

多帧短曝光图像近视解卷积

邵 慧^{1,2}, 汪建业¹, 徐 鹏¹, 杨明翰¹, 周 春²

(1. 中国科学院核能安全技术研究所, 安徽合肥 230031; 2. 安徽建筑大学电子与信息工程学院, 安徽合肥 230601)

摘 要: 本文提出一种频域压缩多帧近视解卷积算法. 首先, 根据波前传感器获取的大气湍流相位估计短曝光图像的初始点扩展函数, 并逐步将点扩展函数调整到准确形式. 通过共轭梯度 (CG) 算法交替解卷积频域代价函数估计目标图像和点扩展函数, 为了有效压缩信息量, 将图像频谱比增加到代价函数中, 同时施加基本约束保证迭代快速收敛于全局最小解. 采用结构自适应滤波器 (SAAF) 达到消除噪声的同时保护重建图像细节. 实验结果表明算法能够得到高质量的重建图像, 性能优于所对比多帧 Tikhonov 正则化解卷积和多帧 Richardson-Lucy 的盲解卷积算法.

关键词: 短曝光图像; 近视解卷积; 频谱比; 结构自适应应用滤波器; 共轭梯度

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)10-2110-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.10.038

Multiframe Myopic Deconvolution for Short Exposure Images

SHAO Hui^{1,2}, WANG Jian-ye¹, XU Peng¹, YANG Ming-han¹, ZHOU Chun²

(1. Institute of Nuclear Energy Safety Technology, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China)

Abstract: A compact multiframe myopic deconvolution algorithm in the frequency domain is described that utilizes multiframe short exposure images and the corresponding turbulent atmosphere phases from wave front sensing. Firstly, the algorithm employs the estimated point spread functions (PSFs) based on the turbulent atmosphere phases to adjust to be better correct forms gradually. The cost function that uses Fourier spectral ratio to reducing the number of unknown variables is minimized alternately to restore the object image and estimate PSFs by conjugate gradient algorithm. To diminish noise amplification in the frequency domain and avoid the reconstructed image turning to be a local minimum, the structure-adaptive applicability filter (SAAF) and multiple basis constraints are used. Computer simulations are conducted to investigate the performance of the proposed method offer the possibility of improved object reconstructions over multiframe Tikhonov regulation deconvolution and multiframe Richardson-Lucy deconvolution.

Key words: exposure image; myopic deconvolution; spectral ratio; structure-adaptive applicability filter; conjugate gradient

1 引言

大气湍流引起的折射率的波动使光波波前产生畸变, 破坏了光波相干性, 表现为与相位和振幅相关的物理量上的随机改变, 造成光学图像质量的严重下降^[1,2]. 地基望远镜通过湍流大气远距离成像, 其分辨本领在望远镜口径达到大气相干长度的数值趋于一个最大值, 受到大气湍流影响明显^[1~3].

为了克服大气湍流的影响, 在过去的几十年里人们进行大量的探索, 取得了一定的成绩. 其中最直接最简单的方法是经典解卷积方法^[3~6], 在系统点扩展函数 (PSF) 或光学传递函数 (OTF) 已知或能够从波前探测传感器中获得 OTF 相位的情况下重建退化图像. 由于大气湍流的随机性, 波前测量值不可避免地存在误差, 采

用固定的或不够准确的 PSF, 经典解卷积复原质量不佳. 盲解卷积^[7~14]是另外一类已普遍应用于天文图像处理中的方法, 能够取得较高的图像质量, 但在估计过程中不能保证图像和 PSF 的唯一性和收敛性, 且 PSF 的先验知识无法精确获得, 限制重建图像质量的进一步提升. 近视解卷积^[15~18]通过已测的不准确 PSF, 根据有限的先验知识通过迭代算法逐步将其调整到一个准确的形式, 获得比经典解卷积和盲解卷积更高的图像质量.

多帧近视解卷积能够提供更多的信息量和约束, 相比于单帧处理减少了系统边界错误, 结果更加可靠, 同时 PSF 的先验约束越多, 所得的近视解卷积结果越优^[17]. Hom 等^[18]在近视迭代步保持复原算法 (MISTRAL)^[17]的基础上采用自适应图像解卷积 (AIDA) 完成多帧近视解卷积, 并证明了 AIDA 算法对装配自适应光

学设备的望远镜系统获取的综合数据和实验数据均有效。

本文在 AIDA 基础上提出压缩多帧近视解卷积 (CMMD) 算法, 主要优点包括以下几个方面: 第一, 采用频谱比信息作为正则化约束^[14], 提高解的保真度; 第二, AIDA 算法采用空域多帧近视解卷积, 本文在频域内完成近视解卷积, 提高了运算速度, 更适合大型的实时图像处理系统; 第三, 传统近视解卷积方法^[15,16] 处理的是长曝光图像, 通过大气湍流获取的长曝光图像包含了湍流限制截止频率为 $r_0/\lambda d$, 其中 λ 是光波的数值波长, d 是望远镜基于像面的距离, r_0 为 Fried 参数; 同时受到望远镜的衍射受限截止频率 $D/\lambda d$ 限制, D 为望远镜直径, 且长曝光情况下两者是独立的^[1]. 而采用短曝光图像将这些信息封装起来, 得到更高截止频率的衍射受限图像^[1,2,19], 短曝光解卷积方法处理的频率范围相比于长曝光的情况下是按照 D/r_0 比例因子增加. 例如直径为 2m 的望远镜, 当 $r_0 = 10\text{cm}$, 在因子 20 条件下恢复的长曝光衍射受限图像, 很难提高性能, 而通过湍流退化短曝光图像近视解卷积可以获得高质量复原图像, 更具实际意义^[2].

2 图像模型

在等晕角内的远距离非相干成像可以建模成一个线性移不变系统^[4,5], 用卷积形式表示:

$$i(\mathbf{x}) = s(\mathbf{x}) * o(\mathbf{x}) + n(\mathbf{x}) \quad (1)$$

其中 \mathbf{x} 是二维的空间矢量 (x_1, x_2) , $*$ 表示卷积运算. $i(\mathbf{x})$ 和 $s(\mathbf{x})$ 分别表示观测图像和 PSF. $o(\mathbf{x})$ 为原始目标图像, $n(\mathbf{x})$ 为随机串入的噪声. 望远镜通过湍流大气获取的短曝光图像, PSF 和湍流相位 φ 的关系为:

$$s(\mathbf{x}) = |FT^{-1}(\eta e^{i\varphi})|^2 \quad (2)$$

其中 η 为光瞳函数 (光瞳内为 1, 光瞳外为 0), FT^{-1} 代表傅里叶反变换. 大气湍流相位 φ 获取方法很多^[20], 本文采用基于误差矩阵最小化 (error metric minimization)^[21] 的相位差方法来获得大气湍流相位和估计的初始 OTF (PSF 的频谱), 并由不准确的估计 OTF 通过近视解卷积逐步迭代调整到一个正确的形式, 提高重建目标图像质量.

3 近视解卷积

根据统计理论, 目标图像、PSF 和观测图像的先验概率分布依赖于图像估计值 a , 分别采用 $p(o|a)$ 、 $p(s|a)$ 和 $p(i|a)$ 表示. 假定 o 和 s 是独立的, 则联合分布定义为:

$$p(o, s|i, a) = p(i|o, s, a)p(o|a)p(s|a)/p(i|a) \quad (3)$$

其中, $p(i|o, s, a)$ 是观测图像 i 的后验概率密度, 则在

最大后验概率估计 (MAP)^[15] 框架下, o 和 s 估计由下列函数最小化获得:

$$J(o, s) = -\ln(p(o, s|i, a)) \\ = J_n(i|o, s, a) + J_o(o|a) + J_s(s|a) \quad (4)$$

其中

$$J_n(i|o, s, a) = -\ln(p(i|o, s, a))$$

$$J_o(o|a) = -\ln(p(o|a))$$

$$J_s(s|a) = -\ln(p(s|a))$$

由于变量 o 和 s 是相互独立的, $\ln(p(i|a))$ 可以忽略. 近视解卷积的目标是通过最小化式 (4), 分别得到衡量重建数据和原始数据的相近程度的数据保真项 $J_n(i|o, s, a)$ 以及保证函数凸性的图像约束项 $J_o(o|a)$ 和 PSF 约束项 $J_s(s|a)$ 的解.

以高斯白噪声表示波前探测中噪声, 采用加权最大后验估计, 则 $J_n(i|o, s, a)$ 的表达式为:

$$J_n(i|o, s, a) = \frac{1}{2} \sum_{\mathbf{x}} \frac{\|i(\mathbf{x}) - s(\mathbf{x}) * o(\mathbf{x})\|^2}{w} \quad (5)$$

其中 $\|\cdot\|^2$ 为二阶范数, $w = \sigma^2$ 为噪声方差. 如果解卷积仅依赖于上述的变量, 所得到的结果通常不够准确且主观质量不尽人意. 为了保证解卷积得到的是全局最优解, 需要对式 (5) 中图像和 PSF 的先验概率分布施加正则化约束.

近视解卷积应用 l_2 - l_1 范数正则化目标先验模型, 达到保护边界和纹理细节的目的^[15,18]. 为了便于频域内运算, 对目标先验模型进行 l_2 范数正则化约束:

$$J_o(o|a) = \frac{\gamma_1}{2} \sum_{\mathbf{x}} \|o(\mathbf{x})\|^2 \quad (6)$$

其中 γ_1 为正则化参数, 取很小的正值, 保证目标图像最大概率保真值.

为了准确和快速地估计 PSF, 对 PSF 先验模型增加频域约束, 即对 OTF 进行约束, 最优情况下 OTF 的估计值 $\hat{S}(\mathbf{u})$ 与原始测量值 $S(\mathbf{u})$ 相同, 可以得到:

$$J_s(s|a) = \frac{\gamma_2}{2} \sum_{\mathbf{u}} |S(\mathbf{u}) - \hat{S}(\mathbf{u})|^2 \quad (7)$$

其中 γ_2 为正则化参数, 其中 $S(\mathbf{u}) = FT\{s(\mathbf{x})\}$, \mathbf{u} 为频域二维矢量, FT 代表傅里叶变换.

单帧图像代价函数可表示成:

$$J(o, s) = \frac{1}{2} \sum_{\mathbf{x}} \frac{\|i(\mathbf{x}) - s(\mathbf{x}) * o(\mathbf{x})\|^2}{w} \\ + \frac{\gamma_2}{2} \sum_{\mathbf{u}} |S(\mathbf{u}) - \hat{S}(\mathbf{u})|^2 \\ + \frac{\gamma_1}{2} \sum_{\mathbf{x}} \|o(\mathbf{x})\|^2 \quad (8)$$

多帧图像可提供更多有用信息, 重建图像比单帧复原更接近原始图像^[14,17]. 多帧退化图像模型可表示为:

$$i_j(\mathbf{x}) = s_j(\mathbf{x}) * o(\mathbf{x}) + n_j(\mathbf{x}), j = 1, \dots, L \quad (9)$$

其中 L 为图像通道数目, j 为帧数, 则多帧近视解卷积的代价函数为:

$$J(o, \mathbf{s}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \left[\sum_{\mathbf{x}} \frac{\|i_j(\mathbf{x}) - s_j(\mathbf{x}) * o(\mathbf{x})\|^2}{w_j} \right. \\ \left. + \gamma_2 \sum_{\mathbf{u}} |S_j(\mathbf{u}) - \hat{S}_j(\mathbf{u})|^2 \right] \\ + \frac{\gamma_1}{2} \sum_{\mathbf{x}} \|o(\mathbf{x})\|^2 \quad (10)$$

其中, $\mathbf{s} = (s_1(\mathbf{x}), s_2(\mathbf{x}), \dots, s_L(\mathbf{x}))$, w_j 是第 j 帧的噪声方差. 根据 Parseval 原则, 频域代价函数可以表示为:

$$J(O, \mathbf{S}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \left[\sum_{\mathbf{u}} \frac{|I_j(\mathbf{u}) - S_j(\mathbf{u})O(\mathbf{u})|^2}{w_j} \right. \\ \left. + \gamma_2 \sum_{\mathbf{u}} |S_j(\mathbf{u}) - \hat{S}_j(\mathbf{u})|^2 \right] \\ + \frac{\gamma_1}{2} \sum_{\mathbf{u}} |O(\mathbf{u})|^2 \quad (11)$$

其中 $S_j(\mathbf{u}) = FT\{s_j(\mathbf{x})\}$ 为第 j 帧的 OTF, $I_j(\mathbf{u}) = FT\{i_j(\mathbf{x})\}$, $O(\mathbf{u}) = FT\{o(\mathbf{x})\}$, $\mathbf{S} = FT\{\mathbf{s}\}$. 近视解卷积迭代求解式(11)中的图像和 OTF 是存在病态性质的逆问题, 可通过附加约束或改变求解策略保证解的确定性和稳定性^[22].

复原图像的保真度和分辨率直接依赖于求解等式的约束先验知识的数量和质量^[13,17]. 本文以测量的 OTF 作为约束达到提高复原图像分辨率的目的. 另外在观测图像帧间存在的相关特性, 可用作多帧短曝光图像解卷积的约束, 得到高分辨率的重建图像. 实际的短曝光图像获取时间间隔小于大气相干时间, 则各帧图像相位固定且是相互独立的^[19], 此特性可作为约束增加到代价函数中^[14].

式(9)中若不考虑噪声, 最小化 $I_j(\mathbf{u}) - S_j(\mathbf{u}) \cdot O(\mathbf{u})$ 可以得到 $\hat{O}(\mathbf{u}) = \frac{I_j(\mathbf{u})}{S_j(\mathbf{u})}$. 最优情况下两帧估计的值是相同的, 即 $\frac{I_p(\mathbf{u})}{S_p(\mathbf{u})} = \frac{I_q(\mathbf{u})}{S_q(\mathbf{u})}$. 则两帧的 p 、 q 的频谱比(I_p/I_q)不依赖于目标, 而是 OTF 的比例(S_p/S_q)的测量, 如果 S_p 已知, S_q 值可由频谱比决定, 即 $S_q = S_p (I_p/I_q)$, 减少了变量. 为了书写方便, 改写成省略坐标的形式. 将频谱比增加到代价函数(11)中, 得到新的代价函数:

$$J(O, \mathbf{S}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \left[\sum_{\mathbf{u}} \frac{|I_j - S_j O|^2}{w_j} \right. \\ \left. + \gamma_3 \sum_{k \neq j} \sum_{\mathbf{u}} |S_k I_j - S_j I_k|^2 \right] \\ + \gamma_2 \sum_{\mathbf{u}} |S_j - \hat{S}_j|^2 + \frac{\gamma_1}{2} \sum_{\mathbf{u}} |O|^2 \quad (12)$$

其中 γ_3 是正的正则化参数. 将新的方法命名压缩多帧近

视解卷积(CMMD), 将频谱比增加到代价函数中, 将测量的 OTF 作为其他变量帧的起始值, 减少近视解卷积中未知变量, 增加收敛速度, 同时提高重建的准确性.

4 算法实现

4.1 最小化方法

式(12)中含有两个未知参量, 为了保证全局最优解, 采用共轭梯度(CG)方法交替最小化关于目标图像和 PSF 的代价函数, 迭代过程中常采用很小的迭代步长保证运算的稳定性, 但会造成收敛速度的下降^[17]. 为了解决这一问题, 本文采用 Hessian 阵的对角阵作为迭代步长的尺度因子以提高 CG 算法的收敛速度^[16,17], 则关于 O 和 S 的迭代运算为:

$$O^n = O^{n-1} - \alpha \frac{1}{\partial_{O^*} \partial_O J} \partial_{O^*} J(O^{n-1}, \mathbf{S}^{n-1}) \quad (13)$$

$$S_j^n = S_j^{n-1} - \beta \frac{1}{\partial_{S_j^*} \partial_{S_j} J} \partial_{S_j^*} J(O^n, \mathbf{S}^{n-1}) \quad (14)$$

其中参数 α 和 β 为迭代步长, $\partial_{O^*} J$ 是 J 对 O^* 求偏导, 星号 * 代表复共轭, $\partial_{O^*} \partial_O J$ 是 J 关于 O 和 O^* 的二阶偏导, $\partial_{S_j^*} J$ 和 $\partial_{S_j} \partial_{S_j^*} J$ 与 $\partial_{O^*} J$ 和 $\partial_O \partial_{O^*} J$ 相似.

4.2 波前探测

CMMD 始于一个估计湍流相位的预处理阶段, 从波前估计传感器上得到数据来估计 OTF 能够有效去除视宁度波动产生的误差^[15]. 通过自适应光学成像系统的聚焦和离焦两个通道的图像来获得湍流相位^[21]:

$$\theta_k(x_1, x_2) = b_k(x_1^2 + x_2^2) \quad (15)$$

其中参数 b_k 是离焦系数. 相位差通道 1 ($b_1 = 0$) 所得图像为聚焦图像, 相位差通道 2 ($b_2 = -2.38\pi$) 为离焦图像^[20]. 离焦通道的点扩展函数为:

$$s_d(\mathbf{x}) = |FT^{-1}(\eta e^{i(\varphi + \theta_2)})|^2 \quad (16)$$

采用最小化误差矩阵估计波前:

$$\epsilon = \frac{|I(\mathbf{u})S_d(\mathbf{u}) - I_d(\mathbf{u})S(\mathbf{u})|}{|S(\mathbf{u})|^2 + |S_d(\mathbf{u})|^2} \quad (17)$$

其中下标 d 代表离焦通道. 采用类牛顿方法(L-BFGS)^[23] 对误差矩阵进行最小化, 估计相位, 获得初始 OTF, 通过近视解卷积逐次迭代调整 OTF 到正确的形式, 结果比直接采用相位差方法获得 OTF 更接近原始退化.

4.3 去噪处理(SAAF)

在频域中对目标图像的迭代估计过程中, 噪声常常被放大, 导致图像质量的严重下降, 虽然二阶正则化代价函数具有滤波的功能^[16,24], 但会造成图像细节的平滑, 影响图像质量. 本文采用基于 DAK(Data-Adapted Kernel)^[25] 函数的各向异性的结构自适应滤波器(Structure-Adaptive Applicability Filter, SAAF), 完成去噪的同时有效保持图像细节. $o_i(\mathbf{x}_i)$ 表示以 \mathbf{x} 为中心局部邻域内

\mathbf{x}_i 处的采样点,则滤波后像素 $\hat{o}(\mathbf{x})$ 为:

$$\hat{o}(\mathbf{x}) = \sum_i K_I(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) o_i(\mathbf{x}_i) / \sum_i K_I(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \quad (18)$$

其中 DAK 函数 $K_I(\mathbf{x}_i - \mathbf{x})$ 表示为:

$$K_I(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) = c(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) a(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \quad (19)$$

其中 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2})$, $c(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 为鲁棒性结构确定性因子, $a(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 为结构自适应应用函数. 确定性因子是由残差 $o_i(\mathbf{x}_i) - \hat{o}_i(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 决定的类高斯函数:

$$c(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp(-|o_i(\mathbf{x}_i) - \hat{o}_i(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)|^2 / 2\sigma_r^2) \quad (20)$$

$\hat{o}_i(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 是通过泰勒级数从重建图像得到估计值, σ_r 为残差. 一个输出像素邻域内局部图像结构信息必须是已知的,才能完成基于结构的自适应滤波,局部结构信息包括方向 ϕ 和各项异性值 A ,由梯度结构张量 (GST)^[26]来确定:

$$\text{GST} = \overline{\nabla I \nabla I^T} = \begin{bmatrix} \overline{I_1^2} & \overline{I_1 I_2} \\ \overline{I_1 I_2} & \overline{I_2^2} \end{bmatrix} = \lambda_\alpha \alpha \alpha^T + \lambda_\beta \beta \beta^T \quad (21)$$

$$\phi = \arg(\alpha), \quad A = \frac{\lambda_\alpha - \lambda_\beta}{\lambda_\alpha + \lambda_\beta}$$

其中 $I = o_i(\mathbf{x}_i)$ 表示当前位置 \mathbf{x}_i 的图像强度,两个方向上的一阶偏导分别为 $I_1 = \partial I / \partial x_{i1}$, $I_2 = \partial I / \partial x_{i2}$. 由局部的图像结构信息确定的结构自适应应用函数为:

$$a(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \rho(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) \exp[-((\mathbf{x}_1 \cos \phi + x_2 \sin \phi) / \sigma_{x_1}(\mathbf{x}_i))^2 - ((-x_1 \sin \phi + x_2 \cos \phi) / \sigma_{x_2}(\mathbf{x}_i))^2] \quad (22)$$

其中 ρ 限制支持域的范围,各向异性高斯核在两个方向上的尺度为 σ_{x_1} 和 σ_{x_2} ,拉长因子 σ_{x_2} 取值常常大于等于 σ_{x_1} :

$$\sigma_{x_1} = \zeta \sigma_c / (\zeta + A), \quad \sigma_{x_2} = (\zeta + A) / \zeta \sigma_c \quad (23)$$

其中旋转参数 ζ 是一正值,用于确定函数 $a(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 离心率的上限, σ_c 为一数值很小的常数.

4.4 基本约束

图像值所代表的光子数和能量常常是非负的,而在图像和 PSF 迭代重建过程中,常含有负值. 需要对图像和 PSF 的强度施加正约束,分别为 $Q_o^1 = \{o : 0 \leq o^{(n)} \leq 1\}$, $Q_s^1 = \{s_j^n \geq 0\}$. 望远镜成像系统满足能量守恒原则,估计图像能量必须等于观测图像的能量^[14],施加能量约束为 $Q_s^2 = \{\sum_j s_j^n = 1\}$,即每一帧图像 PSF 的强度值和是固定的.

为了保证 CMMD 迭代过程稳定性要求 PSF 位置固定,引入 PSF 支持域约束,定义为 $Q_s^3 = \{s_j^n(x_1, x_2) = 0 \text{ if } |x_1| > M, |x_2| > M\}$,其中 s_j^n 的优先支持域为矩形 $M \times M$. 因此在近视解卷积过程中对 PSF $s_j^n, j = 1, \dots, L$ 施加基本约束为 $Q_s = Q_s^1 \cap Q_s^2 \cap Q_s^3$.

5 仿真实验

根据 Kolmogorov 谱^[1],通过随机序列产生相位屏,

由式(2)得到仿真湍流 PSF,并与测试图像卷积得到短曝光图像序列,噪声强度采用参考文献[27]的 BSNR 量化图像噪声等级. 图像系统参数设置如下:望远镜孔径为 0.8m,光学波长为 650nm,图像采用图 1 所示海事卫星,大小为 256×256 . 正则化参数 γ_1, γ_2 和 γ_3 分别设置为 0.001, 0.02 和 1.2,迭代步长固定为 $\alpha = 0.6, \beta = 0.9$; PSF 支持域参数 M 设置为 35.

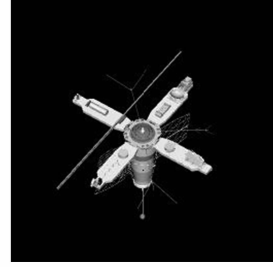


图1 原始图像

采用均方误差(NMSE)计算和描述复原图像和 PSF 的客观质量:

$$\begin{aligned} \text{NMSE}(o) &= \sum_x [\hat{o}(\mathbf{x}) - o(\mathbf{x})]^2 / \sum_x [o(\mathbf{x})]^2 \\ \text{NMSE}(s) &= \sum_x [\hat{s}(\mathbf{x}) - s(\mathbf{x})]^2 / \sum_x [s(\mathbf{x})]^2 \end{aligned} \quad (24)$$

首先,模拟 Fried 参数 $r_0 = 13\text{cm}$ 下的湍流相位,产生三对无噪的湍流退化图像,图 2(a)~(c)中三帧聚焦图像作为算法的输入图像. 与多帧 Tikhonov 正则化 (MTR) 和多帧 Richardson-Lucy (MRL) 的盲解卷积算法^[8,11]进行对比,估计 PSF 与直接的相位差(PD)算法进行对比. 图 2(d), (e), (f)分别采用 MTR、MRL 和 CMMD 迭代 500 次重建图像,可以看出图 2(f) CMMD 重建图像比图 2(d), (e)包含更多的图像细节,有效去除由于估计 PSF 不准确导致的振铃,得到更清晰更接近原始目标的重建图像. 三种方法获得的 NMSE 如表 1, CMMD 比 MTR 的 NMSE 降低了 0.05,比 MRL 降低了 0.126,和主观质量结果一致.

真实的 PSF 和估计的 PSF 如图 3 所示. 可以看出用 PD 方法估计的 PSF(图 3 的中间一行)不够准确,本文提出算法估计的 PSF(图 3 的最低一行)具有更准确的形式,与真实的退化 PSF 更接近. 客观质量如表 2 所示, CMMD 估计的 PSF 的平均 NMSE 值为 0.0069,低于 PD 的 NMSE 值. CMMD 通过不断估计和逐步调整 OTF,提高了估计 PSF 准确性,更接近实际的 PSF,因此重建的图像无振铃现象. CMMD 算法避免估计丢失或产生不适当的观测频谱信息,提高无噪情况下的湍流退化图像的主观和客观的重建质量.

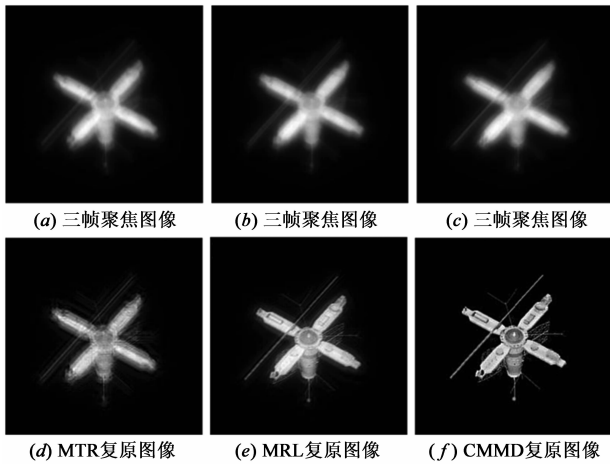


图2 湍流退化图像的复原比较(无噪)

表1 三种算法的 NMSE 比较

湍流强度(cm)	$r_0 = 13$	$r_0 = 20$	$r_0 = 10$
噪声强度(dB)	∞	30	40
MTR	0.1471	0.105	0.1903
MRL	0.0703	0.058	0.1481
CMMD	0.0208	0.026	0.0404

为了进一步证明本文算法的性能,添加 30dB、40dB 高斯白噪声,仿真中等和较强湍流($r_0 = 20\text{cm}$, $r_0 = 10\text{cm}$)条件下的退化图像,如图 4(a)~(c)和图 5(a)~(c),可以看出 CMMD 有效克服噪声的影响,保留图像清晰的细节信息,得到更高的主观质量(如图 4 和图 5),且 NMSE 低于 MRT 和 MRL 方法.不同湍流情况下采用 CMMD 估计的 PSF 比 PD 估计的 PSF 更接近真实的 PSF(如图 6 和图 7).

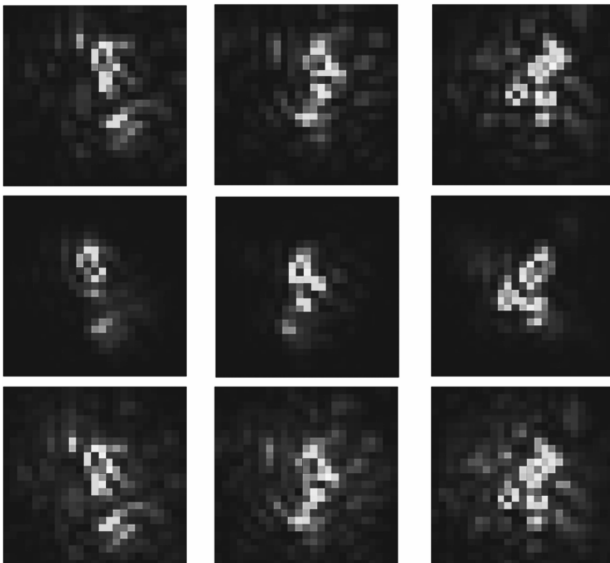


图3 弱湍流情况下的PSF估计对比(第一行为真实的仿真PSF,中间一行为PD估计的PSF,第三行为CMMD估计的PSF)

客观质量如表 1 和表 2 所示,在噪声 30dB 和 40dB 的情况下本文复原图像的 NMSE 值比 MTR 要低 0.079、0.1499,比 MRL 低 0.032、0.1077,可见湍流越强,本文算法优势越明显.从表 2 可以看出重建 PSF 的 NMSE 值分别比 PD 算法的低 0.0076 和 0.0118,证实了本文算法得到的 PSF 更加准确,因此重建的图像更接近原始图像.

表2 两种 PSF 复原算法 NMSE 比较

湍流强度(cm)	$r_0 = 13$	$r_0 = 20$	$r_0 = 10$
噪声强度(dB)	∞	30	40
PD	0.0134	0.0071	0.0080
	0.0121	0.0162	0.0159
CMMD	0.0087	0.0145	0.0216
	0.0050	0.0065	0.0030
	0.0043	0.0040	0.0026
	0.0043	0.0046	0.0046

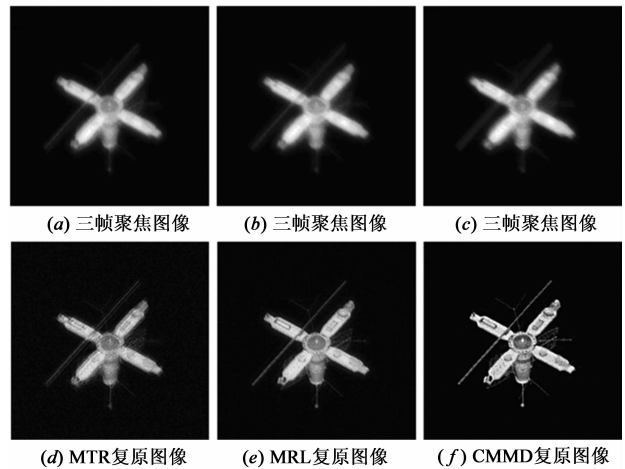


图4 中等湍流退化图像的复原

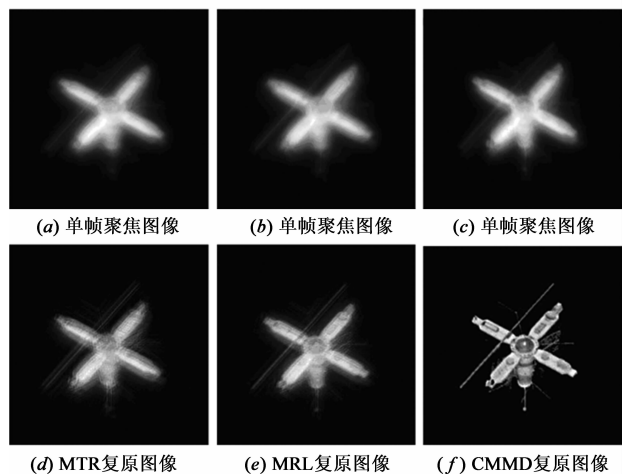


图5 强湍流退化图像的复原

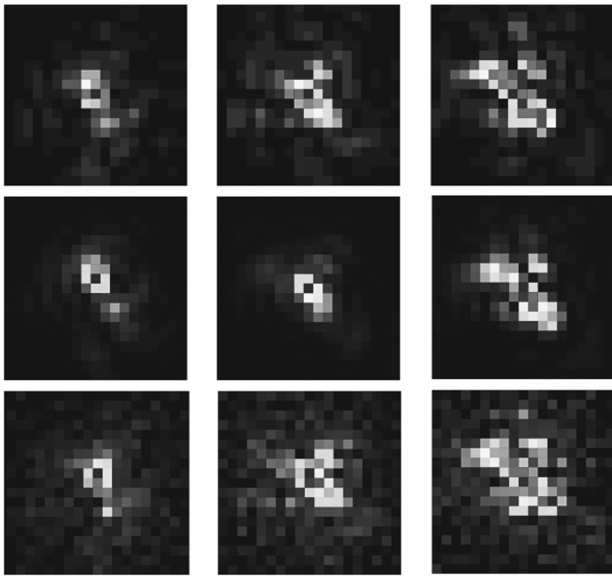


图6 中等湍流条件下的PSF比较(第一行为真实的仿真PSF,中间一行为PD估计的PSF,第三行为CMMD估计的PSF)

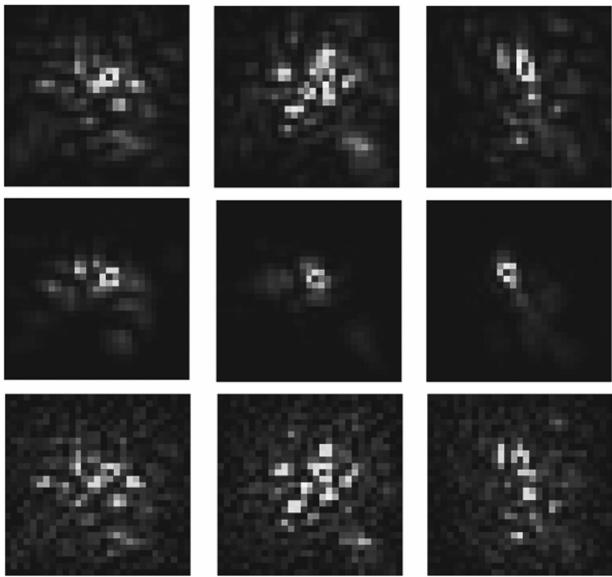


图7 强湍流条件下的PSF比较(第一行为真实的仿真PSF,中间一行为PD估计的PSF,第三行为CMMD估计的PSF)

6 小结

本文提出一种压缩多帧短曝光图像近视解卷积算法,从测量波前的PSF开始,根据解卷积迭代运算逐步调整得到准确PSF值,达到提高目标重建质量的目的。主要包括两个阶段,第一阶段,采用L-BFGS方法根据自适应光学成像系统获取的相位信息和计算估计的PSF,作为解卷积迭代算法的初始输入。第二阶段,根据初始PSF的频谱(OTF),增加频谱比正则化因子,通过压缩的多帧近视解卷积算法交替估计目标图像和PSF,

采用各向异性的结构自适应滤波器去除噪声和保护图像细节,为了加快收敛速度,在迭代的过程中对图像和PSF施加相应的基本约束。仿真结果表明本文的算法相比于经典盲解卷积算法得到更高保真度的图像,但复原图像仍然存在未知的退化,有待于进一步分析和探索。

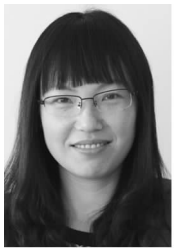
致谢 感谢FDS团队和FDS团队成员给予资助和帮助

参考文献

- [1] 饶瑞中.现代大气光学[M].北京:科学出版社,2012.261-300.
- [2] 饶瑞中.光在湍流大气中的传输[M].合肥:安徽科学技术出版社,2005.514-522.
- [3] Roggemann M C. Imaging through turbulence[M]. CRC Press, Boca Raton, 1995. 14-92.
- [4] Roggemann M C, Welsh B M. Signal-to-noise ratio for astronomical imaging by deconvolution from wave-front sensing[J]. Applied Optics, 1994, 33(23):5400-5414.
- [5] Primot J, Rousset G, et al. Deconvolution from wave-front sensing: A new technique for compensating turbulence-degraded images[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1990, 7(9):1598-1608.
- [6] Yitzhaky Y, Dror I, et al. Restoration of atmospherically blurred images according to weather-predicted atmospheric modulation transfer functions[J]. Optical Engineering, 1997, 36(11):3064-3072.
- [7] Buskila K, Towito S, et al. Atmospheric modulation transfer function in the infrared[J]. Applied Optics, 2004, 43(2):471-482.
- [8] Ayers G R, Dainty J C. Iterative blind deconvolution method and its applications[J]. Optics Letters, 1988, 13(7):547-549.
- [9] Schulz T J. Multiframed blind deconvolution of astronomical images[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1993, 10(5):1064-1073.
- [10] Frieden B R. An exact, linear solution to the problem of imaging through turbulence[J]. Optics Communications, 1998, 150(1):15-21.
- [11] LeMaster D A, Cain S C. Multichannel blind deconvolution of polarimetric imagery[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2008, 25(9):2170-2176.
- [12] Hirsch M, Harmeling S, et al. Online multi-frame blind deconvolution with super-resolution and saturation correction[J]. Astronomy and Astrophysics, 2011, 531:A9-A19.
- [13] Zhang J, Zhang Q, et al. Blind deconvolution of a noisy degraded image[J]. Applied Optics, 2009, 48(12):2350-2355.
- [14] Hope D A, Jefferies S M. Compact multiframed blind deconvolution[J]. Optics Letters, 2011, 36(6):867-869.

- [15] Conan J M, Mugnier L M, et al. Myopic deconvolution of adaptive optics images by use of object and point-spread function power spectra[J]. *Applied Optics*, 1998, 37(21): 4614 – 4622.
- [16] Mugnier L M, Robert C, et al. Myopic deconvolution from wave-front sensing [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2001, 18(4): 862 – 872.
- [17] Mugnier L M, Fusco T, et al. 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.
- [18] Hom E F Y, Marchis F, et al. AIDA: An adaptive image deconvolution algorithm with application to multi-frame and three-dimensional data [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2007, 24(6): 1580 – 1600.
- [19] Laberyrie A. Attainment of diffraction-limited resolution in large telescopes by Fourier analyzing speckle patterns in star images [J]. *Astron AstroPhys Suppl Ser*, 1970, 6: 85 – 87.
- [20] Paxman R G, Thelen B J, et al. Phase-diverse adaptive optics for future telescopes [A]. *Proceeding of SPIE the International Society for Optical Engineering [C]*, San Diego, CA, USA: SPIE press, 2007, 6711: 671103-1 – 671103-15.
- [21] Dolne J J, Menicucci P, et al. Advanced image processing and wavefront sensing with real-time phase diversity [J]. *Applied Optics*, 2009, 48(1): A30 – A34.
- [22] 王岩, 梁甸农, 等. 基于改进正则化方法的 SAR 图像增强技术 [J]. *电子学报*, 2003, 31(9): 1307 – 1309.
Wang Yan, LIANG Diannong, et al. SAR image enhancement using modified regularization method [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(9): 1307 – 1309. (in Chinese)
- [23] Bardsley J M. An efficient phase and object estimation scheme for phase-diversity time series data [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(1): 9 – 15.
- [24] 宋锐, 吴成柯, 等. 一种新的基于 MAP 的纹理自适应超分辨率图像复原算法 [J]. *电子学报*, 2009, 37(5): 1124 – 1129.
Song Rui, Wu Chengke, et al. A new MAP based texture adaptive super-resolution image [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(5): 1124 – 1129. (in Chinese)
- [25] Takeda H, Farsiu S, et al. Robust kernel regression for restoration and reconstruction of images from sparse noisy data [A]. *IEEE International Conference on Image Processing [C]*, Atlanta, USA: IEEE, 2006, 1257 – 1260.
- [26] Weijer J Van De, Vliet L J Van, et al. Curvature estimation in oriented patterns using curvilinear models applied to gradient vector fields [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(9): 1035 – 1042.
- [27] 乔建苹, 刘璐. 基于支撑向量机的盲超分辨率图像复原算法 [J]. *电子学报*, 2007, 35(10): 1927 – 1933.
QIAO Jianping, LIU Ju. A SVM-Based Blind Super-Resolution Image Restoration Algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(10): 1927 – 1933. (in Chinese)

作者简介



邵 慧 女, 1979 年生于安徽合肥. 安徽建筑大学电子与信息工程系讲师, 中国科学院合肥物质科学研究院博士研究生. 研究方向为图像处理、图像通信.
E-mail: hui. shao@fds. org. cn



汪建业 男, 1966 年生于安徽黄山. 中国科学院合肥物质科学研究院研究员. 研究方向为光电子测量技术和方法、系统控制工程.
E-mail: jianye. wang@fds. org. cn