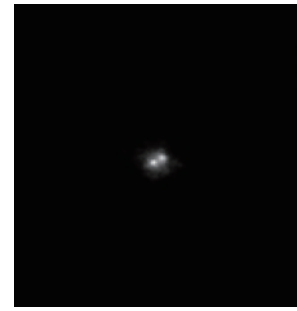


图 12 双星成像观测实验结果

Fig. 12 Experimental result of binary star imaging observation

4 结 论

提出了一种用于自适应光学系统校正后天文图像的盲复原算法,该算法能够对含有泊松噪声的模糊图像进行复原。使用基于梯度域稀疏约束的点扩散函数估计、RL 迭代算法去除模糊,并且使用 BM3D 低通滤波抑制噪声和振铃效应,且该算法不需要成像系统的参数。在模拟和真实天文图像上的一系列实验结果表明,与其他算法相比,该算法能获得更准确的点扩散函数和更好的复原图像,可以显著提高自适应光学系统校正后天文图像的质量。在未来的研究中,将引入额外的正则化约束,且采用并行计算来减少计算时间。

参 考 文 献

- [1] 姜文汉. 自适应光学技术[J]. 自然杂志, 2006, 28(1): 7-13.
Jiang W H. Adaptive optical technology[J]. Chinese Journal of Nature, 2006, 28(1): 7-13.
- [2] Roddier F. Adaptive optics in astronomy[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1999.
- [3] 杨静静, 王帅, 文良华, 等. 基于图像复原的衍射望远镜暗弱目标成像[J]. 光学学报, 2020, 40(14): 1411005.
Yang J J, Wang S, Wen L H, et al. Faint-object imaging of diffractive telescopes based on image restoration[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(14): 1411005.
- [4] 陈波. 自适应光学图像复原理论与算法研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2008.
Chen B. The theory and algorithms of adaptive optics image restoration[D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2008.
- [5] Prato M, La Camera A, Bonettini S, et al. A convergent blind deconvolution method for post-adaptive-optics astronomical imaging[J]. Inverse Problems, 2013, 29(6): 065017.
- [6] Desiderà G, Carillet M. Strehl-constrained iterative blind deconvolution for post-adaptive-optics data[J]. Astronomy & Astrophysics, 2009, 507(3): 1759-1762.
- [7] Mugnier L M, Fusco T, Conan J M. MISTRAL: a myopic edge-preserving image restoration method, with application to astronomical adaptive-optics-corrected long-exposure images[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2004, 21(10): 1841-1854.

- [8] 张丽娟, 杨进华, 苏伟, 等. 基于改进的期望值最大化自适应光学图像多帧迭代去卷积算法[J]. 兵工学报, 2014, 35(11): 1765-1773.
Zhang L J, Yang J H, Su W, et al. Multi-frame iteration blind deconvolution algorithm based on improved expectation maximization for adaptive optics image restoration[J]. Acta Armamentarii, 2014, 35(11): 1765-1773.
- [9] 许泽海, 宋海燕. 重加权总变分结合 hyper-Laplacian 的图像盲复原方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081025.
Xu Z H, Song H Y. Blind image restoration method based on reweighted graph total variation and hyper-Laplacian[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081025.
- [10] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2009, Miami, FL, USA. New York: IEEE Press, 2009: 1964-1971.
- [11] Holmes T J. Blind deconvolution of quantum-limited incoherent imagery: maximum-likelihood approach[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1992, 9(7): 1052-1061.
- [12] Fish D A, Walker J G, Brinicombe A M, et al. Blind deconvolution by means of the Richardson-Lucy algorithm [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1995, 12 (1): 58-65.
- [13] Liang Y, Rao C H, Li M, et al. Iterative blind deconvolution of adaptive optics images[J]. Chinese Optics Letters, 2006, 4(4): 187-188.
- [14] Shi D F, Fan C Y, Shen H, et al. Restoration of atmospheric turbulence degraded images[J]. Optics Communications, 2011, 284(24): 5556-5561.
- [15] Dong W D, Tao S Y, Xu G L, et al. Blind deconvolution for poissonian blurred image with total variation and L_0 -norm gradient regularizations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 30: 1030-1043.
- [16] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [17] 曲晨, 毕笃彦. 基于多先验约束的雾霾图像复原[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(18): 181014.
Qu C, Bi D Y. Haze image restoration based on multi-prior constraints[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(18): 181014.
- [18] Hirsch M, Harmeling S, Sra S, et al. Online multi-frame blind deconvolution with super-resolution and saturation correction[J]. Astronomy & Astrophysics, 2011, 531: A9.
- [19] Fang H Z, Yan L X, Liu H, et al. Blind poissonian images deconvolution with framelet regularization[J]. Optics Letters, 2013, 38(4): 389-391.
- [20] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.