

基于时域特性的多帧湍流退化图像复原算法

邵 慧^{1,2} 汪建业¹ 徐 鹏¹ 杨明翰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 为了快速准确地复原湍流退化图像,采用了一种基于时域相关特性的频域多帧迭代解卷积算法。算法将时域特性和 Tichonov 正则化引入到代价函数,同时对点扩展函数(PSF)施加非负支持域约束、带宽约束和能量约束。采用二阶共轭梯度交替迭代解卷积频域代价函数快速估计 PSF 和恢复图像。通过各向异性的结构自适应调节滤波处理,达到提升图像细节和消除噪声的目的。实验结果表明,提出的算法能够有效地复原湍流退化图像,具有较高的抗噪能力。

关键词 大气光学;图像处理;迭代盲反卷积;时域特性;Tichonov 正则化;结构自适应调节滤波器

中图分类号 TN911.73 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP50.120101

Multiframe Turbulence-Degraded Image Restoration Method Based on Temporal Signature

Shao Hui^{1,2} Wang Jianye¹ Xu Peng¹ Yang Minghan¹

(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 In order to restore turbulence-degraded images exactly and rapidly, an iterative blind deconvolution (IBD) algorithm in the frequency domain based on temporal signature is proposed. The temporal signature regularization and Tichonov regularization are incorporated in the cost function. The constraints of non-negativity, energy and bandwidth of the PSFs are added in the iterative blind deconvolution to estimate the object image and point spread functions (PSFs) by the second order conjugation gradient (CG) optimization method. Structure-adaptive applicability filter is used to reduce noise and promote the edges of images. The experimental results show that the proposed algorithm is efficient to recover different intensity turbulence-degraded images and robust with high noise-resisting ability.

Key words atmospheric optics; image processing; iterative blind deconvolution; temporal signature; Tichonov regularization; Structure-adaptive applicability filter

OCIS codes 010.1330; 100.1455; 100.3020; 100.3190

1 引 言

地球表面对气流的拖曳、太阳辐射对地球表面不同位置加热的差异或地表辐射导致的热对流、包含热量释放的相变过程会造成温度场和速度场的变化,形成运动随机的大气湍流^[1]。地基望远镜在远距离观测静态目标,进入成像传感器的辐射强度和成像质量主要受到望远镜的口径和大气湍流效应的影响。根据瑞利判据,理想光学望远镜的成像分辨率正比于 D/λ ^[1],其中 λ 是观测光的波长, D 是望远镜的孔径。在波长一定的情况下, D 越大,望远镜的成像分辨率越高,获取的图像越清晰。由于制造技术与工艺的限制,望远镜孔径达不到理想的直径;另外,由于大气湍流的影响,光学望远镜的实际分辨率远远达不到理论上的光学衍射

收稿日期: 2013-07-03; **收到修改稿日期**: 2013-08-15; **网络出版日期**: 2013-11-18

基金项目: 安徽省高校省级自然科学基金项目(KJ2013B052)

作者简介: 邵 慧(1979—),女,讲师,博士研究生,主要从事图像处理和系统控制等方面的研究。

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

导师简介: 汪建业(1966—),男,研究员,博士生导师,主要从事光电子学测量技术和方法及系统控制等方面的研究。

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

极限, 要提高成像分辨率必须消除或减弱大气湍流的影响。

大气湍流会导致远距离成像的时空域运动和光强闪烁, 影响图像降质, 甚至引起严重畸变, 无法进一步读解和利用图像信息^[1-3]。大气湍流是随机变化的, 很难描述和测定其光学点扩展函数(PSF), 在不能得到点扩展函数的情况下, 采用盲复原是一种很有效的方法, 已有多种盲复原算法应用于湍流退化图像复原。湍流退化图像复原方法从帧的利用上主要分成两类, 一类是单帧湍流退化图像复原, 利用当前帧的信息和对点扩展函数和湍流退化图像进行估计和复原, 另一类是利用望远镜获取同一目标的多个短曝光图像帧, 进行多帧图像复原。根据信息所处的空间, 湍流退化图像复原方法主要分成空域解卷积^[4-7]和频域解卷积^[8-15]。多帧图像可以获得更多有用信息, 得到更接近原始图像的重建图像^[8]。1993年 Schulz^[9]使用多帧信息进行湍流退化图像复原, 此后多帧湍流复原方法受到国内外学者充分重视。

本文提出一种基于时域特性的多帧频域湍流退化图像复原算法, 利用频域运算速度快的特点, 建立帧间相关特性约束, 同时施加正则化、非负支持域和能量约束, 建立关于图像和 PSF 的频域代价函数, 通过二阶共轭梯度迭代解反卷积算法, 估计 PSF 和重建图像。

2 复原算法

2.1 连续湍流退化图像模型

由于大气湍流的随机性, 经过湍流大气的光波的各种物理量在空间和时间上具有随机性^[1]。当地基望远镜获取空中位置不变的目标连续的短曝光图像(间隔时间小于 20 μs)时, 各帧的点扩展函数均不相关, 因此整个系统可以看成单输入多输出的系统^[14], 连续多帧湍流退化图像表示为

$$d_k(x) = (h_k * f)(x) + \eta_k(x), \quad k = 1, \dots, K, \quad (1)$$

式中 $x \in \{x_1, x_2 : x_1 = 1, 2, \dots, n_1; x_2 = 1, 2, \dots, n_2\}$ 为二维空间坐标, $\eta_k(x)$ 为第 k 帧随机串入噪声; 点扩展函数 h_k 是时空域变化的函数, 对其估计的准确程度将直接决定复原图像的质量。

2.2 迭代盲反卷积

图像复原本质即通过目标观测图像 $\{d_k(x), k = 1, 2, \dots, K\}$, 恢复出最接近原始图像 $f(x)$ 的估计图像。根据最优估计原则, 建立代价函数

$$J(f, d) = \sum_{k=1}^K |d_k(x) - h_k(x) * f(x)|^2. \quad (2)$$

由退化图像估计原始图像是一个病态的过程^[16-17]。在求解代价函数时, 可能会出现解不存在, 或解不唯一, 或解不连续依赖于观测图像数据的情形, 具体表现为观测图像数据的微小波动可能导致解的很大变动, 要对上述问题进行修改使得解连续地依赖于观测数据, 即原先的解空间太宽, 可以引入附加约束条件, 定义一个包含真解的紧集, 在其与原来解空间的交集中寻找真解, 使得解连续地依赖于观测数据^[16]。在不能保证解的唯一性的情况下, 必须附加一些先验知识来限制解的范围, 正则化参数选择要合理可行, 根据点扩展函数和目标图像特点进行物理和先验知识约束, 能使复原图像最大程度地接近原始图像。

盲反卷积要解决的关键问题是如何从被观测图像中准确解出点扩展函数和目标图像函数。对(2)式中的图像和 PSF 施加 Tichonov 正则化约束:

$$J(f, h) = \sum_{k=1}^K |d_k(x) - h_k(x) * f(x)|^2 + \lambda_1 \sum_{k=1}^K |h_k(x)|^2 + \lambda_2 \sum_{k=1}^K |f(x)|^2. \quad (3)$$

上述代价函数中第一项为数据保真项, 衡量估计图像和原始图像之间的相似程度; 后两项为图像和点扩展函数的正则化项, 保证函数的凸性。为了加快收敛速度, λ_1 选取很小的定值, λ_2 的选取依赖于图像梯度值, 实现对望远镜孔径内图像的约束^[18], $\lambda_2 = \frac{1}{(1 + \sum |\nabla f(x)|)^2}$ 。

根据 Parseval 定理, 将(3)式写成频域代价函数

$$J(F, H) = \sum_{k=1}^K |D_k(u) - H_k(u)F(u)|^2 + \lambda_1 \sum_{k=1}^K |H_k(u)|^2 + \lambda_2 \sum_{k=1}^K |F(u)|^2, \quad (4)$$

式中 u 为二维的频域变量。

根据望远镜光学成像原理,由于光学系统衍射极限的限制,PSF 是频率带宽有限函数,其带宽等于光学传递函数的截止频率 u_c 。采用盲解卷积算法估计目标函数和 PSF,在每次迭代估计的 PSF 向最优估计逼近的过程中,其频率是变化的,可能出现超过光学传递函数截止频率的频率点,产生无效估计^[19-20]。因此采用带宽有限约束能有效改善估计的正确性和收敛性。建立约束点扩展函数的频率带宽有限函数 $\omega_b(u)$:

$$\omega_b(u) = \begin{cases} 1 & u > u_c \\ 0 & u \leq u_c \end{cases}, \quad (5)$$

对 PSF 施加频率带宽有限约束,使其频率在有意义的范围内,优化目标函数为

$$J(F, H) = \sum_{k=1}^K |D_k(u) - H_k(u)F(u)|^2 + \lambda_1 \sum_{k=1}^K \omega_b(u) |H_k(u)|^2 + \lambda_2 \sum_{k=1}^K |F(u)|^2. \quad (6)$$

在目标观测图像不变的情况下,当望远镜的曝光时间小于 $20 \mu\text{s}$ 时,可获取连续短曝光图像,根据大气湍流随机性理论,大气湍流变化频率远高于成像系统的帧频,两帧时间内大气湍流变化较大,因此不同帧的点扩展函数相互独立^[21]。在不考虑噪声的情况下,两帧退化图像的傅里叶频谱独立于目标观测图像的傅里叶频谱,即 $\frac{D_i(u)}{D_j(u)} = \frac{H_i(u)F(u)}{H_j(u)F(u)} = \frac{H_i(u)}{H_j(u)}$ 。可见,两帧退化图像的频谱比 $D_i(u)/D_j(u)$ 不依赖于目标图像(假定目标图像不变)^[22]。考虑噪声,则不同退化图像频谱可以表示成 $D_i(u) = H_i(u)F(u) + N_i(u)$, $D_j(u) = H_j(u)F(u) + N_j(u)$ 。如果两帧的点扩展函数、噪声和退化图像已知,则目标图像估计分别为

$$\hat{F}_i(u) = \frac{D_i(u) - N_i(u)}{H_i(u)}, \hat{F}_j(u) = \frac{D_j(u) - N_j(u)}{H_j(u)}。在最优化估计情况下,估计的两帧目标图像相同,即 $\hat{F}_i(u) = \hat{F}_j(u)$ 。 $D_i(u)H_j(u) - N_i(u)H_j(u) = H_i(u)D_j(u) - H_i(u)N_j(u)$, 在 $D_i(u)H_j(u) - H_i(u)D_j(u)$ 最小情况下即得到最优解。在盲反卷积过程中,将时域特性增加到代价函数中作为物理约束,虽然点扩展函数之间是相互独立的,但退化图像间存在内在时域相关性,本文将其应用于多帧短曝光图像迭代反卷积,同时对图像和 PSF 进行约束。把新的约束条件加入到代价函数(6)式中,则有$$

$$J(F, H) = \sum_{k=1}^K |D_k(u) - H_k(u)F(u)|^2 + \lambda_1 \sum_{k=1}^K \omega_b(u) |H_k(u)|^2 + \lambda_2 \sum_{k=1}^K |F(u)|^2 + \lambda_3 \sum_{k=1}^K \sum_{j \neq k} M_{jk}(u) |D_k(u)H_j(u) - D_j(u)H_k(u)|^2, \quad (7)$$

式中 k 为当前处理帧, j 为已接收的其他退化帧。对整个处理进行非零限制约束,

$$M_{jk}(u) = \begin{cases} 0 & F(u) = 0 \quad \text{or} \quad H_j(u) = 0 \\ 1 & \text{else} \end{cases}。$$

如果上面的代价函数中的数据项是两个未知变量,就不一定能保证整个代价函数的收敛性。因此在迭代求解的过程中,将上述问题分解成对点扩展函数和目标图像的代价函数最小化求解,以保证其收敛性^[17]。本文采用共轭梯度(CG)迭代算法^[23]求解代价函数,分别对点扩展函数和目标图像的频域代价函数求导极小化,获得相应递推的估计值:

$$\begin{cases} F^{n+1} = F^n - \gamma_1 \partial_{F^*} J \\ H_k^{n+1} = H_k^n - \gamma_2 \partial_{H_k^*} J \end{cases}, \quad (8)$$

式中

$$\begin{aligned} \partial_{F^*} J &= - \sum_{k=1}^K [D_k(u) - H_k(u)F(u)] H_k^*(u) + \lambda_2 F(u), \\ \partial_{H_k^*} J &= - [D_k(u) - H_k(u)F(u)] F^*(u) + \lambda_1 \omega_b(u) H_k(u) - \\ &\quad \lambda_3 \sum_{j \neq k} M_{jk}(u) [D_k(u)H_j(u) - D_j(u)H_k(u)] D_j^*(u). \end{aligned}$$

(8)式中的两个目标函数为凸函数,且交替最小化方法是全局收敛的。为了保证在整个频率域中迭代稳定,迭代步长 γ_1, γ_2 应尽可能小。为了进一步增加算法的收敛速度,引入二阶梯度^[24]来调节不同频率的迭代步长。修改后的迭代步骤为

$$F^{n+1} = F^n - \gamma_1 \frac{\partial_{F^*} J}{\partial_F \partial_{F^*} J}, \quad (9)$$

$$H_k^{n+1} = H_k^n - \gamma_2 \frac{\partial_{H_k^*} J}{\partial_{H_k} \partial_{H_k^*} J}, \quad (10)$$

式中

$$\begin{aligned} \partial_F \partial_{F^*} J &= \sum_{k=1}^K |H_j(u)|^2 + \lambda_2, \\ \partial_{H_k} \partial_{H_k^*} J &= |F(u)|^2 + \lambda_1 \omega_b(u) + \lambda_3 \sum_{j \neq k} M_{jk}(u) |D_j(u)|^2. \end{aligned}$$

2.3 图像与 PSF 约束

假设望远镜所摄取的退化图像包含目标图像的所有能量信息,则成像系统满足能量守恒原则,即点扩展函数只是改变了能量的分布,模糊前后图像能量保持不变,则各帧湍流退化图像的点扩展函数值之和为 1^[15]。对每一帧退化图像的点扩展函数进行归一化约束:

$$h_k = \frac{h_k}{\sum_{k=1}^K h_k}. \quad (11)$$

复原的质量和保真度直接依赖于先验知识数量和质量^[16-17],采用多帧退化图像进行盲反卷积,可以增加约束数量,使得解更接近最优解。通常对点扩展函数或光学传递函数(OTF)施加带宽约束、非负约束和能量约束。对原始图像灰度值进行非负约束(本文将像素值限制在 $[0, 1]$ 之间)以及 PSF 支持域约束(d_r 为支持域):

$$\begin{cases} 0 \leq f(x) \leq 1, \\ h_k(x) > 0 & |x_1| \leq d_r, |x_2| \leq d_r \\ h_k(x) = 0 & \text{else} \end{cases}.$$

2.4 各向异性的结构调节滤波器

在望远镜获取目标图像的过程中,会有噪声随机串入,影响成像质量,增加目标图像频率的高频成分,在频域内解反卷积恢复目标图像,有效频率会被放大。需采取措施减小或抑制噪声频率,避免解反卷积收敛于局部极值点。通常的噪声抑制采用的是各向同性滤波器^[20-25],但此类滤波器在消除图像噪声的同时,会造成图像细节的模糊。或直接在代价函数上进行基于图像细节的约束^[26],但此方法不利于频域处理。本文采用各向异性的结构调节滤波函数,在有效降低噪声的同时保护图像的细节;根据图像内容自适应地选择调整结构函数,达到自适应滤波的目的。

将图像分成若干区域,假设图像边界像素所在的区域为 S_i ,中心点选择为 x_i ,支持域半径为 $|x - x_i|$, $\omega(x, x_i)$ 为基于区域的自适应滤波器^[19],根据图像内容消噪和保护图像细节的目的有

$$f(x) = \frac{\sum_i \omega(x_i, x) f(x_i, x)}{\sum_i \omega(x_i, x)}, \quad (12)$$

式中 x, x_i 均为二维变量, $\omega(x, x_i)$ 是由当前区域的梯度结构张量决定的。

当前图像的像素点 $x(x_1, x_2)$ 两个方向的梯度分别为

$$I_1 = \nabla f_{x_1} = \frac{\partial f}{\partial x_1}, \quad I_2 = \nabla f_{x_2} = \frac{\partial f}{\partial x_2},$$

则其结构张量为

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \overline{(I_1)^2} & \overline{(I_1 I_2)} \\ \overline{(I_1 I_2)} & \overline{(I_2)^2} \end{bmatrix}, \quad (13)$$

式中 $\overline{(\cdot)}$ 为加权局部区域平均,在实际求解中以差分代替微分运算。梯度结构张量的局部结构特征能够反映图像结构一致性和方向性, \mathbf{T} 的特征值和特征向量分别为

$$\lambda_{a,b} = \frac{\overline{(I_1)^2} + \overline{(I_2)^2} \pm \sqrt{[\overline{(I_1)^2} - \overline{(I_2)^2}]^2 + 4 \overline{(I_1 I_2)^2}}}{2}, \quad (14)$$

$$\begin{cases} u_a = 2 \overline{I_1 I_2} \\ u_b = \frac{2 \overline{I_1 I_2}}{(I_2)^2 - (I_1)^2 + \sqrt{((I_1)^2 - (I_2)^2)^2 + 4 \overline{I_1 I_2}}} \end{cases} \quad (15)$$

由特征向量可以得到置信度 $c(x_i, x) = \frac{\lambda_a - \lambda_b}{\lambda_a + \lambda_b}$, 其取值范围为 $[0, 1]$ 。其中值越大表示结构越倾向于各向异性。在滤波中对每个像素乘上该点置信度, 增加像素点可信程度。

结构张量矩阵 T 的第二个特征向量的夹角对应着图像方向最小变化方向, 决定了一致性方向:

$$\theta = \arctan \left[\frac{2 \overline{I_1 I_2}}{(I_2)^2 - (I_1)^2 + \xi} \right], \quad (16)$$

则图像局部结构调节滤波函数为

$$\alpha(x, x_i) = \exp \left[\left(\frac{x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta}{\sigma_1} \right)^2 - \left(\frac{-x_1 \sin \theta + x_2 \cos \theta}{\sigma_2} \right)^2 \right], \quad (17)$$

式中 $\sigma_1 = \frac{\beta}{\beta + \xi}$, $\sigma_2 = \frac{\beta + \xi}{\beta}$, β 为调节参数, 具体值由实验确定, 选值在 $0.1 \sim 1$ 之间, ξ 选取 10^{-7} 。各向异性的结构调节滤波器为

$$\omega(x_i, x) = \text{diag}[\alpha(x_i, x)] \text{diag}[c(x_i, x)]. \quad (18)$$

通过各向异性的结构调节滤波, 在完成图像降噪的同时保护图像的细节, 提高图像清晰度。

3 算法实现

算法实现的具体步骤如下。

1) 设置初始值 $n=0$, 为了加快处理速度, 将第一帧观测退化图像 d_1 作为目标的初始估计 f^0 , 对初始估计的目标加支持域约束; 在文献[7]的基础上采用退化图像相关函数梯度值作为 PSF 初始估计 h^0 ,

$$\Delta d = \Delta \times d, \quad (19)$$

$$R_{dd} = \Delta d \times \Delta d, \quad (20)$$

$$h^0 = R_{dd} - \min(R_{dd}) + \epsilon [\max(R_{dd}) - \min(R_{dd})], \quad (21)$$

$$h^0 = h^0 / \sum h^0, \quad (22)$$

式中 $\Delta = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$, R_{dd} 表示观测退化梯度图像的自相关系数, 很小的正常数 ϵ 用来防止迭代初始像素值

为零, 根据实验值取 ϵ 为 0.005 较为合适。

2) 迭代最小化:

$$F^{n+1} = F^n - \gamma_1 \frac{\partial_{F^*} J}{\partial_F \partial_{F^*} J},$$

$$H_k^{n+1} = H_k^n - \gamma_2 \frac{\partial_{H_k^*} J}{\partial_{H_k} \partial_{H_k^*} J}.$$

3) $n \leftarrow n + 1, F \rightarrow f, H \rightarrow h$, 滤波去噪。

4) 终止迭代: 满足固定的迭代次数或 $\frac{\sum_{(x,y)} [f^k(x,y) - f^{k-1}(x,y)]}{\sum_{(x,y)} f^k(x,y)} < 1 \times 10^{-4}$, 则终止迭代并输出估计

PSF 和复原图像。

4 实验结果分析

为了验证本文提出的算法, 利用仿真和实际获取的图像进行两组实验。一组根据 Taylor 冻结假设, 用随机相位屏模拟等晕区内的大气湍流退化影响。成像系统的孔径 D 往往远小于湍流外尺度 L_0 。且远大于湍

流内尺度 l_0 。采用湍流相位屏模拟软件生成大气湍流退化图像,其点扩展函数是逐帧随机变化的。实验图像采用海事卫星图像,大小为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$,如图 1 所示。具体设置参数如下: $D=2 \text{ m}$,望远镜成像系统的焦距 $f=20 \text{ m}$,曝光时间 $10 \mu\text{s}$,波长 600 nm ,卫星飞行高度为 3000 km ,外尺度 $L_0=100 \text{ m}$,内尺度 $l_0=0.001 \text{ m}$ 。另一组实验对文献[3]实际摄取的水塔的视频图像进行处理。

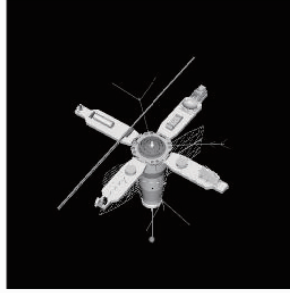


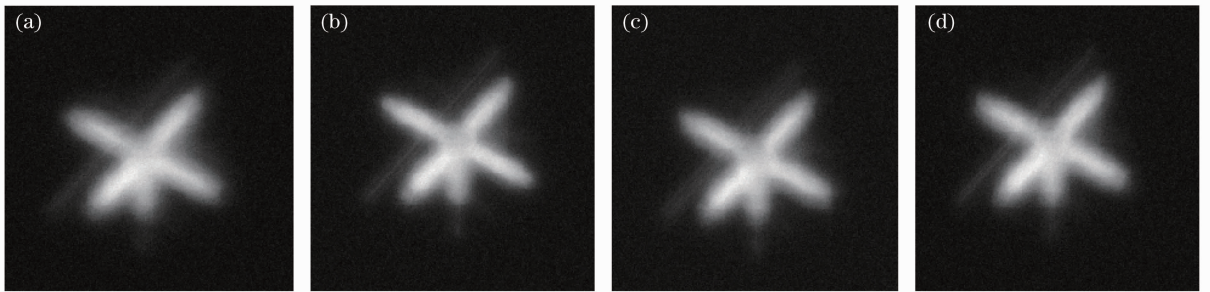
图 1 原始图像

Fig. 1 Original image

选取连续四帧图像进行多帧复原处理,采用不同的湍流强度(从低到高 $r_0=20 \text{ cm}$, $r_0=15 \text{ cm}$, $r_0=10 \text{ cm}$),用高斯白噪声近似表示随机串入的噪声,噪声强度采用信噪比 SNR 表示,从弱到强分别为 ∞ , 50 dB, 30 dB 和 20 dB。SNR 定义为

$$R_{\text{SN}} = 10 \lg \left\{ \frac{\sum_x [f(x) * h(x)]^2}{\sum_x [n(x)]^2} \right\}. \quad (23)$$

当 $r_0=10 \text{ cm}$, $R_{\text{SN}}=10 \text{ dB}$ 时,连续四帧的退化图像如图 2 所示。

图 2 连续退化图像 ($r_0=10 \text{ cm}$, 噪声 $R_{\text{SN}}=10 \text{ dB}$)Fig. 2 Successive blur images ($r_0=10 \text{ cm}$ and $R_{\text{SN}}=10 \text{ dB}$)

λ_1 选取为 10^{-5} , λ_3 选取为 10^{-7} , 迭代步长分别选取 0.6 和 0.9, 迭代次数为 100。图像的复原客观质量评价采用均方根误差 (RMSE) 计算:

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{\sum [f(x) - \hat{f}(x)]^2}{N}}. \quad (24)$$

将本文算法与 Harmeling 等^[13]和 Katkovnik 等^[14]提出的算法进行比较。在无噪声情况下,如图 3 所示,[其中图 3(a)为 Katkovnik 等^[14]算法的复原结果,图 3(b)为 Harmeling 等^[13]算法的复原结果,图 3(c)为本文算法的复原结果,后面各图中(a)~(c)表示的含义与此相同],可以看出本文复原结果和 Harmeling 等算法的效果相当。本文算法在建立代价函数时,利用了更多的先验知识,从时域相关性中获取到有价值的信息,复原的细节更加清晰;Harmeling 等^[13]的算法存在振铃现象,本文算法也存在轻微的振铃现象;Katkovnik 等^[14]的算法实时完成图像复原,运算速度快,在无噪声情况下取得的效果较好。

从图 4,5 可以看出,Katkovnik 等^[14]的算法对于串入噪声的图像复原效果不尽人意,噪声被放大,存在严重的振铃现象;Harmeling 等^[13]的算法满足实时运算要求,运算速度快,但抗噪性能差,复原的细节模糊

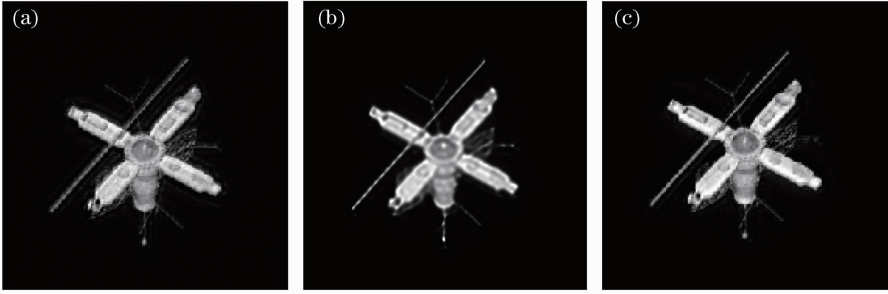


图 3 低湍流($r_0 = 20$ cm)无噪情况下复原图像主观质量比较

Fig. 3 Restored image comparison under low turbulence intensity ($r_0 = 20$ cm) and noise-free conditions

而且有些噪声点无法去除,如果第一帧中串入噪声则复原效果更差,甚至无法复原。而本文算法充分利用图像和 PSF 的物理和先验知识,采用各向异性结构调节滤波器进行去噪处理,复原后的图像目标轮廓清晰,在去除噪声的同时突出了图像边界和细节,但存在轻微的振铃现象。

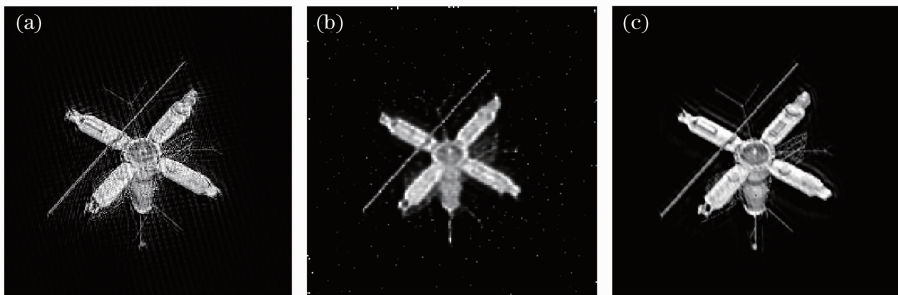


图 4 低湍流($r_0 = 20$ cm), $R_{SN} = 20$ dB 情况下复原图像主观质量比较

Fig. 4 Restored image comparison under low turbulence intensity ($r_0 = 20$ cm) and $R_{SN} = 20$ dB

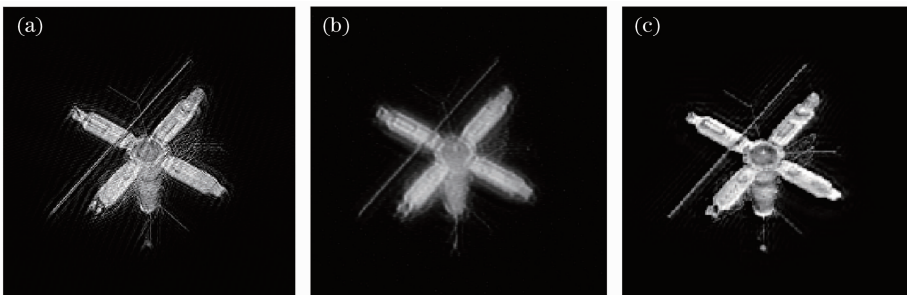


图 5 中等湍流($r_0 = 15$ cm), $R_{SN} = 30$ dB 复原图像主观质量比较

Fig. 5 Restored image comparison under middle turbulence intensity ($r_0 = 15$ cm) and noise $R_{SN} = 30$ dB

上述三种算法在不同湍流和噪声条件下的 RMSE,如表 1 所示。无噪声时,本文算法在不同湍流强度平均 RMSE 值为 19.5, Katkovnik 等^[14]算法的平均 RMSE 值为 24.81, Harmeling 等^[13]算法的平均 RMSE 值为 27.08,说明本文算法复原的图像更接近目标图像。当信噪比为 30 dB 时,本文算法的 RMSE 值也控制在 27 以内,平均为 23.51; Katkovnik 等^[14]算法平均为 27.91;当信噪比为 20 dB 时,误差急剧增大。在强湍流含噪的条件下,三种算法复原效果均不理想,本文算法 RMSE 值超过 30,平均为 24.55,低于两种对比算法。从表 1 可知,本文算法在中等湍流强度、低噪声情况下复原图像的 RMSE 值在 22 以内,表明本文算法较为可靠,能够较准确地估计出原始目标图像,特别是在有噪声的情况下,本文算法优势明显。整个算法在频域内完成,复原速度较快,利用时域相关性进行复原时,需存储已接收的帧,在进行大量帧运算时速度会受到影响,速度低于 Harmeling 等^[13]的算法。

表 1 不同湍流强度和噪声情况下图像复原的方法平均 RMSE 比较

Table 1 Image mean RMSE comparison of three algorithms under different turbulence and noise intensity

	Turbulence intensity /cm	20	15	10
$R_{SN} = \infty$	Proposed MIBD	14.71	17.47	26.33
	Katkovnik's algorithm	23.36	23.63	27.44
	Harmeling's algorithm	24.62	26.69	29.95
$R_{SN} = 30$ dB	Proposed MIBD	20.42	21.59	26.52
	Katkovnik's algorithm	23.89	28.98	30.87
	Harmeling's algorithm	29.68	32.50	33.22
$R_{SN} = 20$ dB	Proposed MIBD	20.87	22.01	30.76
	Katkovnik's algorithm	27.62	30.05	31.32
	Harmeling's algorithm	32.52	36.24	37.66

图 6 是实际摄取的水塔连续退化图像帧,图 7 为本文算法复原结果比较,可以看出 Katkovnik 等^[14]的算法复原结果存在振铃现象,复原效果不佳,Harmeling 等^[13]的算法无法消除随机噪声的影响,本文算法能够得到较为清晰的结果,重建更多的图像细节,有效去除未知噪声的影响,表明本文算法适用于条件复杂的实际情况。

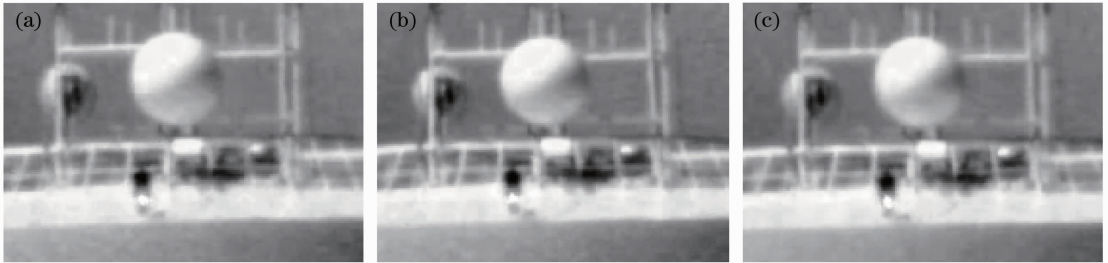


图 6 实际拍摄的连续帧图像

Fig. 6 Real successive observed frames

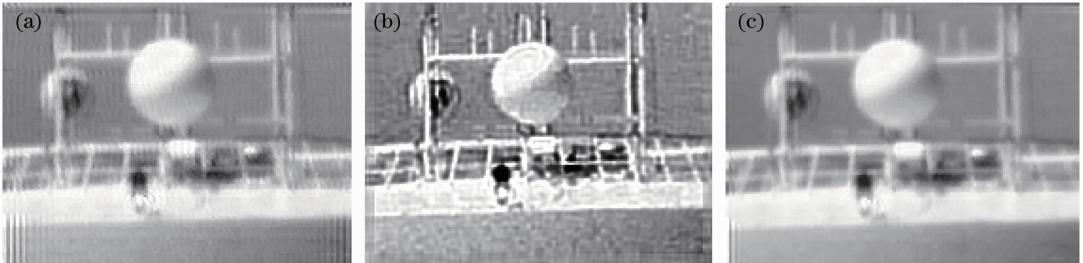


图 7 不同算法复原图像比较

Fig. 7 Restored image comparison of different algorithms

5 结 论

为了解决大气湍流图像退化的问题,提高地基望远镜对目标成像探测和识别的能力,提出了一种基于时域特性的多帧频域湍流退化图像复原算法。算法将望远镜获取的短曝光图像帧之间的相关特性以及退化图像和湍流点扩展函数的先验知识,融合到迭代解反卷积复原中。实验结果表明算法可以提高复原图像质量和抗噪能力,为进一步的波前探测和图像复原奠定基础。

参 考 文 献

- 1 Rao Ruizhong. Light Propagation in the Turbulent Atmosphere[M]. Hefei: Anhui Science & Technology Publishing House, 2005.
- 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.
- 3 Omri Shacham, Oren Haik, Yitzhak Yitzhaky. Blind restoration of atmospherically degraded images by automatic best step-

- edge detection[J]. *Pattern Recogn Lett*, 2007, 28(15): 2094–2103.
- 3 X Zhu, P Milanfar. Removing atmospheric turbulence via space-invariant deconvolution[J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(1): 157–170.
- 4 Ayers G A, Dainty J C. Iterative blind deconvolution method and its applications[J]. *Opt Lett*, 1988, 13(7): 547–549.
- 5 Shao Mingsheng, Wang Qihua. Blurred image restoration based on frog leaping algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, 49(2): 021003.
邵明省, 王其华. 基于蛙跳算法的模糊图像复原[J]. *激光与光电子学进展*, 2012, 49(2): 021003.
- 6 Zhou Feng, Ye Ran, Li Guangwei, *et al.*. Image restoration in a wavefront coding imaging system with a wide field of view [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(2): 388–393.
周峰, 叶然, 李光伟, 等. 大视场波前编码成像系统中的图像复原[J]. *光学学报*, 2010, 30(2): 388–393.
- 7 Shao Hui, Wang Jianye, Xu Peng. Turbulence-degraded image restoration method using the second-order accelerated Richardson-Lucy algorithm based on Huber regularization[J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2012, 29(6): 657–664.
邵慧, 汪建业, 徐鹏. 基于 Huber 正则化二阶加速 Richardson-Lucy 湍流图像复原算法[J]. *量子电子学报*, 2012, 29(6): 657–664.
- 8 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.
- 9 T Schulz. Multiframe blind deconvolution of astronomical images[J]. *J Opt Soc Am A*, 1993, 10(5): 1064–1073.
- 10 Sheppard D G, Hunt B R, Marcellin M W. Iterative multi frame superresolution algorithms for atmospheric-turbulence-degraded imagery[J]. *J Opt Soc Am A*, 1998, 15(4): 978–992.
- 11 Li Tiecheng, Tao Xiaoping, Feng Huajun, *et al.*. MTF calculation and image restoration based on slant-edge method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(10): 2891–2897.
李铁成, 陶小平, 冯华君, 等. 基于倾斜刃边法的调制传递函数计算及图像复原[J]. *光学学报*, 2010, 30(10): 2891–2897.
- 12 Tao Xiaoping, Feng Huajun, Zhao Jufeng, *et al.*. A total-variation majorization – minimization sectioned restoration algorithm with gradient ringing metric image quality assessment[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(11): 3025–3030.
陶小平, 冯华君, 赵巨峰, 等. 结合基于梯度的振铃评价算法的总变分最小化图像分块复原法[J]. *光学学报*, 2009, 29(11): 3025–3030.
- 13 Stefan Harmeling, Michael Hirsch, Suvrit Sra, *et al.*. Online blind deconvolution for astronomical imaging[C]. *ICCP*, 2009.
- 14 V Katkovich, D Paliy, K Egiazarian. Frequency domain blind deconvolution in multiframe imaging using anisotropic spatially-adaptive denoising[C]. *EUSIPCO*, 2006.
- 15 M Shimizu, S Yoshimura, M Tanaka, *et al.*. Superresolution from image sequence under influence of hot-air optical turbulence[C]. *CVPR*, 2008.
- 16 Zou Mouyan. *Deconvolution and Signal Recovery[M]*. Beijing: National Defence Industry Press, 2004.
邹谋炎. *反卷积与信号复原[M]*. 北京: 国防工业出版社, 2004.
- 17 F Sroubek, P Milanfar. Robust multichannel blind deconvolution via fast alternating minimization[J]. *Image Processing*, 2012, 21(4): 1687–1700.
- 18 Kanaev A, Miller C W. Confidence measures of optical flow for multi-frame image reconstruction[C]. *Computational Optical Sensing and Imaging*, 2012.
- 19 Dongfeng Shi, Chengyu Fan, Hong Shen, *et al.*. Restoration of atmospheric turbulence degraded images [J]. *Opt Commun*, 2011, 284(24): 5556–5561.
- 20 Luo Lin, Wang Li, Cheng Weidong, *et al.*. Approaches to convergence enhancement of multiframe blind deconvolution of astronomical images[J]. *Acta Physica Sinica*, 2006, 55(12): 6708–6714.
罗林, 王黎, 程卫东, 等. 天文图像多帧盲反卷积收敛性的增强方法[J]. *物理学报*, 2009, 55(12): 6708–6714.
- 21 B R Frieden. *Probability, Statistical Optics, and Data Testing[M]*. Berlin: Springer-Verlag, 1983.
- 22 D A Hope, S M Jefferies. Compact multiframe blind deconvolution[J]. *Opt Lett*, 2011, 36(6): 867–869.
- 23 Andrews H C, Hunt B R. *Digital Image Restoration[M]*. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1977.
- 24 J M Bardsley, C R Vogel. A nonnegative constrained convex programming method for image reconstruction[J]. *SIAM J Sci Comput*, 2004, 25(4): 1326–1343.
- 25 E F Y Hom, F Marchis, T K Lee, *et al.*. AIDA: an adaptive image deconvolution algorithm with application to multi-frame and three-dimensional data[J]. *J Opt Soc Am A*, 2007, 24(6): 1580–1600.
- 26 Li Yongle, Lou Jingtao, Zhang Maojun, *et al.*. Image restoration for catadioptric defocus blur based on omni-total variation minimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(8): 0811006.
李永乐, 娄静涛, 张茂军, 等. 基于全向总变分最小化的折反射散焦模糊图像复原方法[J]. *光学学报*, 2013, 33(8): 0811006.