

基于自适应总变分法的 AO 图像复原算法研究

王 爽

(长春职业技术学院 信息技术分院, 吉林 长春 130033)

摘要: 为了提高自适应光学 (AO) 图像的质量, 研究了一种基于波前重构和自适应总变分 (TV) 的 AO 图像复原方法。首先, 基于 Zernike 多项式进行波前重构, 对点扩散函数 (PSF) 进行初始估计。然后, 提出了基于自适应总变分法的 AO 图像复原的迭代求解, 解决了联合去卷积问题。最后, 通过图像复原实验验证本文算法的恢复效果。实验结果表明: 与 RL-IBD 算法和 FS-MLJD 算法相比, 本文算法的 NMSE 值分别降低了 18.6%、10.7%, 算法的 PSNR 值分别提高了 4.47%、0.987%, 算法的运算时间分别降低了 1.99%、13.66%。

关键词: 自适应光学; 波前重构; 点扩散函数; 自适应总变分

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2019)12-1106-05

Research on Adaptive Optics Image Restoration Algorithm Based on Adaptive Total Variational Method

WANG Shuang

(College of Information Technology, Changchun Polytechnic, Changchun 130033, China)

Abstract: In order to improve the image quality of adaptive optics (AO), an AO image restoration algorithm based on wavefront reconstruction and adaptive total variation (TV) is proposed in this work. First, wavefront reconstruction using the Zernike polynomial is employed for an initial estimate of the point spread function (PSF). Then, we developed our proposed iterative solutions based on the adaptive total variation for AO image restoration by addressing the joint deconvolution issue. Image restoration experiments were performed to verify the image restoration effect of our proposed algorithm. Compared with the RL-IBD and FS-MLJD algorithms, the experimental results show the normalized mean square error(NMSE) for a real AO image from our algorithm decreased by 18.6% and 10.7%, respectively, the peak signal-to-noise ratio(PSNR) increased by 4.47% and 0.987%, respectively, and the computation time decreased by 1.99% and 13.66%, respectively.

Key words: adaptive optics, wavefront reconstruction, point spread function, adaptive total variation

0 引言

在地对空观测成像中, 光学望远镜受湍流的随机扰动的影响, 其实际分辨率远达不到衍射极限, 观测到的目标图像模糊不清。自适应光学 (adaptive optics, AO) 技术的应用解决了困扰光学界几百年难题, 该技术能够实时测量波前误差并进行实时校正, 使系统始终工作在最佳状态^[1]。由于 AO 系统的观测误差和成像路径上光子噪声的存在, 特别是在极低光照条件下, 观测的星体目标的高频信息受到严重的抑制和衰

减^[2-3]。

AO 校正仅是局部的, 尽管目标的空间频率保持到望远镜的衍射极限^[4]。因为点扩散函数 (point spread function, PSF) 使观测的目标模糊, 图像复原方法提高了观测对象的质量^[5-6]。因此, 需要对自适应光学技术校正后图像进行图像复原处理。近年来, 为克服大气湍流的影响, 国内外学者提出了许多图像复原算法, 例如迭代盲反卷积算法 (iterative blind deconvolution, IBD), 基于 Richardson-Lucy 迭代盲反卷积算法 (RL-IBD)^[7], 该方法在盲去卷积过程中

收稿日期: 2019-05-05; 修订日期: 2019-06-09。

作者简介: 王爽 (1984-), 女, 吉林长春人, 硕士, 讲师, 主要研究方向是物联网、图形图像处理。E-mail: 717276735@qq.com。

基金项目: 教育部职业院校信息化教学指导委员会 2018-2020 项目 (2018LXB0130); 吉林省教育厅科研项目 (JJKH20180637KJ)。

收敛速度慢, 图像噪声放大, 因此应考虑多帧联合去卷积算法。基于 Wiener 的迭代盲反卷积算法 (Wiener- IBD) [8], 基于期望最大化 (expectation maximization, EM) 的盲反卷积算法^[9], 这两种方法的计算量较大, 迭代过程中算法收敛速度慢。基于帧选择和极大似然估计的自适应光学图像多帧联合去卷积算法 (FS-MLJD) ^[10], 该方法采用帧选择技术和极大似然估计对多帧 AO 图像联合去卷积, 取得较好的 AO 图像复原效果, 但该算法的计算量较大。盲反卷积方法可以在没有先验知识的情况下恢复图像, 即 PSF 未知。但 PSF 的唯一性和收敛性在求解过程中无法得到保证, 不利于提高观测图像的质量。

针对大气湍流造成自适应光学图像模糊问题, 本文提出了基于波前重构的 PSF 模型以及自适应总变分 (total variation, TV) 的 AO 图像复原。

1 算法描述

AO 系统工作原理关键在于补偿波前畸变, 使目标图像接近衍射极限, 从而提高观测图像的质量^[10]。AO 系统的成像补偿原理如图 1 所示。该系统由 3 个基本组成部分: 波前探测器、波前校正器和波前控制器。其工作原理: 首先用波前探测器实时探测光学系统中静态和动态波前畸变; 然后由波前控制器实时处理计算波前校正器的电压控制信号; 最后在波前校正器上加载这些控制信号, 使其产生与输入波前畸变大小相等、负荷相反的共轭波面, 校正后的光束接近于平面波, 使成像质量接近衍射极限^[11]。

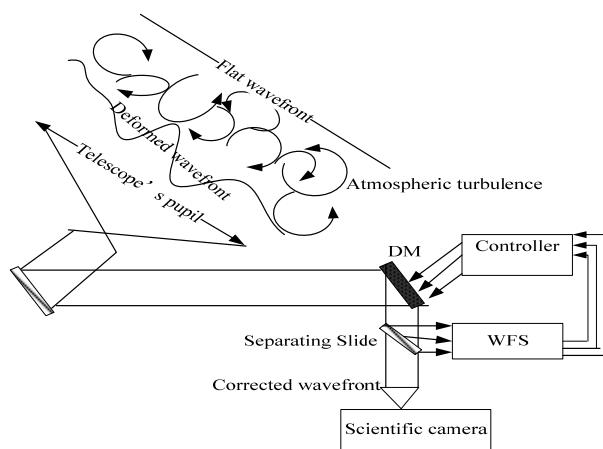


Fig. 1 AO 系统成像结构图

Fig. 1 Schematic diagram of the AO system for imaging

1.1 波前重构

Noll^[12]认为, 由大气湍流引起的任何波前相位差可由一组 Zernike 多项式表示。口径为 D 的自适应光学系统, 大气湍流相位扰动的波前 $W(x,y)$ 的 Zernike 多项式展开式为:

$$W(x, y) = \sum_{k=1}^N C_k Z_k(x + y) + \xi \quad (1)$$

式中: N 是 Zernike 阶数; C_k 是第 k 阶 Zernike 系数; $Z_k(x,y)$ 是第 k 项 Zernike 多项式; ξ 是波前相位的测量误差。

Zernike 多项式具有对称性和周期性、波前适配精度高、单位圆内正交等特点, 并且低阶模式可以对应于低阶相位差。根据数学理论, 波前在某点 (x, y) 的斜率等于波前在该点 x, y 方向上的导数值, 所以每个子孔径在 x, y 方向上探测的波前斜率值可表示为:

$$\begin{cases} G_x = \frac{\partial W}{\partial x} = \sum_{k=1}^n c_k \frac{\partial Z_k(x, y)}{\partial x} + \xi_x \\ G_y = \frac{\partial W}{\partial y} = \sum_{k=1}^n c_k \frac{\partial Z_k(x, y)}{\partial y} + \xi_y \end{cases} \quad (2)$$

式中: ξ_x, ξ_y 为波前相位测量误差。

使用前 n 项 Zernike 多项式对有 m 个子孔径的 Hartmann-Shack 波前传感器的波前畸变进行整合, 当 ξ 足够小时, 可以得到 Zernike 波前重建模型为:

$$G = DC \quad (3)$$

式中: G 是 $2m$ 阶波前斜率向量; D 是 $2m \times n$ 阶 Zernike 多项式复原矩阵; C 由 n 阶子孔径多项式系数向量确定, 这些数据定义为:

$$G = [G_{1x}, \dots, G_{mx}, G_{1y}, \dots, G_{my}]^T \quad (4)$$

$$D = \begin{bmatrix} \partial z_1(x, y) / \partial x \Big|_{(x_1, y_1)} & \dots & \partial z_n(x, y) / \partial x \Big|_{(x_1, y_1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \partial z_1(x, y) / \partial x \Big|_{(x_m, y_m)} & \dots & \partial z_n(x, y) / \partial x \Big|_{(x_m, y_m)} \\ \partial z_1(x, y) / \partial y \Big|_{(x_1, y_1)} & \dots & \partial z_n(x, y) / \partial y \Big|_{(x_1, y_1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \partial z_1(x, y) / \partial y \Big|_{(x_m, y_m)} & \dots & \partial z_n(x, y) / \partial y \Big|_{(x_m, y_m)} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$C = [c_1, c_2, \dots, c_n]^T \quad (6)$$

因此, 波前重建为求解线性方程组。在公式(3)中, 波前复原模型是超定方程 ($2m > n$), 使用奇异值分解方法求波前重构矩阵 D 的广义逆矩阵 D^+ , 因此模式向量 C 为:

$$C = D^+ G \quad (7)$$

最后, 由公式(1)和公式(7)得到完整的波前相位展开式, 实现 AO 图像的波前重建。

1.2 PSF 初值估计

AO 图像的降质模型为^[10]:

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) + n(x, y) \quad (8)$$

式中: (x, y) 是图像的坐标点; \otimes 是卷积符号; $f(x, y)$ 是

原图像; $g(x,y)$ 是观测的降质图像; $h(x,y)$ 表示点扩散函数 PSF, $n(x,y)$ 是噪声。

PSF 初值的选取对 AO 退化图像复原的效果至关重要, 本文基于波前复原的先验信息来估计 PSF 初值, 以加快算法的收敛速度。PSF 的初始值为:

$$\tilde{h}(x, y) = \left| \int_{x'} \int_{y'} W_p(x', y') \exp(-j2\pi(xx'+yy')) dx' dy' \right|^2 \quad (9)$$

式中: $W_p(x,y)$ 是 AO 成像系统的广义瞳函数, 其定义为:

$$W_p(x, y) = \exp(j \frac{2\pi}{\lambda} W_0(x, y)) \quad (10)$$

式中: $W_0(x,y)$ 是 H-S 波前传感器的波前畸变变量 $W(x,y)$ 的测量值; λ 是波长, $2\pi/\lambda$ 是进入成像系统的波数。

1.3 自适应总变分算法

短曝光的 AO 图像遵循噪声为零均值、方差为 σ 的高斯 (Gaussian) 分布特征, 基于 Gaussian 模型的最大似然函数定义为^[13]:

$$p(g|f, h) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(g-h*f)^2}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

式中: σ 是图像的噪声方差。

为了估计目标 f 和点扩散函数 h , 本文采用迭代反卷积方法。根据最大似然估计准则, 代价函数定义为:

$$J_1(f, h) = \arg \min \ln(p(g|f, h)) \quad (12)$$

$$\hat{h}^{(n+1)}(x, y) = \hat{h}^{(n)}(x, y) + \sum_{(x, y) \in \Omega} \hat{f}^{(n)}(x, y) [g(x, y) - \sum_{(x, y) \in \Omega} \hat{h}^{(n)}(x, y) \hat{f}^{(n)}(x, y)] \quad (17)$$

$$\hat{f}^{(n+1)}(x, y) = \hat{f}^{(n)}(x, y) + \frac{1}{1 - \frac{\beta}{q^{(n)}(x, y)} \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \hat{f}^{(n)}(x, y)}{|\hat{f}^{(n)}(x, y)|} \right)} \sum_{(x, y) \in \Omega} \hat{h}^{(n+1)}(x, y) [g(x, y) - \sum_{(x, y) \in \Omega} \hat{h}^{(n+1)}(x, y) \hat{f}^{(n)}(x, y)] \quad (18)$$

根据式(17)和(18)经过一定次数的迭代, 且迭代过程中基于波前重构方法重建 PSF, 即可获得目标图像和 PSF 的估计。为了加快算法的收敛速度, 本文采用共轭梯度法^[14]求解线性方程组。

1.4 算法实现过程

基于自适应总变分法的 AO 图像的复原算法实现步骤如下:

Step 1: 初始化。根据帧选择技术^[10], 选出图像 $(g_1, g_2, g_3, \dots, g_m)$, 以 $\hat{f}_0 = (g_1 + g_2 + g_3 + \dots + g_m)/M$ 为初值 ($m=1, 2, \dots, M$)。

Step 2: 计算 PSF 的初值。根据 2.2 节 PSF 重建

定义对数似然函数, 对式(12)取对数得:

$$\ln(p(g|f, h)) = \sum_{(x, y) \in \Omega} \left(-\frac{(g - f * h)^2}{2\sigma^2} - \ln \sigma - \ln \sqrt{2\pi} \right) \quad (13)$$

为了获得更好的收敛性, 我们使用自适应总变分函数实现最小化, 即:

$$J_2(f, h) = J_1(f, h) + \sum_{(x, y) \in \Omega} \frac{\beta}{q(x, y)} |\nabla f(x, y)| \quad (14)$$

这里我们定义 $q(x,y)$ 为:

$$q(x, y) = 1 + \frac{1}{1 + k |\nabla G_\delta * f(x, y)|^2} \quad (15)$$

式中: 高斯滤波器 $G_\delta(x,y)=\exp[-(x^2+y^2)/4\delta^2]$, 并且 $\delta > 0$, $\beta > 0$, $k > 0$ 。自适应 TV 模型的主要特点是规则项的顺序取决于图像的局部信息。由于 $1 < q(x,y) < 2$, 对于边缘或较大的梯度位置, 本文提出自适应 TV 正则化方法。

根据式(14)和式(15), 重新定义代价函数为:

$$L(f, h) = \sum_{(x, y) \in \Omega} \left\{ -\frac{(g - f * h)^2}{2\sigma^2} - \ln \sigma - \ln \sqrt{2\pi} + \frac{\beta}{q(x, y)} |\nabla f(x, y)| \right\} \quad (16)$$

采用期望值最大化方法来最小化式(16), 我们可以得到提出的 AO 图像复原算法的迭代处理过程, 即:

方法得到初值 \hat{h}^0 。

Step 3: 迭代计算 $k=1, 2, 3, \dots, K$ ($K=50$ 或 100):

1) 将 $\hat{f}^{(k)}(x, y)$ 和 $\hat{h}^{(k)}(x, y)$ 代入式(17), 求出 PSF

的估计 $\hat{h}^{(k+1)}(x, y)$ 。

2) 新的目标估计 $\hat{f}^{(k+1)}(x, y)$, 将第 k 次的估计

$\hat{h}^{(k)}(x, y)$ 和 $\hat{f}^{(k)}(x, y)$ 代入式(18); 如果 $k > K$, 再转到

Step 4。

3) $k++$ 。

Step 4: 算法结束。如果 $k \geq K$, 则输出估计图像 $\hat{f}(x, y)$, 结束算法; 否则转 Step 3。

2 实验结果与分析

采用客观评价标准归一化均方误差 (normalized mean square error, NMSE)^[11], 峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR)^[10] 和计算时间来评价本文算法的复原效果。NMSE 定义如下:

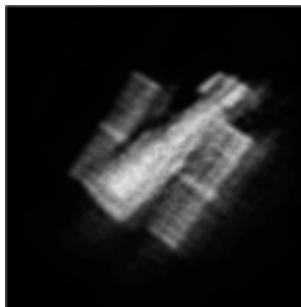
$$NMSE = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (\hat{f}(x, y) - f(x, y))^2}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f(x, y))^2} \quad (19)$$

式中: M 和 N 分别是图像 x 轴和 y 轴的像素个数。NMSE 是对原始图像和目标图像之间整体偏差的估计, 较小的 NMSE 值表示原始图像与对象图像之间的偏差较小, 获得更好的复原图像质量。

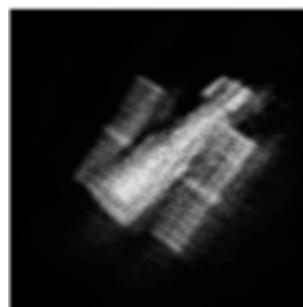
PSNR 定义如下:

$$PSNR = 10 \times \lg \left(\frac{255^2 \times M \times N}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (\hat{f}(x, y) - f(x, y))^2} \right) \quad (20)$$

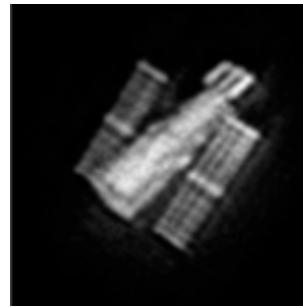
式中: M 和 N 分别代表图像 x 轴和 y 轴的像素个数; $f(x, y)$ 和 $\hat{f}(x, y)$ 分别是原图像和被评价图像在点 (x, y)



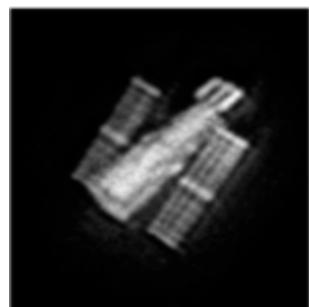
(a) 降质图像1
(a) Degraded image 1



(b) 降质图像2
(b) Degraded image 2



(c) 降质图像3
(c) Degraded image 3



(d) 降质图像4
(d) Degraded image 4

图 2 实测多帧 HST 降质图像

Fig.2 Multi-frames observed HST degraded images

表 1 3 种不同复原算法的 NMSE, PSNR 和计算时间的比较结果

Table 1 Comparison results on NMSE, PSNR, and computation time of the three different restoring algorithms

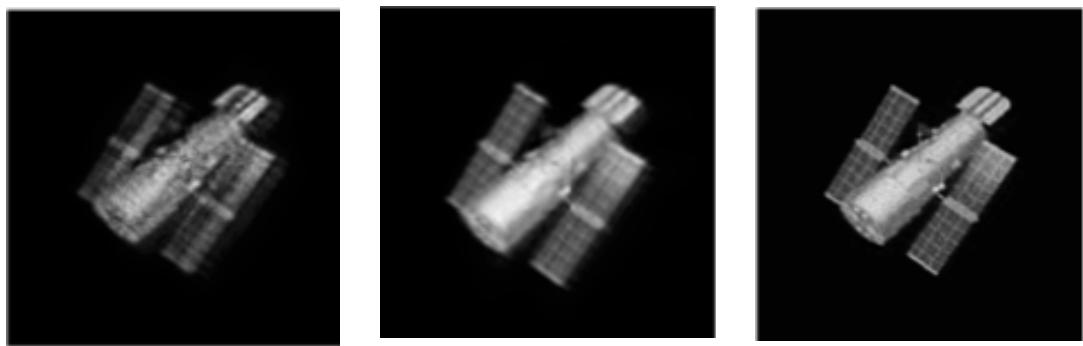
HST image	NMSE	PSNR	Computation time/s
RL-IBD	0.0247	34.5615	6.203
FS-MLJD	0.0225	35.7542	7.041
Our algorithm	0.0201	36.1074	6.079

处的灰度值。PSNR 值越大, 代表图像复原效果越好。

为验证本文算法的复原效果和可靠性, 我们采用 MATLAB 6.5 对算法进行编程实现, 用 Intel(R) Core(TM) i5-2520M CPU, 4GB RAM 的 PC 机。

本文对实测 HST 图像进行复原实验。复原实验将对基于 Richardson-Lucy 的盲迭代复原算法 (RL-IBD)^[7] 和基于帧选择及极大似然估计的 AO 图像复原算法 (FS-MLJD)^[10] 与本文算法进行比较。本文采用帧选择技术^[10], 从 100 帧降质 AO 图像中选取 40 帧作为去卷积的待处理图像。图 2 为 4 帧 AO 观测 HST 序列图像 (为节省空间, 只显示 4 帧图像)。

为验证本文算法的有效性, 与 RL-IBD 算法和 FS-MLJD 算法进行比较, 3 种算法的复原结果如图 3 所示。其中, 每种算法的迭代次数为 300 次, 图 3(a) 为 RL-IBD 算法的复原结果, 图 3(b)FS-MLJD 算法的复原结果, 图 3(c) 为本文算法的复原结果, 点扩散函数的初值为 $\hat{h}_0 = 9.48 \times 10^{-3}$, PSF 迭代 10 次。经过多次实验, 根据复原效果较好的参数作为参数选择值, 最终参数值选择为: $\delta = 1.03$, $k = 3$, 及 $\beta = 0.205$, 相应的噪声标准差为 $\sigma = 4.2$ 。从视觉效果来看, 本文算法的复原效果优于其他两种算法。比较图 3(a), (b) 和 (c) 的复原处理后的 NMSE, PSNR 和算法的计算时间见表 1 所示, 迭代次数为 300 次。



(a) RL-IBD 算法 (a) RL-IBD algorithm (b) FS-MLJD(b) FS-MLJD algorithm (c) 本文算法 (c) Our algorithm
图3 HST 图像复原算法比较 Fig.3 Restoration methods comparison for HST image

与 RL-IBD 和 FS-MLJD 算法相比, 本文算法的 NMSE 值分别降低了 18.6%, 10.7%, 算法的 PSNR 值分别提高了 4.47%, 0.987%, 算法的运算时间分别降低了 1.99%, 13.66%。很明显, 本文算法复原的图像获得更多的细节信息, 从客观评价结果可知, 本文算法具有较低的 NMSE 值, 较高的 PSNR 值和较少的计算时间。

3 结论

本文提出了一种新颖的自适应光学图像复原算法, 首先推导了 AO 系统闭环校正后的 PSF 的数学模型, 求解了基于波前重构的 PSF 模型以更准确地估计 AO 图像的点扩散函数模型, 确定 PSF 的初值, 然后研究了自适应总变分法对 AO 图像复原处理算法, 自适应总变分法的提出, 可以加快图像复原过程算法的收敛速度, 边缘保持较好。实验结果表明, 与 RL-IBD 和 FS-MLJD 算法相比, 本文算法的 NMSE 值分别降低了 18.6%, 10.7%, 算法的 PSNR 值分别提高了 4.47%, 0.987%, 算法的运算时间分别降低了 1.99%, 13.66%。本文算法具有较好的复原效果, 对实测自适应光学图像复原具有一定的应用价值。

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] LI D, MU Q, HuU L, et al. A high-resolution liquid crystal adaptive optics system[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(3): 506-508.
- [3] RAO C, SHEN F, JIANG W. Analysis of closed-loop wavefront residual error of adaptive optical system using the method of power spectrum[J]. *Acta Optica Sinica*, 2000, **20**(1): 68-73.
- [4] Fusco T, Conan J M, Mugnier L M, et al. Characterization of adaptive optics point spread function for an isoplanatic imaging: application to stellar field deconvolution[J]. *Astronomy and Astrophysics Supplement Series*, 2000, **142**(1): 149-156.
- [5] Fusco T, Conan J M, Michau V, et al. Efficient phase estimation for large field of view adaptive optics[J]. *Optics Letters*, 1999, **24**(21): 1472-1474.
- [6] Thierry F, Jean-Marc C. On- and off-axis statistical behavior of adaptive-optics -corrected short-exposure Strehl ratio [J]. *Journal of the Optical Society of America A Optics Image Science & Vision*, 2004, **21**(7): 1277-89.
- [7] White R L. Image restoration using the damped Richardson-Lucy method[C]/*The Restoration of HST Images and Spectra II*, 1994: 1342-1348.
- [8] Tsumuraya F. Deconvolution based on the Wiener-Lucy chain algorithm: an approach to recover local information losses in the deconvolution procedure[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1996, **13**(7): 1532-1536.
- [9] 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, YANG J, 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.
- [10] 张丽娟, 李东明, 杨进华, 等. 基于帧选择和极大似然估计的自适应光学图像多帧联合去卷积算法[J]. 吉林大学学报: 理学版, 2017, **55**(5): 1199-1206.
ZHANG L, LI D, YANG J, et al. Multi-frame joint deconvolution algorithm for adaptive optics images based on frame-selection and maximum likelihood estimation[J]. *Journal of Jilin University: Science Edition*, 2017, **55**(5): 1199-1206.
- [11] LI Dongming, SUN Changming, YANG Jinhua, et al. Robust multi-frame adaptive optics image restoration algorithm using maximum likelihood estimation with poisson statistics[J]. *Sensors*, 2017, **17**(4): 785-804.
- [12] Noll R J. Zernike polynomials and atmospheric turbulence [J]. *J. Opt. Soc. Am.*, 1976, **66**(3): 207-211.
- [13] Molina R, Nunez J, Cortijo F J, et al. Image restoration in astronomy: a Bayesian perspective[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2001, **18**(2): 11-29.
- [14] Nazareth J L. Conjugate gradient method [J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews Computational Statistics*, 2010, **1**(3): 348-353.