

基于加速阻尼 Richardson-Lucy 算法的湍流退化图像盲复原方法

李勇 范承玉 时东锋 王海涛 冯晓星 乔春红 徐博

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

摘要 提出了一种基于加速阻尼 Richardson-Lucy (ADRL) 算法的湍流退化图像盲复原方法, 称为 ADRL-IBD 方法。在阻尼 Richardson-Lucy 算法的基础上, 引入二阶矢量外推加速技术对其进行加速, 形成 ADRL 算法, 并将该算法应用到迭代盲目反卷积 (IBD) 算法中。使用长曝光大气湍流光学传递函数的物理模型或根据观测图像来获取初始的点扩展函数 (PSF), 利用阈值分割技术获取图像目标的可靠支持域, 在每一次迭代中, 对图像施加支持域约束。模拟图像和实际湍流退化图像复原结果表明, 基于 Richardson-Lucy 算法的 IBD 算法要优于基于 Wiener 滤波的 IBD 算法, 并且 ADRL-IBD 算法具有较强的抗噪性, 与 RL-IBD 算法相比, 收敛速度更快, 复原结果更好。

关键词 图像复原; 湍流退化图像; 迭代盲目反卷积; 矢量外推加速技术; 阻尼 Richardson-Lucy 算法

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP48.081001

Turbulence-Degraded Image Blind Restoration Method Using Accelerated and Damped Richardson-Lucy Algorithm

Li Yong Fan Chengyu Shi Dongfeng Wang Haitao Feng Xiaoxing
Qiao Chunhong Xu Bo

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

Abstract A turbulence-degraded image blind restoration method called ADRL-IBD using the accelerated and damped Richardson-Lucy (ADRL) algorithm is proposed. The ADRL algorithm is based on damped Richardson-Lucy algorithm and vector extrapolation acceleration technique. The observed image or the physical model of long exposure atmospheric turbulence optical transfer function is used to obtain the initial point spread function (PSF), and threshold segmentation technology is used for getting reliable support domain of the target image. The support domain restraint of image is exerted at each iteration. The restored images of simulation data and real turbulence-degraded data show that the iterative blind deconvolution (IBD) method based on Richardson-Lucy algorithm is better than the IBD method based on Wiener filtering, and ADRL-IBD. Compared with RL-IBD algorithm, it has better performance suppressing noise, greater convergence rate, and better restoration result.

Key words image restoration; turbulence-degraded image; iterative blind deconvolution; vector extrapolation acceleration technique; damped Richardson-Lucy algorithm

OCIS codes 010.7295; 010.1330; 070.2025

1 引言

当使用地基观测系统观测天体时, 光波通过大气层, 大气湍流会使观测图像变模糊。在过去几十年中, 为了克服大气湍流对地基天文图像观测的影响, 提出了很多方法。Roggeman 等^[1]将这些方法分为 3 类: 1)

收稿日期: 2011-01-11; **收到修改稿日期**: 2011-03-18; **网络出版日期**: 2011-05-21

基金项目: 国家 863 计划 (A825021, A825011) 和中国科学院合肥物质科学研究院计算中心 (0330405002-7) 资助课题。

作者简介: 李勇 (1985—), 男, 硕士研究生, 主要从事大气湍流退化图像处理方面的研究。

E-mail: liyong2068@hotmail.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强湍流效应及其自适应光学校正等方面的研究。E-mail: cyfan@aiofm.ac.cn

事前处理,如自适应光学系统(AO)校正,即在目标被传感器记录前进行校正;2)事后处理,如盲复原方法,对已探测到的目标图像进行复原;3)混合法,如基于波前探测的图像复原理论与技术(DWFS)。本文研究的是盲复原方法,属于事后处理的方法。

由于大气湍流是随机变化的,湍流点扩展函数(PSF)是未知的,因此,采用盲复原方法是一种克服大气湍流影响的可行途径。Ayers等^[2]于1988年首先提出了基于单帧图像的迭代盲目反卷积(IRD)算法。后来有研究者通过在迭代中使用Wiener滤波,并且在目标估计中使用支持域约束条件来进行改进^[3]。Tsumuraya等^[4]通过使用Richardson-Lucy(R-L)算法^[5,6]取代Wiener滤波而实现了进一步的改进。

R-L算法分别由Richardson^[5]于1972年及Lucy^[6]于1974年独立发现,该算法给定了泊松图像数据的极大似然估计,由贝叶斯定理推导而来。R-L算法是非线性算法,具有收敛性,能自动地满足图像的非负约束和能量守恒。在噪声存在的情况下,R-L算法能获得较高质量的复原图像,但是该算法还是存在一些问题,主要表现在两个方面:一是算法的收敛速度慢;二是算法存在噪声放大的问题^[7,8]。同样,基于R-L算法的盲复原算法也存在这些缺点。针对这些缺点,本文做了如下几个方面的工作:1)在阻尼R-L算法^[7](即抑噪R-L算法)的基础上,引入二阶矢量外推加速技术^[8],形成加速阻尼R-L(ADRL)算法,并将其应用到IRD算法中;2)使用长曝光大气湍流光学传递函数(OTF)的物理模型或根据观测图像来获取PSF的初始估计,在已知相关大气参数的情况下,能够获得PSF的一个比较准确的初始估计,进一步改善算法的复原效果;3)利用阈值分割技术获取图像目标的可靠支持域,在每一次迭代中,对图像施加支持域约束。

2 R-L 迭代盲目反卷积算法

观测目标经过大气湍流和地基望远镜系统的成像是非相干光成像,在等晕区内,大气湍流对目标成像的影响满足线性空间移位不变性,因此其成像退化模型可表示为

$$g(x, y) = h(x, y) \otimes f(x, y) + n(x, y), \quad (1)$$

式中 $g(x, y)$ 为湍流退化图像, $f(x, y)$ 为目标原图像, $h(x, y)$ 为系统PSF, $n(x, y)$ 为加性噪声, \otimes 表示卷积运算符。对于大气湍流退化,长曝光的PSF $h(x, y)$ 是一个类高斯型的函数,而噪声 $n(x, y)$ 可用加性高斯噪声模型表示。

R-L算法的迭代公式为

$$f_{i+1}(x, y) = \left[\frac{g(x, y)}{f_i(x, y) \otimes h(x, y)} * h(x, y) \right] \cdot f_i(x, y), \quad (2)$$

式中 i 表示R-L算法迭代的次数,*表示相关运算符。将该算法用于IRD算法中,有

$$h_{i+1}^k(x, y) = \left[\frac{g(x, y)}{h_i^k(x, y) \otimes f^{k-1}(x, y)} * f^{k-1}(x, y) \right] \cdot h_i^k(x, y), \quad (3)$$

$$f_{j+1}^k(x, y) = \left[\frac{g(x, y)}{f_j^k(x, y) \otimes h^k(x, y)} * h^k(x, y) \right] \cdot f_j^k(x, y), \quad (4)$$

式中 i 和 j 表示R-L算法的内迭代数, k 为外迭代数。

3 ADRL 算法分析

3.1 阻尼R-L算法

针对R-L算法的噪声放大问题,White^[7]提出了阻尼R-L算法,该算法通过修正似然函数,使得当复原图像和原图像之间的偏离程度小于阈值时,算法就停止迭代,这样既抑制了噪声的放大,又保存了必要的图像细节。阻尼R-L算法的迭代公式为

$$f_{i+1} = f_i \cdot h * \left\{ 1 + \bar{u}_i^{N-1} [N - (N-1)\bar{u}_i] \cdot \frac{g - r_i}{r_i} \right\}, \quad (5)$$

式中

$$r_i = h \otimes f_i, \quad (6)$$

$$\bar{u}_i = \min(u_i, 1), \quad (7)$$

$$u_i = -\frac{2}{T^2} \left(g \cdot \lg \frac{r_i}{g} - r_i + g \right), \quad (8)$$

N 决定了阻尼函数的扁平度, 本文与文献[7] 中取值相同($N = 10$), T 表示噪声抑制阈值。设噪声标准方差为 σ , 则 $T = \sigma$ 时表示发生噪声抑制的阈值为 σ 。当 $\bar{u}_i = 1$ 时, 该迭代算法变为标准的 R-L 算法。

3.2 二阶矢量外推加速方法

Biggs 等[8] 提出了矢量外推加速方法, 该方法是基于矢量外推的原理, 不需要计算目标函数的最小值。文献[8] 表明该方法能很好地提高算法的收敛速度。矢量外推加速方法是利用泰勒级数展开式来对迭代点进行预测。泰勒级数的完整形式为

$$S_{k+\alpha} = S_k + \alpha \Delta S_k + \frac{1}{2!} \alpha^2 \Delta^2 S_k + \cdots + \frac{1}{n!} \alpha^n \Delta^n S_k + \cdots. \quad (9)$$

取泰勒级数的二阶近似时称为二阶矢量外推加速方法, 这时有

$$S_{k+\alpha} \approx S_k + \alpha \Delta S_k + \frac{1}{2!} \alpha^2 \Delta^2 S_k. \quad (10)$$

二阶矢量外推加速方法的数学表示如下。用 o_k 表示当前迭代点, g_k 表示预测点, d_k 表示差分矢量, α_k 表示加速参数, $\psi(\cdots)$ 表示迭代算法。对于一般的迭代算法, 下次迭代点 $o_{k+1} = \psi(o_k)$ 。而对于加速的迭代算法有

$$o_{k+1} = \psi(g_k), \quad (11)$$

式中

$$g_k = o_k + \alpha_k d_k + \frac{1}{2!} \alpha_k^2 (d_k - d_{k-1}), \quad (12)$$

$$d_k = o_k - o_{k-1}, \quad (13)$$

$$\alpha_k = \sqrt{\frac{l_{k-1}^T l_{k-2}}{l_{k-2}^T l_{k-2}}}, \quad 0 < \alpha_k < 1, \quad (14)$$

$$l_k = \psi(g_{k-1}) - g_{k-1}. \quad (15)$$

3.3 ADRL 算法

将二阶矢量外推加速方法应用于阻尼 R-L 算法, 即在每次迭代前使用二阶矢量外推加速算法对图像进行加速, 则得到 ADRL 算法。

为了验证加速算法的有效性, 将 ADRL 算法与阻尼 R-L 算法进行比较, 下面将进行一个图像复原实验。为了评价复原结果的优劣, 引入均方根误差(RMSE)作为复原结果客观评价标准[9], 其定义为

$$E_{\text{RMS}} = \left\{ \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2 \right\}^{1/2}, \quad (16)$$

式中 M, N 分别是 x 方向和 y 方向的坐标范围, $f(x, y)$ 是原图, $\hat{f}(x, y)$ 是复原的图像。对于同一幅图像, E_{RMS} 的值越小, 说明复原效果越好。

图 1~4 是两组实验的结果。原图大小为 71 pixel \times 123 pixel, 采用支持域为 15 pixel \times 15 pixel 的高斯型 PSF 对其进行模糊, 分别添加信噪比(SNR)为 30 和 20 dB 的高斯白噪声。

图 1 是信噪比为 30 dB 时的图像复原结果, 由图 1(c) 和图 1(d) 可知, 阻尼 R-L 算法和 ADRL 算法都获得了质量较好的复原图像。图 2 为对应 RMSE 变化情况, 可知用阻尼 R-L 算法迭代 100 次的复原效果, 使用 ADRL 算法迭代 33 次就能达到, 并且与 ADRL 算法对应曲线的下降速度要大于与阻尼 R-L 算法对应曲线的下降速度。

图 3 和图 4 是信噪比为 20 dB 时的图像复原结果及对应的 RMSE 曲线。从图 3(c) 和图 3(d) 可知, 阻尼 R-L 算法和 ADRL 算法在低信噪比(20 dB) 的情况下, 仍能取得比较好的复原效果, 说明阻尼 R-L 算法具有较强的噪声抑制能力。图 4 与图 2 的变化规律一致。从时间上比较, 平均每迭代一次阻尼 R-L 算法耗时为 0.012 s, 迭代一次 ADRL 算法耗时为 0.013 s (电脑配置为: CPU 2.60 GHz Intel Pentium(R) dual-core; 内存 2.00 GB; 算法运行环境 Matlab 7.0), 可以认为两种算法的耗时是相同的。以上实验表明, ADRL 算法相对于阻尼 R-L 算法的收敛速度大大加快, 即 ADRL 算法与阻尼 R-L 算法相比, 达到相同的复原效果需要的

迭代次数(或计算时间)大大减少。

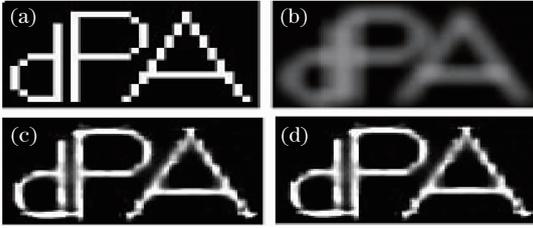


图 1 实验 1。(a)原图,(b)模糊含噪图像(信噪比为 30 dB),(c)阻尼 R-L 复原图像,(d)ADRL 复原图像

Fig. 1 Experiment 1. (a) original image, (b) blurred and noisy image (SNR is 30 dB), (c) restored image by damped R-L, (4) restored image by ADRL

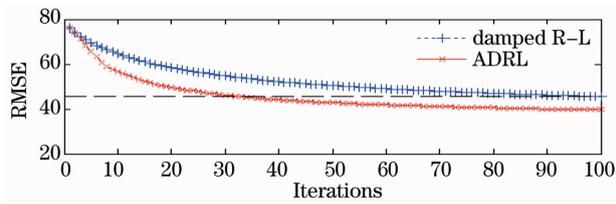


图 2 实验 1 的均方根误差

Fig. 2 RMSE of experiment 1

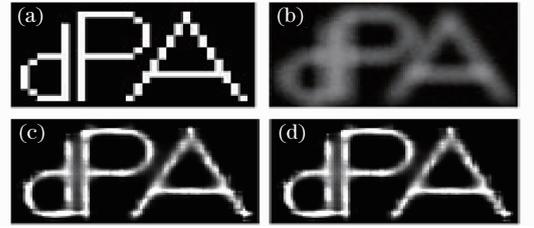


图 3 实验 2。(a)原图,(b)模糊含噪图像(信噪比为 20 dB),(c)阻尼 R-L 复原图像,(d)ADRL 复原图像

Fig. 3 Experiment 2. (a) original image, (b) blurred and noisy image (SNR is 20 dB), (c) restored image by damped R-L, (4) restored image by ADRL

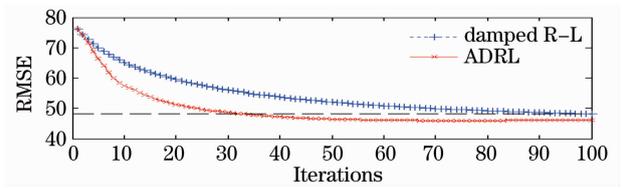


图 4 实验 2 的均方根误差

Fig. 4 RMSE of experiment 2

4 基于 ADRL 算法的湍流退化图像盲复原算法

4.1 ADRL 算法迭代盲目反卷积算法

由于在 IBD 算法中需要同时估计图像和 PSF,因此在每次迭代中需要分别运用 ADRL 算法对图像和 PSF 进行估计。对于第 k 次迭代,假定在第 $k-1$ 次迭代获得的图像估计为 f^{k-1} ,则第 k 次的 PSF h^k 可表示为(在每次内迭代前,先用二阶矢量外推加速方法对 PSF h_i^k 进行加速)

$$h_{i+1}^k = h_i^k \cdot f^{k-1} * \left\{ 1 + \bar{u}_i^{k,N-1} [N - (N-1)\bar{u}_i^k] \cdot \frac{g - r_i^k}{r_i^k} \right\}, \quad (17)$$

式中

$$r_i^k = f^{k-1} \otimes h_i^k, \quad (18)$$

$$\bar{u}_i^k = \min(u_i^k, 1), \quad (19)$$

$$u_i^k = -\frac{2}{T^2} \left(g \cdot \lg \frac{r_i^k}{g} - r_i^k + g \right). \quad (20)$$

已知 h^k ,求 f^k 时有(在每次内迭代前,先用二阶矢量外推加速方法对图像 f_j^k 进行加速)

$$f_{j+1}^k = f_j^k \cdot h^k * \left\{ 1 + \bar{u}_j^{k,N-1} [N - (N-1)\bar{u}_j^k] \cdot \frac{g - r_j^k}{r_j^k} \right\}, \quad (21)$$

式中

$$r_j^k = h^k \otimes f_j^k, \quad (22)$$

$$\bar{u}_j^k = \min(u_j^k, 1), \quad (23)$$

$$u_j^k = -\frac{2}{T^2} \left(g \cdot \lg \frac{r_j^k}{g} - r_j^k + g \right). \quad (24)$$

4.2 初始 PSF 估计方法

在盲目反卷积中,一般使用观测到的图像作为图像的初始估计,而对于 PSF,采用两种方法来获取初始 PSF:一是根据观测到的图像本身来获取初始的 PSF;二是在测得相关大气参数的情况下,根据长曝光大气湍流 OTF 的物理模型来计算大气湍流 PSF。

通过观测图像获取 PSF 的初始估计 h^0 的计算公式为^[10]

$$R_{gg} = g * g, \quad (25)$$

$$h^0 = R_{gg} - \min(R_{gg}) + \epsilon[\max(R_{gg}) - \min(R_{gg})], \quad (26)$$

$$h^0 = \frac{h^0}{\sum h^0}, \quad (27)$$

式中 R_{gg} 表示观测图像的自相关系数, ϵ 是一个小的正常数, 表示 R_{gg} 动态变化百分比。增加该项的主要目的是为了以防开始进行迭代时像素值为零, 通常取 ϵ 为 0.01。

长曝光大气湍流 OTF 的物理模型为^[1]

$$H(u, v) = \exp\left\{-3.44\left[\frac{\lambda f(u^2 + v^2)^{1/2}}{r_0}\right]^{5/3}\right\}, \quad (28)$$

式中 λ 表示工作波长, f 表示光学系统焦距, r_0 是大气相干长度。 λ 和 f 是观测系统本身的已知参数, 而大气相干长度 r_0 需要在采集图像时采用相关仪器实际测量。在已知相关参数的情况下, 由(28)式可确定长曝光大气 OTF $H(u, v)$, 对其做逆傅里叶变换即得到长曝光大气湍流 PSF, 并将其作为 PSF 的初始估计。

4.3 图像目标支持域的寻找方法

精确地获取图像的支持域, 并在迭代过程中对图像施加支持域约束对于提高算法的复原效果是有益的。采用阈值分割的图像分割技术^[11,12], 将图像 $f(x, y)$ 的像素分为目标和背景两类, 支持域由目标像素组成, 非支持域由背景像素组成。为了表示图像的支持域, 构建一个二维数组模版 $d(x, y)$, 它与图像的尺寸相同, 每点取值为

$$d(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x, y) \geq t \\ 0, & \text{if } f(x, y) < t \end{cases}, \quad (29)$$

式中, 模版值为 1 表示属于支持域; 模版值为 0 表示属于非支持域; t 表示分割阈值。阈值 t 由最大类间方差法(又称大津法或 OTSU 法)^[13,14]确定。最大类间方差法是一种自适应的阈值确定方法, 它是按照图像的灰度特性, 将图像的直方图在某一阈值处分割成两组, 当被分成的两组的方差最大时, 确定阈值 t 。在每一步迭代过程中可以根据估计图像重新计算阈值 t , 这样可进一步提高支持域精度。

4.4 算法实现流程

基于 ADRL 的湍流退化图像盲复原算法由两层循环组成, 1 个外循环和 2 个内循环, 2 个内循环分别用来估计 PSF 和图像。整个算法的工作流程可总结为: 首先, 根据观测图像或测得的大气参数计算 PSF 的初始估计 h^0 , 将观测图像 g 作为目标的初始估计 f^0 , 利用图像分割技术获取目标可靠支持域, 并且对初始估计的目标 f^0 施加支持域约束; 然后, 使用 ADRL-IBD 算法的内循环分别交替更新 PSF 估计 h^k 和目标估计 f^k , 每步迭代过程中, 对更新后的目标估计 f^k 施加支持域约束; 最后, 输出复原的 PSF 和目标图像。

4.5 仿真图像复原实验

根据泰勒假设, 当曝光时间小于 20 ms 时, 大气被“冻结”, 可以使用随机相位屏模拟大气湍流退化影响^[15,16]。本实验采用中国科学院大气成分与光学重点实验室的软件模拟生成长曝光大气湍流 PSF, 将模拟生成的 PSF 与原图像进行卷积运算并添加高斯白噪声即可得到模拟的大气湍流退化图像。PSF 的初始估计是根据长曝光大气湍流 OTF 物理模型计算得到的。设定参数为: 大气相干长度 $r_0 = 0.2$ m, 望远镜入射直径 $D = 2.0$ m, 光学系统焦距 $f = 10$ m, 工作波长 $\lambda = 700$ nm。实验将对 R-L 迭代盲目反卷积算法(RL-IBD), 基于 Wiener 滤波的 IBD 算法^[3](Wiener-IBD)以及本文提出的基于 ADRL 的盲复原算法(ADRL-IBD)进行比较。

图 5 是模拟实验的图像复原结果, 图像大小为 252 pixel \times 252 pixel, 其中图 5(a)是原始图像; 图 5(b)是大气湍流退化图像(信噪比为 40 dB); 图 5(c)是 Wiener-IBD 复原图像, 算法中噪声的功率谱参数取值为 0.002, $E_{\text{RMS}} = 27.12$, 复原图像出现明显噪声放大现象; 图 5(d)是 RL-IBD 复原图像, 外迭代次数为 100, PSF 内迭代数为 1, 图像内迭代数为 10, 即 R-L 迭代次数为 1100 次, $E_{\text{RMS}} = 25.17$; 图 5(e)是 ADRL-IBD 复原图像, 外迭代次数为 26, PSF 内迭代数为 1, 图像内迭代数为 10, 即 ADRL 迭代次数为 286 次, 阻尼阈值 T 取值为噪声的方差, $E_{\text{RMS}} = 20.3$ 。图 6 是模拟实验 PSF 复原结果, 其中图 6(a)是原始 PSF; 图 6(b)是初始估计

PSF;图 6(c)是 Wiener-IBD 复原 PSF;图 6(d)是 RL-IBD 复原 PSF;图 6(e)是 ADRL-IBD 复原 PSF。比较图 5(c)~(e)以及图 6(c)~(e)可知,基于 R-L 算法的 IBD 算法要优于基于 Wiener 滤波的 IBD 算法,并且 ADRL-IBD 算法的复原效果要比 RL-IBD 算法的复原效果好,需要的迭代次数更少。

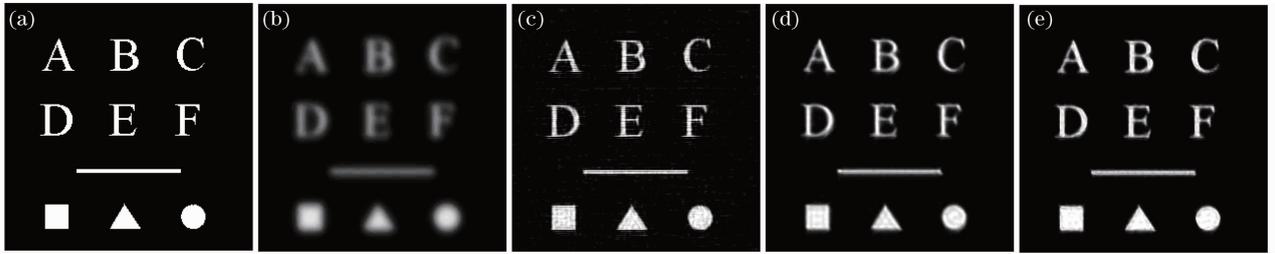


图 5 (a)原始图像,(b)大气湍流退化图像,(c) Wiener-IBD 复原图像($E_{\text{RMS}}=27.12$),(d) RL-IBD 复原图像($E_{\text{RMS}}=25.17$),(e) ADRL-IBD 复原图像($E_{\text{RMS}}=20.3$)

Fig. 5 (a) Original image, (b) turbulence-degraded image, (c) restored image by Wiener-IBD ($E_{\text{RMS}}=27.12$), (d) restored image by RL-IBD ($E_{\text{RMS}}=25.17$), (e) restored image by ADRL-IBD ($E_{\text{RMS}}=20.3$)

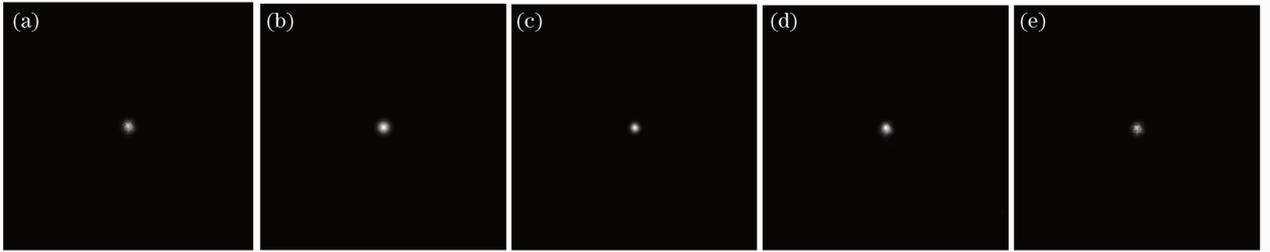


图 6 (a)原始 PSF,(b)初始估计 PSF,(c) Wiener-IBD 复原 PSF,(d) RL-IBD 复原 PSF,(e) ADRL-IBD 复原 PSF

Fig. 6 (a) Original PSF, (b) initial estimated PSF, (c) restored PSF by Wiener-IBD, (d) restored PSF by RL-IBD, (e) restored PSF by ADRL-IBD

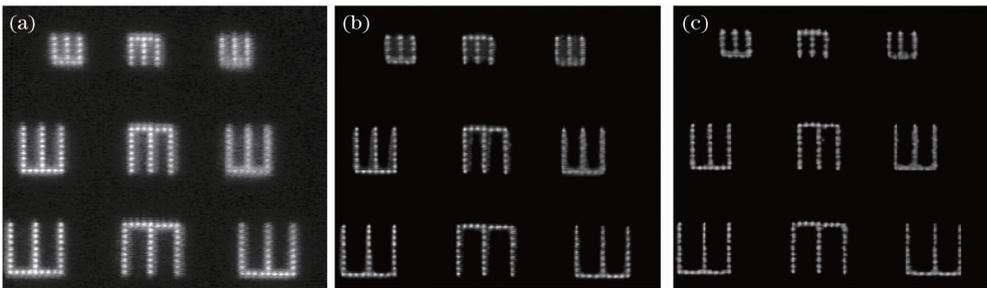


图 7 (a)实际观测的视力表图像,(b) RL-IBD 复原图像,(c) ADRL-IBD 复原图像

Fig. 7 (a) Real observed eye chart image, (b) restored image by RL-IBD, (c) restored image by ADRL-IBD

4.6 实测图像复原实验

图 7(a)是由发光二极管(LED)面阵组成的视力检查表图像($256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$),图像在 1 km 的湖面上水平传输,每个二极管直径为 3 mm,间距是 4 mm,中心波长 600 nm,望远镜直径为 35.56 cm,焦距为 355.6 cm。图像拍摄时间为 2004 年 5 月 20 日 20:20。由于没有获取到相关大气参数,所以 PSF 的初始估计是根据观测图像本身计算得到的。图 7(b)是 RL-IBD 复原的图像,外迭代次数为 15,PSF 内迭代数为 1,图像内迭代数为 1,即 R-L 迭代次数为 30 次。图 7(c)是 ADRL-IBD 复原的图像,外迭代次数为 7,PSF 内迭代数为 1,图像内迭代数为 1,即 ADRL 迭代次数为 14 次,阻尼阈值 T 取值为 0.001。通过比较图 7(b)和图 7(c)可知,RL-IBD 复原的图像有虚影,而 ADRL-IBD 由于对图像施加了支持域约束,复原的图像没有虚影,ADRL-IBD 算法复原的图像效果要好于 RL-IBD 算法复原的效果。

图 8(a)是实际观测的一幅太阳黑子图像(由文献[17]的作者 Filip Šroubek 提供,大小为 $500 \text{ pixel} \times 500 \text{ pixel}$)。图 8(b)是 RL-IBD 复原的图像,外迭代次数为 300,PSF 内迭代数为 5,图像内迭代数为 1,即 R-L 迭代次数为 1800 次。图 8(c)是 ADRL-IBD 复原的图像,外迭代次数为 70,PSF 内迭代数为 3,图像内迭

代数 为 1, 即 ADRL 迭代次数为 280 次, 阻尼阈值 T 取值为 0.0001。比较图 8(b) 和图 8(c) 可知, 图 8(c) 中图像的 细节更清楚, 说明 ADRL-IBD 算法复原的图像效果要好于 RL-IBD 算法复原的效果。

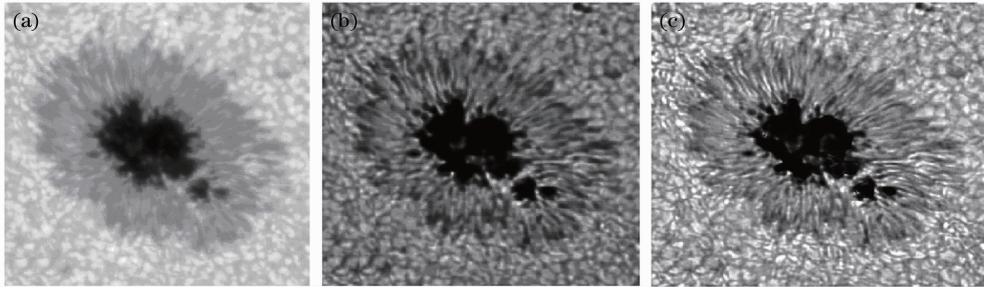


图 8 (a) 实际观测的太阳黑子图像, (b) RL-IBD 复原图像, (c) ADRL-IBD 复原图像

Fig. 8 (a) Real observed image of a sunspot, (b) restored image by RL-IBD, (c) restored image by ADRL-IBD

从这两个实测图像复原结果可知, ADRL-IBD 算法在实际应用中能够得到较好的复原结果。相对于 RL-IBD 算法而言, ADRL-IBD 算法复原的图像细节更清楚, 效果更好, 并且需要的迭代次数更少(即花费的时间更少, 收敛速度更快)。

5 结 论

针对 R-L 算法及 RL-IBD 算法收敛速度慢、噪声放大的缺点, 在阻尼 R-L 算法的基础上, 引入二阶矢量外推加速技术, 形成 ADRL 算法, 并将其应用到 IBD 算法中; 使用长曝光大气湍流 OTF 的物理模型或根据观测图像来获取 PSF 的初始估计, 这样在已知相关大气参数的情况下, 能够获得 PSF 的一个比较准确的初始估计, 进一步改善算法的复原效果; 利用图像分割技术获取图像目标的可靠支持域, 在每一次迭代中, 对图像施加支持域约束。图像复原实验表明, ADRL 算法在低信噪比(20 dB)的情况下, 仍能取得比较好的复原效果, 具有较强的抗噪性, 与阻尼 R-L 算法相比, 收敛速度明显加快。基于 R-L 算法的 IBD 算法要优于基于 Wiener 滤波的 IBD 算法。与 RL-IBD 算法相比, ADRL-IBD 收敛速度更快, 复原结果更好。基于 ADRL 算法的盲复原算法在实际湍流退化图像复原实验中能够得到较好的复原结果, 表明该算法具有较好的应用前景和重要的应用价值。

参 考 文 献

- 1 Michael C. Roggeman, Byron M. Welsh. Imaging Through Turbulence[M]. Boca Raton: CRC Press, 1996
- 2 G. A. Ayers, J. C. Dainty. Iterative blind deconvolution method and its applications[J]. *Opt. Lett.*, 1988, **13**(7): 547~549
- 3 Zou Mouyan. Deconvolution and Signal Recovery[M]. Beijing: National Defence and Industry Press, 2001. 172~173
邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001. 172~173
- 4 F. Tsumuraya, N. Miura, N. Baba. Iterative blind deconvolution method using Lucy's algorithm[J]. *Astron. Astrophys. J.*, 1994, **282**(2): 699~708
- 5 W. H. Richardson. Bayesian-based iterative method of image restoration[J]. *J. Opt. Soc. Am.*, 1972, **62**(1): 55~59
- 6 L. B. Lucy. An iterative technique for the rectification of observed distributions[J]. *Astron. J.*, 1974, **79**(6): 745~754
- 7 R. L. White. Image Restoration Using the Damped Richardson-Lucy Method[M]. In R. J. Hanisch, R. L. White, editors, *The Restoration of HST Images and Spectra II*. Baltimore: Space Telescope Science Institute: 1994
- 8 D. S. C. Biggs, M. Andrews. Acceleration of iterative image restoration algorithms[J]. *Appl. Opt.*, 1997, **36**(8): 1766~1775
- 9 Zhao Wenzhe, Qin Shiyin. Image quality assessment and some solving approaches to current issues [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2010, **47**(4): 041002
赵文哲, 秦世引. 图像复原质量评价的研究进展和若干问题的解决途径[J]. *激光与光电子学进展*, 2010, **47**(4): 041002
- 10 D. S. C. Biggs. Accelerated Iterative Blind Deconvolution[D]. Auckland: University of Auckland, 1998
- 11 Wu Yiquan, Zhan Bichao, Wu Jiaming. An infrared image segmentation method based on within class absolute difference and chaotic particle swarm optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(1): 79~85

- 吴一全, 占必超, 吴加明. 基于类内绝对差和混沌粒子群的红外图像分割[J]. 光学学报, 2010, **30**(1): 79~85
- 12 Kang Wenxiong, Deng Feiqi. Vein image enhancement and segmentation based on maximal intra-neighbor difference[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(7): 1830~1837
- 康文雄, 邓飞其. 基于最大邻域内差的静脉图像增强和图像分割[J]. 光学学报, 2009, **29**(7): 1830~1837
- 13 N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, **9**(1): 62~66
- 14 Pan Zhe, Wu Yiquan. The two-dimensional Otsu thresholding based on fish-swarm algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(8): 2115~2121
- 潘 喆, 吴一全. 二维 Otsu 图像分割的人工鱼群算法[J]. 光学学报, 2009, **29**(8): 2115~2121
- 15 E. M. Johansson, D. T. Gavel. Simulation of stellar speckle imaging[C]. *SPIE*, 1994, **2200**: 372~383
- 16 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
- 17 Filip Šroubek, Jan Flusser. Multichannel blind iterative image restoration[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2003, **12**(9): 1094~1106