

基于循环迭代的多帧湍流退化图像复原算法

邵 慧^{1,2} 汪建业¹ 王 亮¹ 陈 帅¹ 张光雨¹

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 采用频域多帧循环迭代解卷积算法(CIBD), 针对提高复原图像的准确性和快速性两个方面进行研究。以退化序列中任意帧作为起始帧, 逐次增加迭代帧, 确保更多的观测帧参与循环迭代解卷积以增加复原的准确性; 通过图像间的相关矩阵估计初始点扩展函数(PSF), 采用尺度梯度投影法, 自适应迭代步长, 增加迭代终止条件等措施提高算法的收敛速度。实验结果表明, 采用提议的算法能够有效地重建不同大气湍流条件下的远距离观测图像, 性能优于传统多帧盲反卷积(MBD)迭代算法。

关键词 大气光学; 盲反卷积; 循环迭代; 多尺度投影梯度; 自适应迭代步长

中图分类号 TN911.73 **文献标志码** A **doi**: 10.3788/LOP51.071002

Multiframe Turbulence-Degraded Image Restoration Algorithm Based on Circulate Iteration

Shao Hui^{1,2} Wang Jianye¹ Wang Liang¹ Chen Shuai¹ Zhang Guangyu¹

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

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

Abstract A circulate iterative blind deconvolution (CIBD) algorithm to restore turbulence-degraded images in the frequency domain is described, which focus on enhancement of accuracy and rapidity. The accuracy is enhanced by beginning with random frame and gradually increasing new frame to circulate iteration to get satisfactory restoration. Some measures are implemented to improve convergence rate, such as estimated point spread functions (PSF) by correlation matrix, adaptive steplength updating rule, condition of iterative termination and scaled projection gradient strategy. The experimental results of simulation show that the algorithm is efficient to reconstruct the degraded images from remote ground-based observations under different atmospheric turbulence intensities, and its performance is better than traditional multiframe blind deconvolutions (MBDs).

Key words atmospheric optics; blind deconvolution; circulate iteration; scaled projection gradient; adaptive steplength

OCIS codes 100.1455; 010.1330; 010.1290; 100.3020; 100.3190

1 引 言

由于太阳辐射对地表的加热作用, 不同时间近地面大气湍流强度不同, 光学望远镜通过大气成像, 实际分辨本领在达到大气相干长度数值后趋于一个定值, 此时大气湍流的影响起主导作用^[1]。光波通过随机运动的大气湍流时, 其各个物理量在空间和时间均是随机的, 很难定性描述^[1-2]。湍流大气中望远镜系统获得的图像跳跃性强, 抖动严重, 图像细节存在扭曲和变形^[2]。要提高望远镜成像质量必须尽可能地减弱或消除大气湍流的影响。

在无法获取点扩展函数(PSF)的情况下, 盲反卷积是一种有效的后处理方法, 在过去的几十年已经得到

收稿日期: 2014-01-17; 收到修改稿日期: 2014-03-03; 网络出版日期: 2014-06-23

基金项目: 安徽省高校省级自然科学基金项目(KJ2013B052、KJ2013B065)

作者简介: 邵 慧(1979—), 女, 讲师, 博士研究生, 主要从事大气光学图像处理方面的研究工作。

E-mail: hui.shao@ fds.org .cn

导师简介: 汪建业(1966—), 男, 博士, 研究员, 主要从事光电子测量技术和方法、系统控制等方面的研究工作。

E-mail: jianye.wang@ fds.org .cn

充分的发展^[3]。这种处理方法主要包括利用单帧或多帧信息进行复原。其中仅根据当前退化图像本身包含的先验知识,依靠某种正则化约束求得最优解,获得重建图像,为单帧图像复原^[4-6],但可利用的信息非常有限。利用望远镜获取同一目标的多帧短曝光图像,包含更多有用信息,通过反卷积处理得到更接近原始图像的重建图像,即为多帧图像复原^[6-17]。以地基望远镜为例,整层大气的湍流强度以 D/r_0 表示,其中 D 为望远镜直径, r_0 为大气相干长度^[1-3,18]。人们对于多帧湍流退化研究大多在 $D/r_0 \leq 20$ 的条件下进行^[10];但在很多实际应用中,如白天水平方向的湍流强度 D/r_0 常常大于50,传统的多帧盲复原方法并不能得到满意效果。

本文在前期的研究基础^[14]上进行三层循环迭代的改进,采用观测帧渐增的处理策略,提高采集序列的利用率,使得算法适用于不同强度的湍流情况,甚至在湍流强度达到 $D/r_0=70$ 的情况下也能获得较好的复原图像。为了提高算法收敛速度,通过退化图像间相关矩阵完成PSF初始估计,增加迭代终止条件和自适应迭代步长,最后通过尺度投影梯度算法交替求解PSF和重建图像。

2 复原算法

2.1 多帧短曝光退化图像模型

在大多数情况下,湍流退化图像是在非平面条件下获得的^[2]。可用一个空间不变的线性系统建模地基望远镜成像系统,用卷积来表示多帧湍流退化短曝光图像序列或视频,即单输入多输出(SIMO)模型^[16,19],数学表达式为:

$$z_i = y * h_i + n_i, \quad i = 1, 2, \dots, L, \quad (1)$$

式中 i 为帧数, z_i 为第 i 帧观测图像, y 为目标图像, h_i 为第 i 帧湍流点扩展函数,*表示卷积, n_i 表示第 i 帧的测量噪声; L 是用于恢复目标图像的观测帧数。用频域形式表示(1)式:

$$Z_i = YH_i + N_i, \quad i = 1, 2, \dots, L, \quad (2)$$

式中 Z_i, Y, H_i 和 N_i 分别表示 z_i, y, h_i 和 n_i 的傅里叶变换。

2.2 初始点扩展函数的估计

为了提高算法的收敛速度,根据退化图像之间的相关矩阵^[3]估计出初始PSF。

首先用向量卷积形式表示(1)式:

$$\dot{Z}_i^\circledast = \dot{Y}^\circledast h_i + n_i = \dot{H}_i^\circledast y + n_i, \quad i = 1, 2, \dots, L, \quad (3)$$

式中 \circledast 表示有效执行卷积的循环矩阵。以任意三帧为例,假设噪声满足正态分布,则任意不相同的帧满足 $\dot{Z}_b^\circledast - \dot{Z}_a^\circledast = \dot{H}_b^\circledast y - \dot{H}_a^\circledast y = n_b - n_a$,用矩阵形式表示为 $[\dot{Z}_b^\circledast, -\dot{Z}_a^\circledast]h \sim N(0, \sigma^2)$,其中 $h = [h_a^T, h_b^T]^T$ 。

连续两帧的相关矩阵 $R_\nabla = [\nabla \dot{Z}_b^\circledast, -\nabla \dot{Z}_a^\circledast]^T [\nabla \dot{Z}_b^\circledast, -\nabla \dot{Z}_a^\circledast]$,其中 ∇ 为拉普拉斯变换核, $\nabla = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$,即求 \dot{Z}^\circledast

的二阶微分。选择连续三帧退化图像间相关矩阵估计初始PSF^[3]。

R_∇ 的频谱在最小特征值处保持了最小拐点的特点^[3],最小特征值 λ_1 对应的特征向量即为PSF的估计向

量^[3,20],满足 $h: \{(R_\nabla - \lambda_{\min} I)h = 0\}$,其中 $R_\nabla = \begin{bmatrix} \nabla \dot{Z}_2^\circledast & -\nabla \dot{Z}_1^\circledast & 0 \\ \nabla \dot{Z}_3^\circledast & 0 & -\nabla \dot{Z}_1^\circledast \\ 0 & \nabla \dot{Z}_3^\circledast & -\nabla \dot{Z}_2^\circledast \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \nabla \dot{Z}_2^\circledast & -\nabla \dot{Z}_1^\circledast & 0 \\ \nabla \dot{Z}_3^\circledast & 0 & -\nabla \dot{Z}_1^\circledast \\ 0 & \nabla \dot{Z}_3^\circledast & -\nabla \dot{Z}_2^\circledast \end{bmatrix}$ 。当最小特征值为0,估

计出初始三帧图像的PSF: $\{\hat{h}_1, \hat{h}_2, \hat{h}_3\}$,通过傅里叶变换得到 $\{\hat{H}_1, \hat{H}_2, \hat{H}_3\}$ 。

2.3 循环迭代频域复原算法(CIBD)

利用多帧退化图像来进行反卷积重建,可以获取更多的先验知识和更大的信息量^[16]。传统多帧盲反卷积(MBD)算法^[13-17]将所有观测帧并行处理,多次迭代,得到最优解。然而当观测图像数目较大时,MBD的计算量非常大,且重建图像质量在4或5个通道后几乎停止提升^[19]。在前期的研究基础^[14]上进行循环迭代的改进,以退化序列中任意帧作为初始输入,然后根据需要逐渐增加观测帧。在运算的过程中,每一新增加的图像帧对于复原图像质量的提高均有贡献。因此算法具有以下优点:更少的信号源,减轻对先验知识的依赖以及可获得更高质量的复原图像,适合于各种湍流情况下的远距离成像系统,在中等湍流和较强湍流强度下也能得到较好的重建图像。

传统的 MBD 算法^[13-17,19]通过对图像和 PSF 进行相应的约束建立代价函数、最小化代价函数以获得目标图像,在交替最小化求解的过程中所有的观测图像同时参与运算,对代价函数进行 Tikhonov 正则化:

$$E_L(\mathbf{y}, \mathbf{h}) = \sum_{i=1}^L E_i(\mathbf{y}, \mathbf{h}_i) = \sum_{i=1}^L \|\mathbf{z}_i - \mathbf{y} * \mathbf{h}_i\|^2 + \lambda_1 \|\mathbf{y}\|^2 + \lambda_2 \sum_{i=1}^L \|\mathbf{h}_i\|^2. \quad (4)$$

频域代价函数为:

$$E_L(\mathbf{Y}, \mathbf{H}) = \sum_{i=1}^L E_i(\mathbf{Y}, \mathbf{H}_i) = \sum_{i=1}^L \|\mathbf{Z}_i - \mathbf{Y} \mathbf{H}_i\|^2 + \lambda_1 \|\mathbf{Y}\|^2 + \lambda_2 \sum_{i=1}^L \|\mathbf{H}_i\|^2, \quad (5)$$

式中 λ_1 和 λ_2 为正则化参数,取较小的正值。

文献[14]中作者假设湍流点扩展函数是独立的,根据图像间的相关特性增加对点扩展函数的约束,从而完成快速变化的湍流情况下的观测图像间约束。在不考虑噪声的情况下,根据(2)式可以得到:

$$\mathbf{z}_i * \mathbf{h}_k - \mathbf{z}_k * \mathbf{h}_i = \mathbf{y} * \mathbf{h}_i * \mathbf{h}_k - \mathbf{y} * \mathbf{h}_k * \mathbf{h}_i = 0, \quad (6)$$

在频域内表示为:

$$\mathbf{Z}_i \mathbf{H}_k = \mathbf{Z}_k \mathbf{H}_i, \quad (7)$$

如果系统中存在噪声,则上面等式不成立,可以采用低通滤波器去除高频区域内的噪声同时保护低频区域内的信号,则在低频区域上述关系依然满足:

$$f_{lp}(\mathbf{Z}_i \mathbf{H}_k) = f_{lp}(\mathbf{Z}_k \mathbf{H}_i), \quad (8)$$

式中 f_{lp} 表示低通滤波函数,根据(8)式调整代价函数(5)式为:

$$E_L^\theta(\mathbf{Y}, \mathbf{H}) = \sum_{i=1}^L E_i^\theta(\mathbf{Y}, \mathbf{H}_i) = E_L(\mathbf{Y}, \mathbf{H}) + \lambda_3 \sum_{k=1}^L \sum_{i \neq k}^L \|f_{lp}(\mathbf{Z}_i \mathbf{H}_k - \mathbf{Z}_k \mathbf{H}_i)\|^2. \quad (9)$$

式中 λ_3 为正则化参数。由于代价函数中 $\sum_{i=1}^L \|\mathbf{Z}_i - \mathbf{Y} \mathbf{H}_i\|^2$ 含有两个未知变量,无法保证(9)式最小解为全局的最小值^[3],需交替最小化,并采用投影梯度算法^[13-14]求解(9)式。

$$\mathbf{Y}_{t+1} = f_{lp} \left\{ \mathcal{F} \left[\mathcal{F}^{-1} \left(\mathbf{Y}_t - \rho_t \nabla_{\mathbf{Y}} [E_L^\theta(\mathbf{Y}_t)] \right) \right] \right\}, \quad t = 1, 2, \dots, \quad (10)$$

式中 t 为迭代次数, \mathcal{F} 代表投影到非负集。 \mathbf{Y}_t 代表第 t 次迭代估计目标图像的频域值, ρ_t 为迭代步长。

和传统 MBD 同时处理所有帧不同,该算法选取任意帧作为迭代起始帧(即 j 选择范围为 $[1, L-2]$),逐次增加迭代帧,通过帧间的相关矩阵^[3]计算 PSF 初始估计,然后开始循环迭代,根据图像质量逐步增加处理帧,当连续两次估计结果满足(11)式,迭代停止,输出结果。

$$\frac{\hat{\mathbf{Y}}_j - \hat{\mathbf{Y}}_{j-1}}{\hat{\mathbf{Y}}_j} < 10^{-4}, \quad (11)$$

逐次增加观测图像,使得可利用帧数明显增加,从而可获取更多的信息,在中等和强湍流情况下同样能得到较好的复原结果。根据处理结果动态结束迭代,而无需所有退化帧参与运算,加快处理速度。

当前的迭代结果作为下一次迭代的初始输入,更新估计图像为:

$$\mathbf{Y}_{t+1} = f_{lp} \left\{ \mathcal{F} \left[\mathcal{F}^{-1} \left(\mathbf{Y}_t - \rho_t \nabla_{\mathbf{Y}_t} \right) \right] \right\}, \quad t = 1, 2, \dots, (j+2), \quad (12)$$

式中 $\nabla_{\mathbf{Y}_t} = \frac{\partial E_j^\theta(\mathbf{Y}_t)}{\partial \mathbf{Y}_t}$, $E_j^\theta(\mathbf{Y}_t) = \sum_{i=1}^j E_i^\theta$, $j = 1, 2, \dots, L-2$ 。在(12)式中代价函数在 t 次迭代保持不变,步长应选取很小值,运算的收敛速度较慢,无法满足实际应用中的快速运算要求。为了进一步提高运算速度,采用尺度投影梯度算法^[20]完成迭代。

$$\mathbf{Y}_{t+1} = f_{lp} \left\{ \mathcal{F} \left[\mathcal{F}^{-1} \left(\mathbf{Y}_t - \rho_t \mathbf{W}_{\mathbf{Y}_t} \nabla_{\mathbf{Y}_t} \right) \right] \right\}, \quad t = 1, 2, \dots, j+2, \quad (13)$$

式中 $\mathbf{W}_{\mathbf{Y}_t} = \left(\nabla_{\mathbf{Y}_t}^2 [E_j^\theta(\mathbf{Y}_t)] \right)^{-1}$ 为变尺度矩阵, $\nabla_{\mathbf{Y}_t}^2$ 是关于 \mathbf{Y}_t 的二阶偏导。迭代步长采用参考文献[21]提议的方法求解,

$$\rho_k = \frac{(\mathbf{Y}_k - \mathbf{Y}_{k-1})^T \mathbf{W}_{\mathbf{Y}_k} \mathbf{W}_{\mathbf{Y}_k} (\mathbf{Y}_k - \mathbf{Y}_{k-1})}{(\mathbf{Y}_k - \mathbf{Y}_{k-1})^T \mathbf{W}_{\mathbf{Y}_k} [\nabla_{\mathbf{Y}_k} - \nabla_{\mathbf{Y}_{(k-1)}}]}. \quad (14)$$

采用这种解法求解的迭代步长是根据图像迭代结果求得的,因而更符合实际的要求。

3 算法实现

算法流程框图如图 1 所示,初始输入序列含 L 帧退化图像,任取一帧图像作为初始帧(图 1 以第一帧为例)。逐次增加帧数直到完成 t 次迭代,其中 j 代表在循环迭代 1 中参与运算的退化帧数, $j \leq (L-2)$ 。在循环迭代 2 中,执行循环次数 $t=1:(j+2)$,迭代 $j+1$ 次输出结果,作为循环迭代 1 的第 $j+1$ 次迭代的输入,直到迭代完成。在弱湍流情况下, j 值达到 4 或 5 后即可得到高分辨率的重建图像,此时图像质量大幅度提升几乎停止;在强湍流情况下, j 值增至 10 至 12 即可得到高分辨率的重建图像,此时图像质量增长速度减慢,打破了传统 MBD 中实际参与信息通道的限制。在循环 2 中,内循环通过 r 和 q 次迭代估计点扩展函数和重建图像。

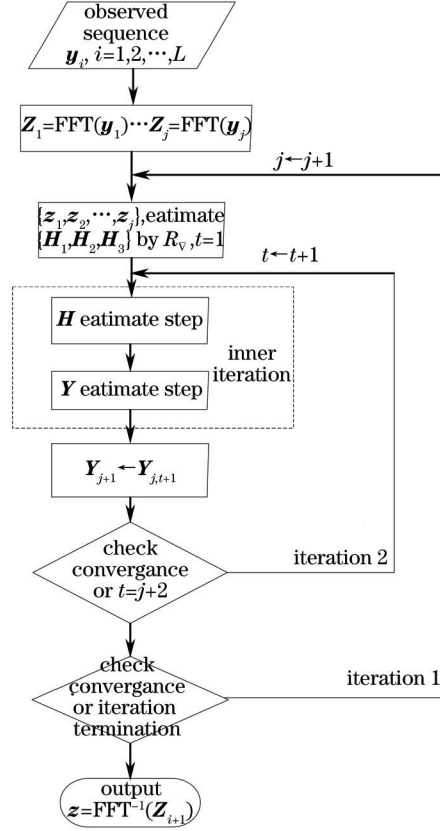


图 1 循环迭代流程框图

Fig.1 Flow chart of circulate iteration

算法的核心是对 \mathbf{H} 、 \mathbf{Y} 的迭代估计,即采用尺度投影梯度算法实现对 PSF 和图像的交替迭代估计。

\mathbf{H} 的估计步骤:固定 $\mathbf{Y}_{j,t+1}$, 估计 PSF 值 $\mathbf{H}_{p,t+1} (p=1, \dots, j)$,

$$\mathbf{H}_{p,t+1,r+1} = \mathcal{F} \left\{ \text{Rs} \left[\mathcal{F}^{-1} \left(\mathbf{H}_{p,t,r} - \rho_{\mathbf{H}} \mathbf{W}_{\mathbf{H}p,r} \nabla_{\mathbf{H}p,r} \right) \right]_+ \right\}, \quad (15)$$

式中 Rs 表示对 PSF 进行支持域约束, + 为非负约束, r 次迭代得到 $\mathbf{H}_{p,t+1,r+1}$ 替代 $\mathbf{H}_{p,t+1}$ 。与传统的 MBD 固定支持域的情况不同,该算法动态选择升序列点扩展函数的支持域:

$$\text{Rs}(\mathbf{h}) = \begin{cases} 75 + 4*(j-10) & \frac{D}{r_0} \geq 30 \\ 35 + 4*(j-5) & \text{else} \end{cases}, \quad (16)$$

支持域和 j 密切相关,与湍流强度也相关。

\mathbf{Y} 的估计步骤:固定 $\mathbf{H}_{p,t+1} (p=1, \dots, j)$, 估计图像的 $\mathbf{Y}_{j,t+1}$,

$$\mathbf{Y}_{j,t+1,q+1} = \mathcal{F}_{1,p} \left\{ \mathcal{F} \left[\mathcal{F}^{-1} \left(\mathbf{Y}_{j,t,q} - \rho_{\mathbf{Y}} \mathbf{W}_{\mathbf{Y}jq} \nabla_{\mathbf{Y}jq} \right) \right]_+ \right\}, \quad (17)$$

式中 q 次迭代后的估计 $\mathbf{Y}_{j,t+1,q+1}$ 替代 $\mathbf{Y}_{j,t+1}$;进行循环迭代 2,完成对 \mathbf{Y}_{j+1} 的估计,再进行循环迭代 1,得到图像频域估计值。

频域处理会放大随机串入噪声,采用理想低通滤波器计算量小,但会造成图像细节的丢失且存在振铃现象。采用文献[14]中的各向异性结构调节低通滤波器,在完成去噪的同时很好地保持图像细节内容。

4 实验结果分析

采用湍流相位屏模拟软件生成逐帧变化的大气湍流退化短曝光图像。假设望远镜光瞳直径 $D \ll L_0$ (外尺度),且 $D \gg l_0$ (内尺度);仿真不同的湍流强度(从低到高依次为 $D/r_0=20, 30, 40, 50, 60, 70$)下的望远镜获取的短曝光序列,用高斯白噪声近似表示随机串入的噪声,噪声强度用信噪比 R_{SN} 表示,从弱到强分别为 ∞ 、50 dB、40 dB。 R_{SN} 定义为:

$$R_{SN} = 10 \lg \left\{ \frac{\sum (y * h)^2}{\sum (n)^2} \right\}. \quad (18)$$

实验采用 256 pixel×256 pixel 海事卫星图像,模拟强湍流 ($D/r_0=60$) 情况下连续三帧的无噪短曝光图像,如图 2 所示。

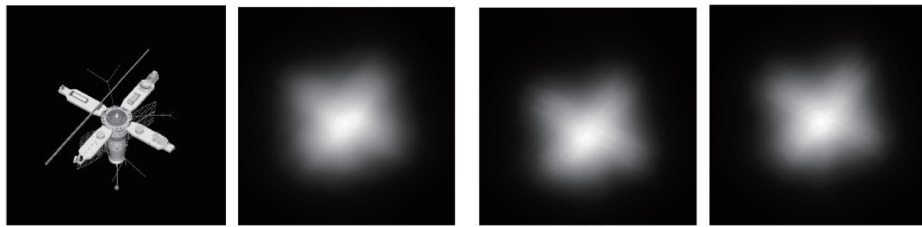


图2 原始图像和 $D/r_0=60$ 条件下的连续 3 帧退化图像

Fig.2 Original image and blur images under $D/r_0=60$

循环 2、 H 估计步骤和 Y 估计步骤的迭代数目 (t, q, r) 分别设置为 30、7 和 1。正则化参数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 分别为 0.9、 10^{-4} 、 10^{-5} , 在 H 估计步骤和 Y 估计步骤中步长 ρ_u, ρ_v 根据(14)式确定。采用均方根误差 (R_{MSE}) 评价重建图像的客观质量:

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum (y - \hat{y})^2}{256 \times 256}}. \quad (19)$$

在中等和较强湍流条件下复原图像如图 3 所示,可见本文算法重建图像的主观视觉质量远远高于所对

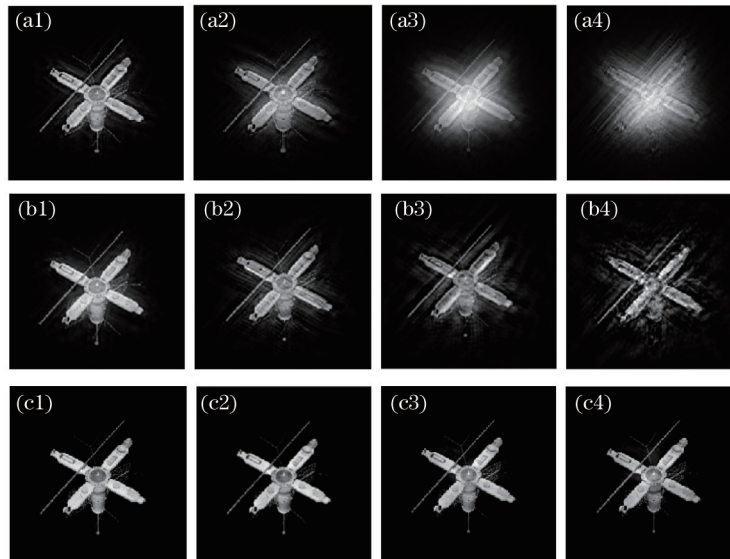


图3 湍流强度为 ($D/r_0=30, 40, 50, 60$) 条件下的不同算法重建图像比较。

(a1)~(a4), Shi's MBD 复原结果; (b1)~(b4), 文献[14]复原结果; (c1)~(c4), CIBD 复原结果

Fig.3 Construction image Comparison of different algorithms under different turbulence intensities ($D/r_0=30, 40, 50, 60$).

(a1)~(a4), results of Shi's MBD; (b1)~(b4), results of [14]; (c1)~(c4), results of CIBD

比的算法,且在较强湍流条件下,能够恢复出图像的细节,很大程度上克服了湍流的影响,满足远距离成像应用的要求。

客观质量如表1所示,所有算法均采用4个通道的观测图像参与运算,可以看出CIBD的 R_{MSE} 值在不同湍流强度下均低于所比较的算法;在较弱湍流情况下,所有算法均能取得较好的复原结果,与CIBD的 R_{MSE} 差距并不是很大;湍流越强,CIBD算法优势越明显, R_{MSE} 值比传统MBD算法普遍低10以上。实验结果表明,CIBD算法在中等和强湍流情况下能获得较高的重建质量,为无先验知识条件下克服强湍流影响的复原提供可能。

表1 不同湍流强度下不同算法复原图像 R_{MSE} 比较

Table 1 Image R_{MSE} comparison of different algorithms under different turbulence intensities

Algorithm	$D/r_0=10$	$D/r_0=20$	$D/r_0=30$	$D/r_0=40$	$D/r_0=50$	$D/r_0=60$	$D/r_0=70$
Shi's	6.9248	9.05	18.612	26.3548	32.697	36.9638	39.3182
[15]	8.5316	10.1792	17.2546	22.2898	26.9762	29.0663	38.9151
CIBD	6.4815	8.0595	14.8931	15.8118	16.492	19.835	22.6882

采用循环迭代,首先将上一次迭代结果作为新的迭代的起始值,再从第一帧开始进行迭代处理,直到满足迭代终止条件;增加了参与迭代的退化帧利用率,得到更优的结果。如图4(b)所示,本文算法在低湍流情况下迅速收敛,4到5通道即得到非常理想的结果,与传统的MBD[如图4(a)所示]的结果相似,与文献[19]结论一致,但本文重建图像的 R_{MSE} 小于传统的MBD算法。在强湍流情况下复原图像的 R_{MSE} 在10~12个通道后主客观质量停止增长,由此可以看出本文算法中更多信息帧参与运算,可得到更优客观结果。

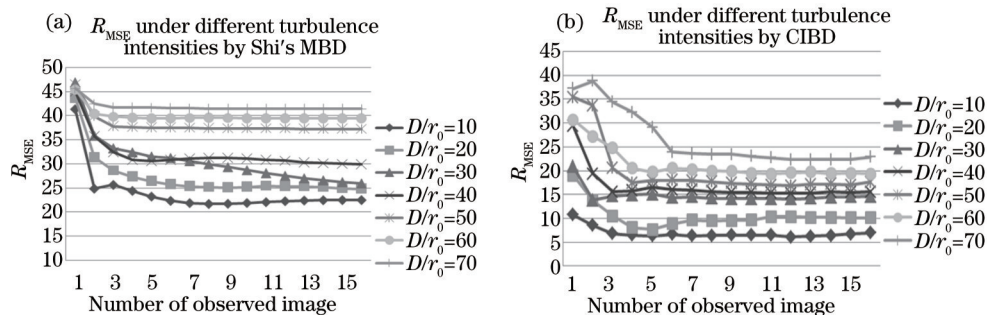


图4 不同湍流强度条件下不同通道的各算法 R_{MSE} 比较(无噪)

Fig.4 R_{MSE} by CIBD and Shi's MBD with different channels under different turbulence intensities (noise-free)

本文算法采用文献[14]中的滤波器,能去除噪声的影响,在噪声不强时(图5),能够得到较好的结果,完全去除噪声;对于较强噪声能够重建出图像的部分细节,质量优于所对比的方法(图6),但不能完全去除噪声的影响,因此该算法仍需进一步研究和改进。

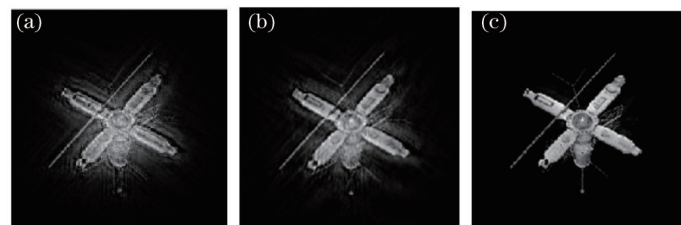


图5 在 $D/r_0=50$ 噪声强度为 $R_{SN}=50$ dB各算法主客观质量比较。

(a) Shi's MBD复原结果; (b) 文献[14]复原结果; (c) CIBD复原结果

Fig.5 Restored image comparison of different algorithms under $D/r_0=50$ with $R_{SN}=50$ dB.

(a) Result of Shi's MBD; (b) result of [14]; (c) result of CIBD

通过实验结果可以看出,本文算法在不同的湍流强度情况下均可得到较高的主观和客观图像质量。由于该算法使用动态支持域,以序列中任意位置作为起始点进行去湍流处理,因此适合于不同的大气湍流环境获取的不同序列。

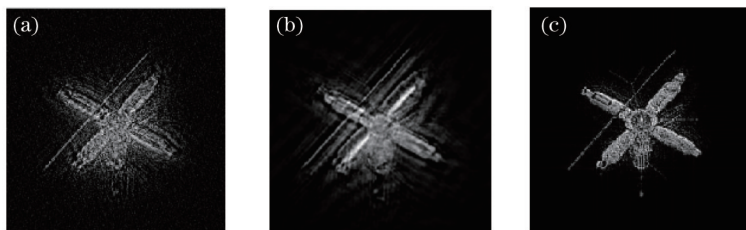


图6 在 $D/r_0=50$ 噪声强度为 $R_{SN}=40$ dB 的复原图像。(a) Shi's MBD 复原结果; (b) 文献[14]复原结果; (c) CIBD 复原结果
 Fig.6 Restored image comparison of different algorithms under $D/r_0=50$ with $R_{SN}=40$ dB. (a) Result of Shi's MBD;
 (b) result of [14];(c) result of CIBD

5 结 论

为了使地基望远镜在不同大气湍流条件下获得高分辨率图像,提出一种基于循环迭代的多帧湍流退化图像频域复原方法。以任意帧作为迭代的起始点,逐步增加新的帧,循环更新代价函数;同时通过采用初始 PSF 估计、尺度梯度投影法、自适应迭代步长和迭代终止条件等多种方法来提高收敛速度。实验结果表明算法在不同湍流强度下均得到较高的主、客观质量,为进一步的目标识别和跟踪奠定基础。

参 考 文 献

- 1 Rao Ruizhong. Modern Atmospheric Optics[M]. Beijing: Science Press, 2012.
饶瑞中. 现代大气光学[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- 2 Rao Ruizhong. Light Propagation in the Turbulent Atmosphere[M]. Hefei: Anhui Science & Technology Publishing House, 2005.
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.
- 3 F Sroubek, P Milanfar. Robust multichannel blind deconvolution via fast alternating minimization[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2012, 21(4): 1687-1700.
- 4 Yu Yuhua, Dong Wende, Xu Zhihai, *et al.*. Method for blurred image restoration based on hartmann-shack wavefront sensor[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(8): 0828005.
余玉华, 董文德, 徐之海, 等. 基于哈特曼-夏克波前传感器的模糊图像复原方法[J]. 光学学报, 2012, 32(8): 0828005.
- 5 Xie Dingjie, Li Tiecheng, Feng Huajun, *et al.*. Image restoration of cassegrain optical remote sensing system[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(6): 0611004.
谢丁杰, 李铁成, 冯华君, 等. 卡塞格林光学遥感系统的图像复原[J]. 光学学报, 2011, 31(6): 0611004.
- 6 Li Dalong, R M Mersereau, S Simske. Atmospheric turbulence-degraded image restoration using principal components analysis[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, 4(3): 340-344.
- 7 D A Hope, S M Jefferies. Compact multiframe blind deconvolution[J]. Opt Lett, 2011, 36(6): 867-869.
- 8 T J Schulz. Multiframe blind deconvolution of astronomical images[J]. J Opt Soc Am A, 1993, 10(5): 1064-1073.
- 9 D G Sheppard, B R Hunt, M W Marcellin. Iterative multiframe superresolution algorithms for atmospheric turbulence-degraded imagery[J]. J Opt Soc Am A, 1998, 15(4): 978-992.
- 10 S M Jefferies, M Hart. Deconvolution from wave front sensing using the frozen flow hypothesis [J]. Opt Express, 2011, 19(3): 1975-1984.
- 11 O Shacham, O Haik, Y Yitzhaky. Blind restoration of atmospherically degraded images by automatic best step-edge detection[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(15): 2094-2103.
- 12 Huang Jianming, Shen Mangzuo. Multiframe blind deconvolution restoration of atmospheric turbulence degraded images based on noise characteristic[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(9): 1686-1690.
黄建明, 沈忙作. 基于噪声特性的大气湍流退化图像多帧盲反卷积复原[J]. 光学学报, 2008, 28(9): 1686-1690.
- 13 Shi Dongfeng, Fan Chengyu, Shen Hong, *et al.*. Restoration of atmospheric turbulence degraded images[J]. Optics Communications, 2011, 284(24): 5556-5561.
- 14 Shao Hui, Wang Jianye, Xu Peng, *et al.*. Multiframe turbulence-degraded image restoration method based on temporal signature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(12): 120101.
邵 慧, 汪建业, 徐 鹏, 等. 基于时域特性的多帧湍流退化图像复原算法[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(12): 120101.

- 15 S Harmeling, M Hirsch, S Sra, *et al.*. Online blind deconvolution for astronomical imaging[C]. Proc IEEE International Conference on Computational Photography, 2009. 1–7.
- 16 V Katkovnik, D Paliy, K Egiazarian. Frequency domain blind deconvolution in multiframe imaging using anisotropic spatially-adaptive denoising[C]. 14th European Signal Processing Conference, 2006. 1–5.
- 17 J Yang, W Yin, Y Zhang, *et al.*. A fast algorithm for edge-preserving variational multichannel image restoration[J]. SIAM Journal of Imaging Sciences, 2009, 2(2): 569–592.
- 18 D L Fried. Time-delay-induced mean-square error in adaptive optics[J]. J Opt Soc Am A, 1990, 7(7): 1224–1225 .
- 19 W Soudene, K A Meraim, A Beghdadi. A new look to multichannel blind image beconvolution[J]. IEEE Trans Image Processing, 2009, 18(7): 1487–1500.
- 20 S Bonettini, R Zanella, L Zanni. A scaled gradient projection method for constrained image deblurring[J]. Inverse Problems, 2008, 25(1): 015002.
- 21 F Sroubek, J Flusser. Multichannel blind deconvolution using spatially misaligned images[J]. IEEE Trans Image Processing, 2005, 14(7): 874–883.