

改进的盲解卷积技术在远距离激光 光斑图像复原中的应用

孙宏海^{1,2*}, 刘艳滢²

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所

航空光学成像与测量中国科学院重点实验室, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要: 为了提高外场实验中远距离测量激光光斑位置的精度, 提出利用盲解卷积技术对光斑图像进行事后复原来削弱大气湍流对光斑成像的影响。首先, 介绍了经典盲解卷积算法, 分析了其不足之处, 并提出了一种改进的盲解卷积算法。为了提高目标函数的收敛性和收敛速度, 在 TV (Total Variation) 目标函数加入惩罚项, 并对交替迭代法进行改进。然后, 用数学方法证明了改进的盲解卷积算法的收敛性。最后, 进行了仿真实验。与传统算法相比, 用改进算法恢复的图像信噪比至少提升了 15%。文中给出了外场试验图像的实际复原效果。

关键词: 图像复原; 盲解卷积; TV 算法; 大气湍流; 激光光斑

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/CO.20130606.0868

Application of improved blind deconvolution technology in long-ranged laser spot image restoration

SUN Hong-hai^{1,2*}, LIU Yan-ying²

(1. Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

* Corresponding author, E-mail: shh426@gmail.com

Abstract: To improve the precision of long-ranged laser spot position measurement in an outdoor experiment, blind deconvolution technology was proposed to restore the spot image afterwards to lower the impact of atmospheric turbulence on spot imaging. First, classical blind deconvolution algorithms were introduced, of which the shortage is analyzed. Second, an improved blind deconvolution algorithm was designed. The penalty terms were added to TV (Total Variation) objective function and the alternative iterative method was also redesigned. Then, the convergence of the improved method was testified mathematically. Finally, the improved method

收稿日期: 2013-09-10; 修订日期: 2013-11-16

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (863 计划) 资助项目 (No. 2012AA7031010B); 吉林省重大科技攻关资助项目 (No. 11ZDGG001)

was compared with other classical methods by experimental simulation. The capability of improved method was testified with several objective figures, and the results show that the Signal to Noise Ratio(SNR) is improved by 15% at least. The restoration result of outdoor experiment proves that the improved method is effective.

Key words: image restoration; blind deconvolution; Total Variation(TV) algorithm; atmospheric turbulence; laser spot

1 引言

在激光半主动末制导弹、炮弹及炸弹等武器系统外场试验时,常常利用激光照射器监测系统对激光照射器照射光斑的时序特性和空间特性进行监测,以检验激光照射器照射目标的精度。外场实验时,大气湍流扰动会使大气介质的折射系数发生随机波动,使激光光束在传播过程中发生光学波前失真,产生光束漂移和光强闪烁等现象,严重影响激光光束在大气中远距离传播后的激光光斑成像质量。红外传感器可以观测到激光光斑图像明显的模糊退化现象。自适应光学技术^[1]是消除大气湍流对成像影响有效方法之一。在典型的自适应光学系统中,通过波前探测器探测到光学波前失真,控制系统驱动变形镜对畸变波前进行补偿,实时校正波前,可消除大气扰动。天文等领域的一些应用经常使用自适应光学系统对模糊退化进行补偿,但是自适应光学系统结构复杂,造价昂贵,故有些应用利用价格低廉的部分补偿系统,但这种系统会导致相位错误。为解决上述问题,本文提出采用盲解卷积技术对激光光斑图像进行事后图像复原,削弱大气湍流对光斑图像的影响,从而提高计算激光光斑位置的精度。

2 盲解卷积介绍

在成像应用中,一幅观测到的图像,如果忽略加性噪声,可以认为是源图像 $f(x,y)$ 和点扩散函数 $h(x,y)$ 的卷积:

$$g(x,y) = f(x,y) \otimes h(x,y) = \sum_{(n,m)} f(n,m)h(x-n,y-m), \quad (1)$$

式中, \otimes 表示卷积算子。若用这些函数相应的大写字母表示其傅里叶变换,那么式(1)的傅里叶

变换可以表示为:

$$G(u,v) = F(u,v)H(u,v). \quad (2)$$

解卷积图像复原方法应用很广泛,例如天文光斑成像、遥感成像、医学成像等。在大多数情况下,点扩散函数 $h(x,y)$ 都作为先验条件,这就是经典线性图像复原问题。解决这类问题的解卷积方法很多^[2],如逆滤波、维纳滤波、最小二乘滤波、递归卡尔曼滤波、约束迭代解卷积等。但是在解决实际问题时,点扩散函数通常很难精确地计算或测量;由于点扩散函数的随机抖动很难定性,因此也无法精确建模。在实时图像处理中,点扩散函数不能预先确定,而用于退化估计的在线识别技术也将会导致严重的错误。而且关于源图像的可用信息也不多,想要获得关于成像目标的先验信息在物理上讲,通常是不可能的。例如在遥感和天文应用中,很难通过统计对原始图像建模,或者是得到之前从未观测过的目标确切信息。将点扩散函数和待恢复的未知图像从卷积 $g(x,y)$ 中估计出来,这类估计问题就是所谓的盲解卷积问题,在改善图像质量方面有广泛应用。

经典盲解卷积方法有 Ayers 和 Dainty 提出迭代盲解卷积算法^[3](Iterative Blind Deconvolution, IBD),该算法通过迭代循环估计出源图像,但是在求逆时会产生较大的误差,而且使用“最陡下降法”进行搜索,收敛性较差。McCallum 的模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)^[4]能够在噪声存在的条件下给出合理的解,其主要缺点是目标函数全局最小化的收敛速率很慢,算法的收敛速率在很大程度上依赖于温度参数下降的速率,为了得到一个优秀解往往需要经过长时间的运算。以后 Kundur 提出了 NAS-RIF(Nonnegativity and Support constraints Recursive Inverse Filtering)算法^[5],该算法的优点在于能够保证在噪声存在的条件下收敛于全局最小值解,而且收敛速度要

比 IBD 算法快得多,但是该方法需要额外的约束条件支持,限制了应用范围。TV (Total Variation) 方法由 Rudin^[6] 首先提出并用于图像去噪,此后 Tony 等人^[7]将 TV 方法用于图像复原,基本形式为:

$$L(f, h) = \sum \|f \otimes h - g\|_2^2 + \alpha_1 \sum \|D_i f\|_2 + \alpha_2 \sum \|D_i h\|_2. \quad (3)$$

式中, D_i 是正则化算子,权值取常数合并到正则化参数 α_1 和 α_2 中。 $D_i f$ 和 $D_i h$ 表示源图像和点扩散函数的离散梯度,其他一般微分算子(如 Tikhonov-like 算子)虽然可以将目标函数最小化问题转化成较为简单的线性系统方程求解问题,但是通常恢复后的源图像过于平滑,很难保存图像的某些特性,如明显的边缘等信息。但是由于 TV 函数的不可微和非线性等特点,对于式(3)的求解是困难的。上述方法为单帧盲解卷积方法,也可以利用多帧图像盲解卷积,但是在盲解前需要对多帧图像进行配准^[8],也可以对多帧图像中的目标进行预测^[9],对图像频域添加新的约束^[10]等方法。本文中需要复原的是光斑目标边缘,而且只能够利用单帧信息,因此本文对传统 TV 方法进行了改进,并通过数学证明求得的改进的 TV 方法的解是收敛的。

3 改进的盲解卷积算法

3.1 目标函数的建立

为了提高目标函数的收敛速度和收敛性,采用惩罚机制对 TV 正则化方法进行改进,改进后的算法称为 PTV (Penalized Total Variation),如下式所示:

$$\text{PTV}(u, f) = \frac{\beta}{2} \sum \|u_i - D_i f\|_2^2 + \sum \|u_i\|_2, \quad (4)$$

$$h^{01} = \mathfrak{S}^{-1} \left\{ \frac{\mathfrak{S}\{D^{(1)}\}^* \square \mathfrak{S}\{v_1\} + \mathfrak{S}\{D^{(2)}\}^* \square \mathfrak{S}\{v_2\} + \frac{1}{\beta} \mathfrak{S}\{f^{00}\}^* \square \mathfrak{S}\{g\}}{\mathfrak{S}\{D^{(1)}\}^* \square \mathfrak{S}\{D^{(1)}\} + \mathfrak{S}\{D^{(2)}\}^* \square \mathfrak{S}\{D^{(2)}\} + \frac{1}{\beta} \mathfrak{S}\{f^{00}\}^* \square \mathfrak{S}\{f^{00}\}} \right\}. \quad (11)$$

③验证是否满足 $\text{PTV}(v^0, h^{01}) < \varepsilon$, 如果不满足该条件则继续循环;若满足则使 $h^0 = h^{0n}$, 继续

$$\text{PTV}(v, h) = \frac{\beta}{2} \sum \|v_i - D_i h\|_2^2 + \sum \|v_i\|_2. \quad (5)$$

改进的算法中引入加入两个变量 u 和 v , β 为惩罚系数;式(4)和式(5)中第一项为惩罚项;目标函数可以定义为:

$$L(f, h) = \sum \|g - f \otimes h\|_2^2 + \alpha_1 \text{PTV}(f) + \alpha_2 \text{PTV}(h). \quad (6)$$

3.2 交替最小化方法

由于惩罚项的引入,增加了两个新的变量,交替最小化方法也进行相应的改进,基本步骤为:

- (1) 给定初始值 f^{00} , h^{00} 及允许误差 ε ;
- (2) 求 h^0 使得下式取最小值:

$$L(h) = \frac{1}{\alpha_2} \sum \|g - f^{00} \otimes h\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \sum \|v_i - D_i h\|_2^2 + \sum \|v_i\|_2, \quad (7)$$

- ①利用初始值 h^{00} 求 v^0 , 使得下式取最小值:

$$\text{PTV}(v) = \frac{\beta}{2} \sum \|v_i - D_i h^{00}\|_2^2 + \sum \|v_i\|_2, \quad (8)$$

求解可得:

$$v_i^0 = \max \left\{ \|D_i h^{00}\| - \frac{1}{\beta}, 0 \right\} \frac{D_i h^{00}}{\|D_i h^{00}\|}. \quad (9)$$

- ②利用得到的 v^0 求 h^{01} , 使得下式取最小值:

$$\text{PTV}(h) = \frac{1}{\alpha_2} \sum \|h - f^{00} \otimes h\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \sum \|v_i^0 - D_i h\|_2^2, \quad (10)$$

求解可得:

进行下一步算法。

- (3) 求 f^1 使得下式取最小值:

$$L(f) = \frac{1}{\alpha_2} \sum \|g - f \otimes h^0\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \sum_i \|u_i - D_i f\|_2^2 + \sum_i \|u_i\|_2. \quad (12)$$

①利用初始值 $f^{10} = f^{00}$ 求 u^0 ,使得下式取最小值:

$$PTV(u) = \frac{\beta}{2} \sum_i \|u_i - D_i f^{10}\|_2^2 + \sum_i \|u_i\|_2, \quad (13)$$

求解可得:

$$f^{11} = \mathfrak{S}^{-1} \left\{ \frac{\mathfrak{S}\{D^{(1)}\}^* \square \mathfrak{S}\{u_1\} + \mathfrak{S}\{D^{(2)}\}^* \square \mathfrak{S}\{u_2\} + \frac{1}{\beta} \mathfrak{S}\{h^0\}^* \square \mathfrak{S}\{g\}}{\mathfrak{S}\{D^{(1)}\}^* \square \mathfrak{S}\{D^{(1)}\} + \mathfrak{S}\{D^{(2)}\}^* \square \mathfrak{S}\{D^{(2)}\} + \frac{1}{\beta} \mathfrak{S}\{h^0\}^* \square \mathfrak{S}\{h^0\}} \right\}. \quad (16)$$

③验证是否满足 $PTV(u^0, f^{11}) < \varepsilon$, 如果不满足该条件则继续循环;若满足则使 $f^1 = f^{11}$, 继续进行下一步算法。

(4)将 f^1 和 h^0 代入目标函数(6)中,验证其是否满足 $L(f^1, h^0) < \varepsilon$, 如果不满足则继续循环;若满足则停止循环。

改进的交替最小化算法中,“*”代表复共轭,“ \square ”代表逐个元素取乘积。随着 $\beta \rightarrow \infty$, 式(6)的解收敛于式(3)的解。下面将证明对于一个固定值 $\beta > 0$ 改进交替迭代算法的收敛性。

3.3 改进交替迭代算法的收敛性

不难发现,改进交替迭代算法的收敛性等价于下面两个问题的收敛性:

$$L(h) = \frac{1}{\alpha_2} \sum \|g - f \otimes h\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \sum_i \|v_i - D_i h\|_2^2 + \sum_i \|v_i\|_2, \quad (17)$$

$$L(f) = \frac{1}{\alpha_1} \sum \|g - f \otimes h\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \sum_i \|u_i - D_i f\|_2^2 + \sum_i \|u_i\|_2. \quad (18)$$

下面以证明式(17)的收敛性为例,即证明由上述改进交替迭代算法得到的序列 $\{(u^k, f^k)\}$ 收敛到式(17)的解。定义一个收缩算子 $s: \square^2 \rightarrow \square^2$, 对于任意 $a \in \square^2$, 有:

$$s(a) \square \max\{\|a\| - \frac{1}{\beta}, 0\} \frac{a}{\|a\|}, \quad (19)$$

如果定义 $0 \square (0/0) = 0$, 可以得到:

$$u_i^0 = \max\{\|D_i f^{10}\| - \frac{1}{\beta}, 0\} \frac{D_i f^{10}}{\|D_i f^{10}\|}. \quad (14)$$

②利用得到的 u^0 求 f^{11} , 使得下式取最小值:

$$PTV(f) = \frac{1}{\alpha_1} \sum \|g - f \otimes h^0\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \sum_i \|u_i^0 - D_i f\|_2^2, \quad (15)$$

求解可得:

$$s(a) = a - P(a), \quad (20)$$

式中, $P(\square)$ 表示在一个闭合圆域 $B = \{a \in \square^2 \mid \|a\| \leq 1/\beta\}$ 上的投影。设向量 $u, v \in \square^N, N \geq 1$ 。

定义 $S(u; v) = (s(a_1); \dots; s(a_N))$, $a_i = \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \end{bmatrix}$ 。因

为闭合圆域 B 是凸集, 并且 $P(\square)$ 对任意的 $a, b \in \square^2$ 满足:

$$(a - P(a))^T (P(a) - P(b)) \geq 0, \quad (21)$$

交换 a, b 可得:

$$-(b - P(b))^T (P(a) - P(b)) \geq 0, \quad (22)$$

将两式相加得:

$$(a - b)^T (P(a) - P(b)) \geq \|P(a) - P(b)\|^2, \quad (23)$$

因此从式(20)可以得到:

$$\begin{aligned} \|s(a) - s(b)\|^2 &= \|a - b - P(a) - P(b)\|^2 = \|a - b\|^2 - \\ &2(a - b)^T (P(a) - P(b)) + \\ &\|P(a) - P(b)\|^2 \leq \|a - b\|^2 - \\ &\|P(a) - P(b)\|^2. \end{aligned} \quad (24)$$

如果 $\|s(a) - s(b)\| = \|a - b\|$, 那么 $P(a) = P(b), s(a) - s(b) = a - b - (P(a) - P(b))$ 。

定义两个正定对称矩阵:

$$M = D^T D + \frac{\alpha_1}{\beta} H^T H, T = D M^{-1} D^T, \quad (25)$$

定义一个线性算子 $p: \square^{2n} \rightarrow \square^{2n^2}$ 使得:

$$p(u) = (p^{(1)}(u); p^{(2)}(u)), \quad (26)$$

这里 $p^{(j)} = \mathbf{D}^{(j)} \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{D}^T u + \frac{\alpha_1}{\beta} \mathbf{H}^T g)$, $j = 1, 2$ 。

于是使用两个定义好的算子 S 和 p 可以将交替迭代算法中相应的迭代过程改写为:

$$u^{k+1} = S(\mathbf{D}^{(1)} f_k; \mathbf{D}^{(2)} f_k) = S \circ p(u^k), \quad (27)$$

$$f^{k+1} = \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{D}^T u^{k+1} + \frac{\alpha_1}{\beta} \mathbf{H}^T g). \quad (28)$$

由于目标函数(17)是凸的、有下界界的,因此至少有一个最小化对 (u^*, f^*) 使得目标函数值随着交替最小化迭代的进行不再继续减小,则必须满足:

$$u^* = S(\mathbf{D}^{(1)} f^*; \mathbf{D}^{(2)} f^*) = S \circ p(u^*), \quad (29)$$

$$f^* = \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{D}^T u^* + \frac{\alpha_1}{\beta} \mathbf{H}^T g). \quad (30)$$

由式(29)可知序列 $\{u^k\}$ 位于一个紧集中,因此至少存在一个点, $u^* = \lim_{j \rightarrow \infty} u^{k_j}$ 。设 \hat{u} 为 $S \circ p$ 的不动点即 $\hat{u} = S \circ p(\hat{u})$, 于是可得:

$$\begin{aligned} \|u^k - \hat{u}\| &= \|S \circ p(u^{k-1}) - S \circ p(\hat{u})\| \leq \\ &\|u^{k-1} - \hat{u}\|. \end{aligned} \quad (31)$$

因此存在下面的极限:

$$\begin{aligned} \lim_{j \rightarrow \infty} \|u^k - \hat{u}\| &= \lim_{j \rightarrow \infty} \|u^{k_j} - \hat{u}\| = \\ &\|u^* - \hat{u}\|. \end{aligned} \quad (32)$$

这意味着所有 $\{u^k\}$ 的极限点和 \hat{u} 的距离都相等,由 $S \circ p$ 的连续性可知:

$$S \circ p(u^*) = \lim_{j \rightarrow \infty} S \circ p(u^{k_j}) = \lim_{j \rightarrow \infty} u^{k_j+1}. \quad (33)$$

因此 $S \circ p(u^*)$ 是 $\{u^k\}$ 的一个极限点,和 u^* 同样与 \hat{u} 的距离相等:

$$\begin{aligned} \|u^* - \hat{u}\| &= \|S \circ p(u^*) - \hat{u}\| = \\ &\|S \circ p(u^*) - S \circ p(\hat{u})\|, \end{aligned} \quad (34)$$

因为 \hat{u} 是 $S \circ p$ 任意不动点,用 u^* 替换 \hat{u} ,即可建立 $\{u^k\}$ 的收敛性: $\lim_{j \rightarrow \infty} u^k = u^*$ 。同样对于序列 $\{f^k\}$ 也将按式(28)收敛于某个 f^* ,因此 (u^*, f^*) 满足式(29)和式(30),是式(6)的一个解。

4 实验结果与讨论

本文提出一种改进盲解卷积迭代算法用于事后图像复原,本小节进行一些仿真实验来验证算

法的性能。这里采用 Lena 和 Cameraman 作为原始参考图像,并设计两个高斯函数作为使参考图像退化的点扩散函数 (Point Spread Function, PSF),如图 1 所示。

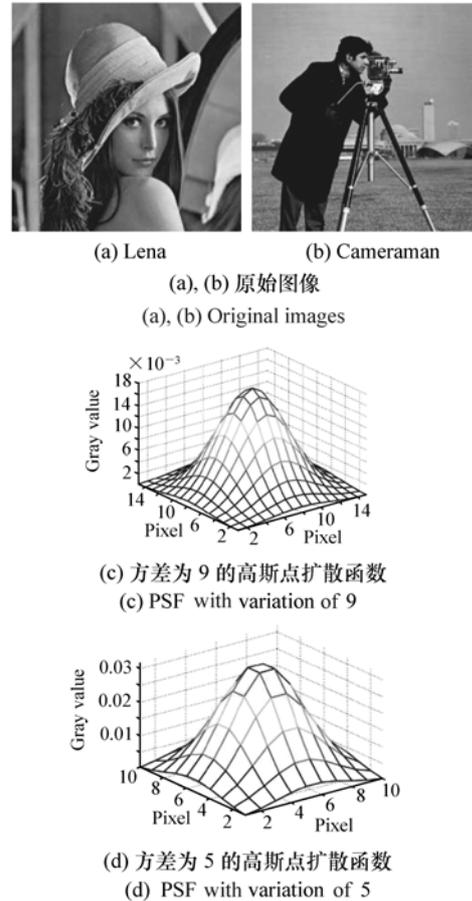


图1 仿真实验原始图像和点扩散函数

Fig. 1 Original images and PSFs

试验方法为:利用方差为 9 和 5 的高斯点扩散函数对参考图像进行高斯模糊处理;为了验证算法抗噪声能力,同时加入模糊信噪比 (Blurred Signal Noise Ratio, BSNR) 为 40 和 20 dB 的高斯加性噪声,结果如图 2 所示。

为了与采用不同事后图像复原算法处理图像进行恢复质量比较,采用以下准则:

(1) 均方根误差准则,假设图像大小为 $M \times N$,则参考图像 R 和复原图像 F 之间的均方根误差为:

$$\text{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [R(i,j) - F(i,j)]^2}{M \times N}}. \quad (35)$$



图 2 观测图像

Fig. 2 Observed images

均方根误差值越小,说明算法所复原图像质量越好。

(2) 互信息准则,复原图像 F 和参考图像 R 的互信息为:

$$MI = \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{R,F}(i,j) \log_2 \frac{P_{R,F}(i,j)}{P_R(i)P_F(j)}, \quad (36)$$

式中, P_R 为参考图像 R 的概率密度, P_F 为复原图像 F 的概率密度, $P_{R,F}$ 为 F 和 R 的联合概率密度, L 为灰度级数。互信息越大,复原图像的质量越

好。

(3) 改善信噪比 (Improvement in Signal-to-Noise Ratio, ISNR) 准则,反映了图像的恢复质量,改善信噪比值越大,表示图像复原质量越好。

$$ISNR = 20 \log_{10} \left(\frac{\|f - g\|_2}{\|f - u\|_2} \right), \quad (37)$$

式中, f, g, u 分别代表源图像、观测图像和复原图像。

在本文实验中,使用观测图像作为初始迭代图像,使用 δ 函数作为初始点扩散函数。提出本



图 3 恢复图像

Fig. 3 Restored images

文迭代算法约束条件,将迭代过程中点扩散函数和迭代图像负值部分设置为零,迭代结束条件 ε 设定为 1×10^{-4} 。得到改进算法恢复的图像如图3所示。

表1~4所示为利用IBD算法、TV算法,及本文提出的改进算法恢复的图像结果,从表1~4中统计数据可以看出,本文提出的算法恢复图像的

表1 高斯点扩散函数方差为9的
Lena图像复原与其它算法结果的比较
Tab.1 Comparison of restored image Lena with different algorithms(PSF variation is 9)

BSNR/dB	Algorithm	MSE	MI	ISNR
40	IBD	42.93	-32.37	2.43
40	TV	36.67	-22.86	2.99
40	改进算法	28.36	-15.61	3.64
20	IBD	39.59	-37.41	2.57
20	TV	33.48	-24.36	2.62
20	改进算法	20.83	-15.17	3.32

表2 高斯点扩散函数方差为5的
Lena图像复原与其它算法结果的比较
Tab.2 Comparison of restored image Lena with different algorithms(PSF variation is 5)

BSNR/dB	Algorithm	RMSE	MI	ISNR
40	IBD	37.50	-30.91	3.11
40	TV	25.32	-22.63	3.25
40	改进算法	16.21	-14.94	3.78
20	IBD	36.37	-34.19	1.16
20	TV	31.49	-26.41	1.39
20	改进算法	22.01	-15.40	3.23

表3 高斯点扩散函数方差为9的
Cameraman图像复原与其它算法结果的比较
Tab.3 Comparison of restored image Cameraman with different algorithms(PSF variation is 9)

BSNR/dB	Algorithm	RMSE	MI	ISNR
40	IBD	33.59	-35.10	1.83
40	TV	29.88	-26.58	1.74
40	改进算法	18.64	-14.98	3.59
20	IBD	46.71	-30.35	1.50
20	TV	38.13	-21.08	1.77
20	改进算法	26.90	-15.31	3.56

效果都有明显的提升,其中信噪比至少提高15%以上。

表4 高斯点扩散函数方差为5的
Cameraman图像复原与其它算法结果的比较
Tab.4 Comparison of restored image Cameraman with different algorithms(PSF variation is 5)

BSNR/dB	Algorithm	RMSE	MI	ISNR
40	IBD	34.90	-37.41	1.60
40	TV	28.62	-28.80	2.58
40	改进算法	20.70	-14.94	4.96
20	IBD	34.41	-39.57	1.95
20	TV	22.59	-26.19	2.48
20	改进算法	19.70	-15.0	74.63

从以上数据比较可以看出,本文提出的算法可以很好地复原仿真图像。下面利用该算法对实际外场采集的激光光斑图像进行复原,结果如图4所示。

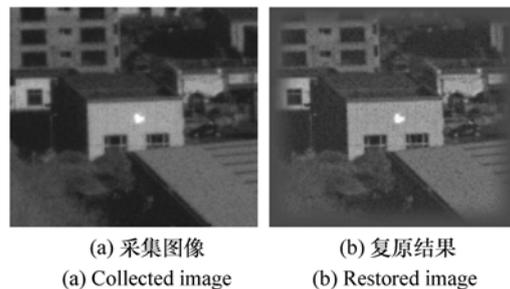


图4 外场光斑图像复原结果

Fig.4 Restoration results of spot image

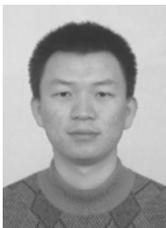
5 结论

本文设计了一种改进的盲解卷积方法,并从数学上证明了算法收敛性。仿真实验结果显示,和经典盲解算法相比,改进方法的性能具有一定的优越性;从实际外场采集到的光斑图像复原效果显示,光斑边缘变得清晰,这时再利用细分定位算法计算光斑位置,可以获得较高精度。

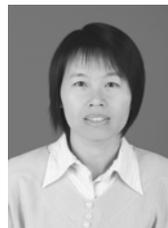
参考文献:

- [1] 陈波. 适应光学图像复原理论与算法研究[D]. 北京:解放军信息工程大学,2008.
CHEN B. The theory and algorithms of adaptive optics image restoration[D]. Beijing:PLA Information Engineering University,2008. (in Chinese)
- [2] LANE R G. Blind deconvolution of speckle images[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*,1992,9(9):1580-1587.
- [3] AYERS G R,DAINTY J C. Iterative blind deconvolution method and its applications[J]. *Opt. Letters*,1988,13(7):547-550.
- [4] KUNDUR D,HATZINAKOS D. Blind image deconvolution[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*,1996,4(3):43-65.
- [5] KUNDUR D,HATZINAKOS D. Blind image restoration via recursive filtering using deterministic constraints[J]. *IEEE*,1996;2283-2287.
- [6] RUDIN L,OSHER S,FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D*,1992,60:259-268.
- [7] CHAN T,GOLUB G,MULET P. A nonlinear primal-dual method for TV-based image restoration[J]. *Proc. 12th Int. Conf. Analysis and Optimization of Systems: Images, Wavelets and PDE's*,1996,219:241-252.
- [8] 宋向,耿则勋,王洛飞. 基于 SIFT 特征配准的多帧迭代盲解卷积算法[J]. *测绘科学*,2011(6):109-111.
SONG X,GENG Z X,WANG L F. Multi-frame iterative blind deconvolution based on the SIFT feature registration[J]. *Sci. Surveying and Mapping*,2011(6):109-111. (in Chinese)
- [9] 邸男,付东辉,王毅楠. 利用加权预测的图像迭代盲解卷积[J]. *中国光学*,2011(5):514-518.
DI N,FU D H,WANG Y N. Iterative blind deconvolution of image with weighted prediction[J]. *Chinese Optics*,2011(5):514-518. (in Chinese)
- [10] 王洛飞,耿则勋,魏小峰. 结合 Fourier 域约束的多帧盲解卷积图像恢复算法[J]. *测绘科学技术学报*,2011(4):283-287.
WANG L F,GENG Z X,WEI X F. Multi-frame blind deconvolution algorithm based on Fourier-constrained[J]. *J. Geomatics Science and Technology*,2011(4):283-287. (in Chinese)
- [11] 温博,张启衡,张建林. 应用自解卷积和增量 Wiener 滤波实现迭代盲图像复原[J]. *光学精密工程*,2011(12):3050-3056.
WEN B,ZHANG Q H,ZHANG J L. Realization of iterative blind image restoration by self deconvolution and increment Wiener filter[J]. *Opt. Precision Eng.*,2011(12):3050-3056. (in Chinese)
- [12] 母一宁,刘泉,于林韬,等. 哈特曼技术在序列光斑检测中的应用[J]. *光学精密工程*,2011(9):2197-2194.
MU Y N,LIU Q,YU L T, et al.. Application of Hartmann technique in sequence spot detection[J]. *Opt. Precision Eng.*,2011(9):2197-2194. (in Chinese)

作者简介:



孙宏海(1980—),男,吉林长春人,博士,副研究员,主要从事数字图像处理和高速成像与实时处理系统方面的研究。E-mail:shh426@gmail.com



刘艳滢(1965—),女,吉林长春人,硕士生导师,研究员,主要从事数字图像处理方面的研究。E-mail:liuyy@ciomp.ac.cn