

基于多帧湍流退化图像的近视解卷积复原

冯晓星 时东锋 乔春红 张鹏飞 范承玉 王英俭

(中国科学院安徽光学精密机械研究所大气成分与光学重点实验室, 安徽 合肥 230031)

摘要 根据贝叶斯和 Parseval 定理, 引入了频域内多帧湍流退化图像的近视解卷积复原算法。以大气湍流长曝光光学传递函数作为估计的光学传递函数。根据频域代价函数的特点, 提出分步牛顿法求解代价函数。本算法能够处理未匹配的多帧图像, 并能获得理想的复原图像。计算机仿真多帧湍流退化图像的复原结果表明: 即使多帧图像未匹配, 在不同湍流强度和不同噪声情况下算法仍能复原出好的图像效果。

关键词 图像处理; 大气湍流效应; 光学成像; 近视解卷积; 图像匹配

中图分类号 TN012 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201441.0913001

Myopic Deconvolution Restoration Based on Multiframe Turbulence Degraded Images

Feng Xiaoxing Shi Dongfeng Qiao Chunhong Zhang Pengfei
Fan Chengyu Wang Yingjian

(Key Laboratory of Atmospheric Composition and Optical Radiation, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China)

Abstract According to the Bayes and Parseval theorem, myopic deconvolution algorithm for multiframe turbulence degraded images in frequency domain is presented. Atmosphere turbulence long exposure optical transfer function is used as the estimated optical transfer function. According to characteristics of the cost function in frequency domain, partial Newton algorithm is introduced. This algorithm can handle unregistration of multiframe images and obtain ideal recovered image. The restored result of the computer simulation multiframe turbulence degraded images shows that it has good restoration effect at different turbulence intensities and signal noises, even though the images are unregistration.

Key words image processing; atmosphere turbulence effect; optical imaging; myopic deconvolution; image registration

OCIS codes 010.1330; 100.3010; 110.3080

1 引言

光波在经过大气传播时, 受大气湍流的影响, 波前发生随机畸变, 导致观察到的天文目标图像的分辨率严重降低。传统的解卷积方法可以用来提高图像分辨率, 主要方法有波前探测图像解卷积^[1-3]和基于大气参数的图像解卷积^[4-5]等。此类方法的核心是通过测量获得光学传递函数, 然后, 利用维纳滤波求解目标图像。但是, 由于光学传递函数不准确,

以及图像噪声的影响, 造成复原图像很难达到理想的效果。

近视解卷积是一种新方法, 该方法利用不准确的光学传递函数作为先验知识, 使用规整化抑制图像噪声, 可以得到理想的复原图像。近视解卷积中, 使用单幅长曝光图像和利用导星来获得光学传递函数先验信息。单幅图像只能提供有限的信息, 使得图像复原效果受到限制。多帧图像可以充分利用图

收稿日期: 2014-03-13; **收到修改稿日期**: 2014-04-28

基金项目: 国家 973 计划(Y23D2m5531)、中国科学院合肥物质科学研究院计算中心

作者简介: 冯晓星(1980—), 男, 博士研究生, 主要从事激光大气传输的物理及实验等方面的研究。

E-mail: fengxiaoxing81@163.com

导师简介: 范承玉(1965—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事激光大气传输与自适应光学校正等方面的研究。

E-mail: cyfan@aiofm.ac.cn

像序列的附加信息,改善复原效果。目前,已有文献进行了理论和实验研究,证实了采用多帧图像进行复原可以获取比处理单帧图像更好的复原结果^[6-7]。但是,在天文图像的成像过程中,天体与成像系统之间有相对移动,成像系统需要对天体进行追踪。由于追踪不精确,造成在不同时刻获取的图像中物体的位置发生变化。此时使用多帧图像进行复原时,需要进行图像匹配^[8-9]预处理,增加了算法实现难度和图像复原时间。本文利用多帧图像进行基于频域内的近视解卷积,利用大气湍流长曝光光学传递函数的理论模型作为估计的光学传递函数,并对未匹配的多帧图像进行近视解卷积复原,得到了理想的复原效果。

2 基于探测光学传递函数的图像复原

在等晕区内,根据傅里叶光学^[10],得到非相干光成像模型表述为

$$g_j(x) = o(x) * h_j(x) + n_j(x), j = 1 \cdots L, (1)$$

式中 $g_j(x)$ 、 $h_j(x)$ 和 $n_j(x)$ 分别表示湍流退化图像、点扩展函数和噪声, $o(x)$ 为未失真目标图像, L 表示图像帧数。对(1)式进行傅里叶变换得到

$$G(u) = O(u) * H_j(u) + N_j(u), j = 1 \cdots L, (2)$$

式中 $G(u)$ 、 $H_j(u)$ 和 N_j 分别为 $g_j(x)$ 、 $h_j(x)$ 和 $n_j(x)$ 的频谱, $H_j(u)$ 为大气光学系统的传递函数。对于长曝光成像,根据大气湍流的统计性质^[11], $H_j(u)$ 可以表述为

$$H_j(u) = H_{le,j}(u) = \exp[-3.44(\lambda du/r_0)^{5/3}], (3)$$

式中 d 表示成像距离, λ 表示光波波长, r_0 表示大气相干长度,下角标“le”代表长曝光大气光学系统。

利用(3)式,使用维纳滤波可获得复原图像的频域形式表述为

$$O(u, \nu) = \frac{\sum_j G_j(u, \nu) H_j^*(u, \nu)}{\sum_j |H_j(u, \nu)|^2 + \gamma}, (4)$$

式中 γ 为噪声抑制因子。因受噪声和测量误差的影响,使用维纳滤波得到的复原图像效果不理想。在进行图像复原时,引入光学传递函数的先验知识和观测图像的先验信息会使复原效果得到提高。

3 频率多帧湍流退化图像近视解卷积

根据贝叶斯定理,在已知多帧观测图像的情况下,未失真目标图像和点扩展函数的联合概率分布 $p(o, \{h_j\} | \{g_j\})$, 由未失真目标图像的先验分布

$p(o)$ 、点扩展函数的先验分布 $p(\{h_j\})$ 、观测图像的先验分布 $p(\{g_j\})$ 和观测模型先验分布 $p(\{g_j\} | o, \{h_j\})$ 确定,即

$$p(o, \{h_j\} | \{g_j\}) = \frac{p(\{g_j\} | o, \{h_j\}) p(o) p(\{h_j\})}{p(\{g_j\})},$$

常数 $p(\{g_j\})$ 可省略。最大后验概率(MAP)原理的图像解卷积,就是获得 $p(o, \{h_j\} | \{g_j\})$ 达到最大时的目标图像 o 和点扩展函数 $\{h_j\}$, 即最大化下式

$$[o, \{h_j\}] = \operatorname{argmax}[p(o, \{h_j\} | \{g_j\})], (5)$$

最大化上式等价于最小化下式:

$$[o, \{h_j\}] = \operatorname{argmin}[J_n(o, \{h_j\}) + J(o) + J(h_j)], (6)$$

得到近视解卷积的代价函数为

$$J(o, \{h_j\}) = J_n(o, \{h_j\}) + J(o) + J(h_j). (7)$$

图像的近视解卷积图像复原算法就是利用噪声、图像和点扩展函数的先验信息,通过最小化迭代算法,获得目标复原图像。

考虑零均值的 Gaussian 噪声,则 $J_n(o, \{h_j\})$ 可表述为

$$J_n(o, \{h_j\}) = \frac{1}{2} \sum_j \sum_x \frac{\|g_j(x) - o(x) * h_j(x)\|^2}{w_j}, (8)$$

式中 w_j 为第 j 帧观测图像的噪声方差。估计图像噪声的方差,算法为^[12]

$$w_j = \frac{[\operatorname{median}(|g_{j,s} - g_{j,s-1}|)]}{\sqrt{2} \times 0.6745},$$

$g_{j,s}$ 表示第 j 帧图像, $g_{j,s-1}$ 表示第 j 帧图像上移一行。

使用线性的 Tichonov 规整化作为原始图像的先验信息,表达为 $J(o) = \frac{\gamma_1}{2} \sum_x \|o(x)\|^2$, 式中 γ_1 为调节参数。

对于近视解卷积^[6-7], 光学传递函数的先验信息项为

$$J(\{h_j\}) = \frac{\gamma_2}{2} \sum_j \sum_u |H_j(u) - \bar{H}_{j,m}(u)|^2 / V_j(u), (9)$$

式中 γ_2 为调节参数, $V_j(u)$ 为测量光学传递函数的空间功率谱密度, $\bar{H}_{j,m}(u)$ 为 m 个测量光学传递函数的平均值。当有大量光学传递函数测量值时, $\bar{H}_{j,m}(u)$ 变为大气湍流长曝光光学传递函数。利用该性质,把测量值的平均值转换为大气湍流长曝光光学传递函数。

利用大气湍流长曝光光学传递函数的先验信息项表示为

$$J(\{h_j\}) = \frac{\gamma_2}{2} \sum_j \sum_u |H_j(u) - H_{l.e.m}(u)|^2, \quad (10)$$

大气湍流长曝光光学传递函数受大气相干长度 r_0 的控制,关于大气相干长度的测量有很多方法^[13-14],假设大气相干长度已经获得。

利用大气湍流长曝光光学传递函数的多帧图像近视解卷积的代价函数为

$$J(o, \{h_j\}) = \frac{1}{2} \sum_j \sum_x \frac{\|g_j(x) - o(x) * h_j(x)\|^2}{w_j} + \frac{\gamma_1}{2} \sum_x \|o\|^2 + \frac{\gamma_2}{2} \sum_j \sum_u |H_j(u) - H_{l.e.m}(u)|^2, \quad (11)$$

利用 Parseval^[15]定理,得到多帧图像频域近视解卷积的代价函数为

$$J(O, \{H_j\}) = \frac{1}{2} \sum_j \sum_x \frac{\|G_j(u) - O(u) * H_j(u)\|^2}{w_j} + \frac{\gamma_1}{2} \sum_x \|O\|^2 + \frac{\gamma_2}{2} \sum_j \sum_u |H_j(u) - H_{l.e.m}(u)|^2. \quad (12)$$

上面多帧图像代价函数,与现有单帧图像近视解卷积相比,能得到更好的复原效果。利用大气湍流长曝光光学传递函数的理论模型作为估计光学传递函数。在对代价函数进行求解的过程中,如果不使用约束条件,算法将不会产生全局最优解。

4 约束条件

4.1 点扩展函数约束

在迭代过程中,光学传递函数的估计值会变化,有些值可能会超过光学系统的截止频率。但受光学系统限制,光学传递函数是带宽有限的。为此对光学传递函数使用带宽有限约束^[16-18],表示为

$$\hat{H}_j(u) = P(u)H_j(u), \quad (13)$$

式中 $P(u)$ 为频域内带宽约束的有效光瞳函数,表述为

$$P(u) = \begin{cases} 1, & u \leq N_c/2 \\ 0, & u > N_c/2 \end{cases}, \quad (14)$$

式中 N_c 为在图像像素空间域的截止频率,其表达为

$$N_c = (D/1.22\lambda d)N_u N, \quad (15)$$

式中 D 为成像系统的光瞳直径, N_u 为 $N \times N$ 成像 CCD 阵列的像素尺寸大小, λ 为光波波长, d 为成像距离。

对于非负和能量守恒约束,可分别表述为:

$$\hat{h}_j = \text{IFFT}[\hat{H}_j(u)], \hat{h}_j = \max(0, \hat{h}_j) \text{ 和 } h_j = \hat{h}_j / \sum \hat{h}_j, \text{ 其中 } \text{IFFT}(\cdot) \text{ 表示逆傅里叶变换。}$$

4.2 图像约束

对于图像的非负约束为

$$o(x) = \max[0, o(x)]. \quad (16)$$

对图像的求解过程中,存在噪声频率放大,如果不采取措施,算法只收敛于局部极小点。文献[17]使用巴特沃斯滤波器进行降噪,使用此类滤波器使图像细节模糊。本文使用各向异性滤波器对图像进行噪声抑制约束,表述为

$$\hat{o}(x) = \sum_i W(x_i, x) o(x_i, x) / \sum_i W(x_i, x), \quad (17)$$

式中 $o(x_i, x)$ 表示中心为 x_i 的估计图像 $o(x)$ 部分区域, $W(x_i, x)$ 为该部分区域内的自适应滤波核函数^[19], 写为 $W = \text{diag}(a) \cdot \text{diag}(c)$, a 为自适应结构应用函数, c 为自适应置信度,表达式为

$$c = \exp[-|o(x) - o'(x_i, x)|^2 / 2\sigma_r^2], \quad (18)$$

式中 $o'(x_i, x)$ 表示初时估计的目标图像。通过自适应置信度在滤波中对每个像素乘上该点置信度的权重,与文献[19]类似, σ_r 值为噪声方差的两倍。

为保护图像细节,由图像局部结构调节滤波函数的形状,表达式为

$$a(x, x_i) = \rho(x - x_i) \cdot \exp\left[-\left(\frac{x_1 \cos \phi + x_2 \sin \phi}{\sigma_1}\right)^2 - \left(\frac{-x_1 \sin \phi + x_2 \cos \phi}{\sigma_2}\right)^2\right], \quad (19)$$

式中 ϕ 为图像局部结构信息方位, ρ 限制函数在一定半径 $(x - x_i)$ 的支持域内值为 1, 其余点为零, σ_1 和 σ_2 为各项异性函数的两个主方向值。文献[20]提出的梯度结构张量(GST)方法为

$$f_{\text{GST}} = \overline{\nabla I \nabla I^T} = \begin{bmatrix} \overline{I_{x_1}^2} & \overline{I_{x_1} I_{x_2}} \\ \overline{I_{x_1} I_{x_2}} & \overline{I_{x_2}^2} \end{bmatrix} = \lambda_u u u^T + \lambda_v v v^T, \quad (20)$$

利用(20)式可获得如下参数:

$$\begin{cases} \phi = \arg(u), A = \frac{\lambda_u - \lambda_v}{\lambda_u + \lambda_v}, \\ \sigma_1 = \frac{\alpha}{\alpha + A}, \sigma_2 = \frac{\alpha + A}{\alpha}, \end{cases} \quad (21)$$

式中 $I_{x_1} = \partial o / \partial x_1, I_{x_2} = \partial o / \partial x_2$ 表示估计目标图像在两个轴向的梯度值。 α 为调节参数, 设 $\alpha = 0.2$ 。图 1 给出实例, 从图中看出自适应结构应用函数在每一像素点受到图像信息的调节表现出不同的特性。因此, 使用自适应正则化滤波, 在对图像降噪的同时, 能有效地保护图像的细节。

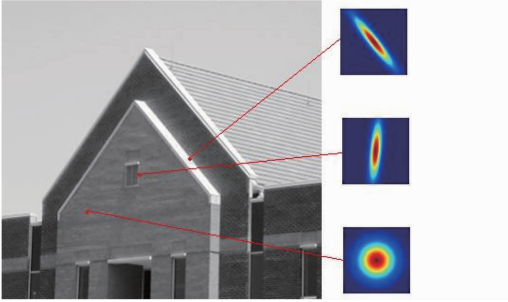


图 1 自适应结构应用函数在图像不同位置的变化
Fig. 1 Changes in the image in different locations of the structure-adaptive applicability function

5 算法实现

在频率域内, 不同的频率分量具有不同的数量级, 为了保持迭代过程的稳定, 迭代步长需取值很小, 这导致算法的收敛速度变慢。为了提高算法的收敛速度, 采用分步牛顿法对代价函数进行最小化, 即对光学传递函数部分进行一定次数的牛顿法^[21]极小化迭代, 然后再转向目标图像部分。

1) 对每个光学传递函数进行 t 次极小化迭代, 此时固定目标图像的值:

$$H_j^{(n,m+1)} = H_j^{(n,m)} - \eta_l \partial_{H_j^*} J [O^{(n)}, H_j^{(n,m)}] / \partial_{H_j^*} \partial_{H_j} J [O^{(n)}, H_j^{(n,m)}], \quad (22)$$

$$\hat{H}_j^{(n,m+1)} = P(\mu) H_j^{(n,m+1)}, \quad (23)$$

$$\hat{h}_j = \text{IFFT}[\hat{H}_j^{(n,m+1)}(u)],$$

$$\hat{h}_j = \max(0, \hat{h}_j), \hat{h}_j = \hat{h}_j / \sum \hat{h}_j, \quad (24)$$

$$H_j^{(n,m+1)} = \text{FFT}(\hat{h}_j), \quad (25)$$

式中 $m(m = 1, \dots, t)$ 为对光学传递函数牛顿极小化的次数, n 为对光学传递函数部分的迭代次数, $H_j^{(n,1)} = H_j^{(n)}$, $*$ 表示复共轭, FFT 表示傅里叶变换, η_l 为迭代步长。当 $m = t$ 时, $H_j^{(n,t+1)} = H_j^{(n,t)}$ 。

2) 进入目标图像部分的 q 次极小化迭代, 此时固定光学传递函数的值, 即

$$O'^{(n,t+1)} = O^{(n,t)} - \eta_2 \partial_{O^*} J(O^{(n)}, \{H_j^{(n,t+1)}\}) / \partial_{O^*} \partial J(O^{(n,t)}, \{H_j^{(n,t)}\}), \quad (26)$$

$$\hat{o}^{(n,t+1)} = \sum_i W(x_i, x) \text{IFFT}[O'^{(n,t+1)}] / \sum_i W(x_i, x), \quad (27)$$

$$o^{(n,t+1)}(x) = \max[0, \hat{o}^{(n,t+1)}(x)], \quad (28)$$

$$O^{(n,t+1)}(x) = \text{FFT}[o^{(n,t+1)}(x)], \quad (29)$$

式中 $l(l = 1, \dots, q)$ 为对目标图像牛顿极小化的次数, n 为对目标图像部分的迭代次数, $O^{(n,1)} = O^{(n)}$, η_2 为迭代步长。当 $l = q$ 时, $O^{(n+1)} = O^{(n+1,q)}$ 。如此循环迭代, 直到达到收敛为止。

6 仿真实验

仿真大气湍流退化图像是利用中国科学院大气光学与大气成分重点实验室软件生成, 成像参数: 望远镜光瞳直径 $D = 1 \text{ m}$, 望远镜成像系统的焦距 $d = 20 \text{ m}$, 成像波长 $\lambda = 650 \text{ nm}$, 256×256 的 CCD 阵列的像素大小 $N_u = 6.5 \text{ }\mu\text{m}$ 。长曝光点扩展函数通过叠加 100 帧短曝光点扩展函数得到。调节参数的取值为 $\gamma_1 = \gamma_2 = 0.2$ 。迭代步长 $\eta_1 = 0.6, \eta_2 = 0.9$, 分部迭代次数 $t = 7, q = 1$ 。均方根误差为复原图像参照, 表示为

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{(o_t - \hat{o})^2 / N}, \quad (30)$$

式中 o_t 表示原始目标图像, \hat{o} 表示算法复原图像, N 表示图像采样点。

6.1 多帧匹配湍流退化图像的实验

首先, 仿真大气相干长度为 $r_0 = 20 \text{ cm}$ 下的三帧长曝光图像, 加入高斯白噪声信噪比 ($R_{\text{SN}} = 50 \text{ dB}$), 图 2(b) 为三帧模糊图像中的一帧。维纳滤波复原图像图 2(c) 和本文算法复原图像图 2(d) 的均方根误差分别为 31.23 和 11.31。噪声抑制因子 $\gamma = 1 \times 10^{-5}$ 。由均方根误差可知, 图 2(d) 的质量要比图 2(c) 好。图 2(c) 存在明显的振铃和噪声现象, 图像细节不明显, 但图 2(d) 具有清晰的细节, 振铃和噪声基本完全消失。

再者, 获得在湍流强度为 $r_0 = 15 \text{ cm}$ 的三帧长曝光图像, 加入 40 dB 高斯噪声, 图 3(b) 为三帧模糊图像中的一帧。维纳滤波复原图像图 3(c) 和本文算法复原图像图 3(d) 的均方根误差分别为 39.23 和 11.31。噪声抑制因子 $\gamma = 3 \times 10^{-4}$ 。由均方根误差可知, 图 3(d) 的质量要比图 3(c) 好。图 3(c) 存在明显的振铃和噪声现象, 没有清晰图像细节, 但图 3(d) 具有较高的分辨率, 存在轻微的噪声污染。

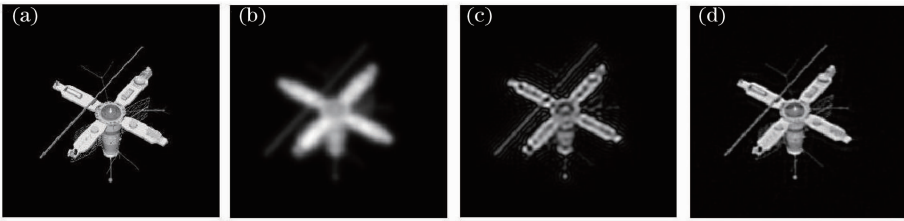


图 2 当 $R_{SN}=50$ dB, $\gamma_0=20$ cm 时实验仿真图像及复原结果。(a) 原图像; (b) 湍流退化图像; (c) 维纳滤波复原图像; (d) 本文算法复原图像

Fig. 2 Simulated image and restored results when $R_{SN}=50$ dB, $\gamma_0=20$ cm. (a) Original image; (b) turbulence-degraded image; (c) image restored with Wiener filtering; (d) image restored with our algorithm

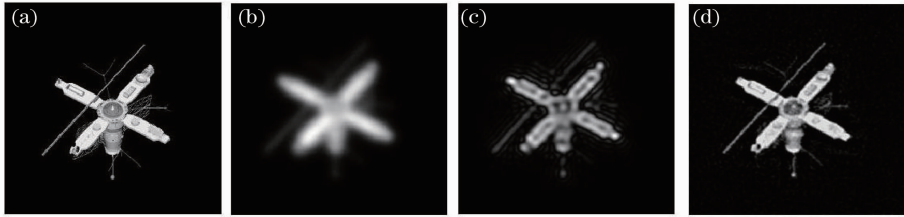


图 3 当 $R_{SN}=40$ dB, $\gamma_0=15$ cm 时实验仿真图像及复原结果。(a) 原图像; (b) 湍流退化图像; (c) 维纳滤波复原图像; (d) 本文算法复原图像

Fig. 3 Simulated image and restored results when $R_{SN}=40$ dB, $\gamma_0=15$ cm. (a) Original image; (b) turbulence-degraded image; (c) image restored with Wiener filtering; (d) image restored with our algorithm

6.2 多帧未匹配湍流退化图像的实验

仿真大气相干长度为 $r_0=20$ cm 时的三帧长曝光图像, 不添加噪声。第二帧和第三帧分别移动 $[-13, 10]$ 和 $[13, -10]$ 像素, 图 4(a), (b), (c) 为三帧模糊未匹配图像。维纳滤波复原图像图 4(e) 和

本文算法复原图像图 4(f) 的均方根误差分别为 42.23 和 11.68。噪声抑制因子 $\gamma=1 \times 10^{-6}$ 。由均方根误差可知, 图 4(f) 的质量要比图 4(e) 好。图 4(e) 存在明显图像重叠现象, 由图像未配准造成, 但图 4(f) 具有清晰的细节, 不存在图像重叠现象。

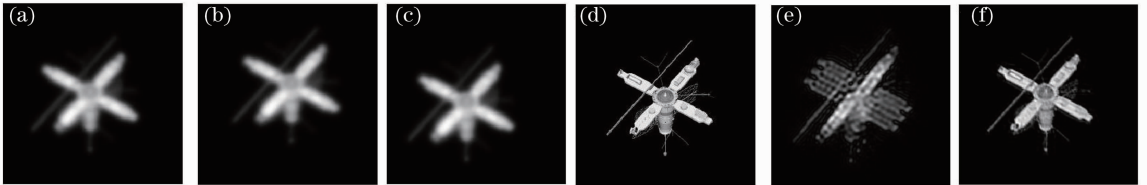


图 4 当 $R_{SN}=0$ dB, $\gamma_0=20$ cm 时实验仿真图像及复原结果。(a), (b), (c) 未匹配三帧图像; (d) 原图像; (e) 维纳滤波复原图像; (f) 本文算法复原图像

Fig. 4 Simulated image and restored results when $R_{SN}=0$ dB, $\gamma_0=20$ cm. (a), (b), (c) Three frames image with unregistration; (d) original image; (e) image restored with Wiener filtering; (f) image restored with our algorithm

获得湍流强度 $r_0=13$ cm 时三帧长曝光图像, 加入高斯白噪声 ($R_{SN}=50$ dB)。第二帧和第三帧分

别移动 $[-13, 10]$ 和 $[13, -10]$ 像素, 图 5(a), (b), (c) 为三帧模糊未匹配图像。维纳滤波复原图像图

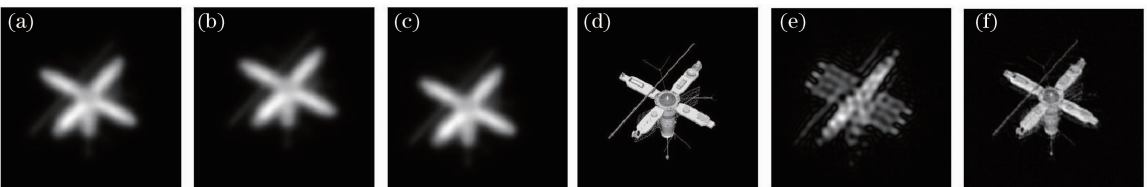


图 5 当 $R_{SN}=50$ dB, $\gamma_0=13$ cm 时实验仿真图像及复原结果。(a), (b), (c) 未匹配三帧图像; (d) 原图像; (e) 维纳滤波复原图像; (f) 本文算法复原图像

Fig. 5 Simulated image and restored results when $R_{SN}=50$ dB, $\gamma_0=13$ cm. (a), (b), (c) Three frames image with unregistration; (d) original image; (e) image restored with Wiener filtering; (f) image restored with our algorithm

5(e)和本文算法复原图像图5(f)的均方根误差分别为41.27和14.16。噪声抑制因子 $\gamma=2 \times 10^{-5}$ 。由均方根误差可知,图5(f)的质量要比图5(e)好。图5(e)存在明显的图像重叠和振铃现象,没有清晰图像细节,但图5(f)具有较高的分辨率,存在轻微的噪声污染。

7 结 论

本文引入了频率内多帧湍流退化图像的近视解卷积复原算法,使用大气湍流的长曝光光学传递函数理论值作为估计值,与现有的近视解卷积算法相比,使用多帧图像,改善图像复原效果。根据频域代价函数的特点,利用分步牛顿法进行极小化迭代,在保持算法稳定性的同时,加快算法的收敛速度。

结果表明,即使多帧图像未匹配,本文算法也能复原出较理想的目标图像。图像未匹配在天文成像中是十分普遍的现象,本文算法为实际应用提供了一种方便快捷的方法。本算法在数值模拟实验中获得了成功,有待于进一步在实际观测中进行验证。

参 考 文 献

- 1 M C Roggemann, B M Welsh. Signal-to-noise ratio for astronomical imaging by deconvolution from wave-front sensing [J]. Appl Opt, 1994, 33(23): 5400—5414.
- 2 J Primot, G Rousset, J C Fontanella. Deconvolution from wave-front sensing: a new technique for compensating turbulence-degraded images[J]. J Opt Soc Am A, 1990, 7(9): 1598—1608.
- 3 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.
- 4 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.
- 5 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.

- 6 J M Conan, L M Mugnier, T Fusco, *et al.*. Myopic deconvolution of adaptive optics images by use of object and point-spread function power spectra[J]. Appl Opt, 1998, 37(21): 4614—4622.
- 7 L M Mugnier, T Fusco, J M Conan. MISTRAL: a myopic edge-preserving image restoration method, with application to astronomical adaptive-optics-corrected-long-exposure images[J]. J Opt Soc Am A, 2004, 21(10): 1841—1854.
- 8 M Guizar-Sicairos, S T Thurman, J R Fienup. Efficient subpixel image registration algorithms[J]. Opt Lett, 2008, 33(2): 156—158.
- 9 Z Song, S Li, T F George. Remote sensing image registration approach based on a retrofitted SIFT algorithm and Lissajous-curve trajectories[J]. Opt Express, 2010, 18(2): 513—522.
- 10 J W Goodman. Introduction to Fourier Optics[M]. Colorado: Roberts & Company Publishers, 1996. 139—141.
- 11 M C Roggemann. Imaging through Turbulence[M]. Florida: CRC Press, 1995. 85—86.
- 12 V Katkovnik, K Egiazarian, J A Astola. A spatially adaptive nonparametric regression image deblurring [J]. IEEE Trans Image Process, 2005, 14(10): 1469—1478.
- 13 Yu Longkun, Wu Yi, Hou Zaihong, *et al.*. Study on the measurement of coherence length by differential image motion monitor[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(12): 1201004.
于龙昆,吴 毅,侯再红,等.利用差分像运动监测仪法测大气相干长度的研究[J].光学学报,2013,33(12):1201004.
- 14 D L Fried. Differential angle of arrival: theory, evaluation and measurement feasibility[J]. J RadioSci, 1975, 10: 71—76.
- 15 J W Goodman. Introduction to Fourier Optics[M]. Colorado: Roberts & Company Publishers, 1996. 7—8.
- 16 N Miura. Blind deconvolution under band limitation[J]. Opt Lett, 2003, 28(23): 2312—2314.
- 17 Zhu Hao, Lu Yu, Wu Qinzhang. Blind image deconvolution subject to bandwidth and total variation constraints[J]. Opt Lett, 2007, 32(17): 2550—2552.
- 18 Cheng Weidong, Wang Li, Luo Lin, *et al.*. Approaches to convergence enhancement of multiframe blind deconvolution of astronomical images[J]. Acta Physica Sinica, 2006, 55(12): 6708—6714.
程卫东,王 黎,罗 林,等.天文图像多帧盲反卷积收敛性的增强方法[J].物理学报,2006,55(12):6708—6714.
- 19 T Q Pham, L J Van Vliet, K Schutte. Robust fusion of irregularly sampled data using adaptive normalized convolution [J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006, 083268.
- 20 J van de Weijer, L J van Vliet, P W Verbeek, *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.
- 21 J Bardsley, S Jefferies, J Nagy, *et al.*. A computational method for the restoration of images with an unknown, spatially-varying blur[J]. Opt Express, 2006, 14(5): 1767—1782.

栏目编辑:王晓琰