

# 基于方向滤波器组的激光主动成像图像复原

王灿进<sup>1,2</sup> 孙涛<sup>1</sup> 陈娟<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>中国科学院长春光学精密机械与物理研究所激光与物质相互作用国家重点实验室, 吉林 长春 130033)  
<sup>2</sup>中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要** 动平台激光主动成像系统所成图像被模糊的同时受到多种噪声的污染,传统的复原方法对噪声敏感,难以取得令人满意的结果。为此,提出基于方向滤波器组的激光主动成像图像复原方法,使用不同的方向滤波器组对含噪模糊图像进行滤波,估计模糊核函数。对于每个方向滤波器,计算核函数在垂直滤波器方向的 Radon 变换。接着使用 Radon 逆变换得到二维模糊核函数的最终估计。根据模糊核函数,即可复原出无噪清晰图像。搭建激光主动成像系统进行实验,结果表明与近年来一些较好的模糊盲复原方法相比,该方法不仅拥有更好的主观效果,同时在客观评价指标( $P_{\text{SNR}}$ )上也有所提高。

**关键词** 图像处理; 激光主动成像; 图像盲复原; 噪声; Radon 变换; 方向滤波器

**中图分类号** TN957.52; TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201441.0802011

## Image Restoration in Laser Active Imaging Based on Directional Filters

Wang Canjin<sup>1,2</sup> Sun Tao<sup>1</sup> Chen Juan<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>State Key Laboratory of Laser Interaction with Matter, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin, 130033, China)  
<sup>2</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract** Since images from laser active imaging system on moving flat are blurred and polluted by kinds of noise, state of the art image deblurring techniques which are sensitive to image noise cannot achieve satisfying results. A new deblurring method for laser active imaging system based on directional filters is proposed. The key observation is applying a group of directional filters to the blurry and noisy image to reduce the noise level and estimate the blur kernel. For each directional filter, compute the Radon transform of the blur kernel along the orthogonal direction of the filter. Then the two-dimensional (2D) blur kernel can be reconstructed by inverse Radon transform. The last step is to restore the sharp image due to the blur kernel. An active imaging system is built up for experiment and the results indicate that compared with state of the art blind image deblurring techniques, the proposed method not only drastically improves the image quality in term of subjective visual, but also remarkably improves the  $P_{\text{SNR}}$ .

**Key words** image processing; laser active imaging; blind image restoration; noise; Radon transform; directional filters

**OCIS codes** 100.1455; 110.4280; 140.3538

## 1 引 言

激光主动成像系统是利用激光器作为光源,发射脉冲激光照射目标,光信号经过目标反射之后,回到接收系统进行主动探测成像。由于具有探测距离远、成像分辨率高、不受环境光源影响等特点,激光主动

成像系统在微光、夜视环境成像和远距离小暗目标探测成像等领域具有广阔的应用前景<sup>[1-2]</sup>。

然而,在机载、舰载等较为复杂的应用环境中,由于承载平台的震动、目标和成像系统之间的相对运动、大气抖动等原因,激光主动成像系统获得的图

收稿日期: 2014-02-21; 收到修改稿日期: 2014-04-04

基金项目: 吉林省科技发展计划(20126015)、长春市科技计划项目(2013270)

作者简介: 王灿进(1987—),男,博士研究生,主要从事激光主动成像模式识别等方面的研究。

E-mail: wcj@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 陈娟(1961—),女,研究员,博士生导师,主要从事光电跟踪与伺服控制技术等方面的研究。

E-mail: chenjuan@mail.ccut.edu.cn

像不可避免地存在模糊。同时,激光的相干性将引入散斑噪声,大气的后向散射、湍流、折射将引入背景辐射噪声,CCD 成像机制将引入光子散粒噪声,最终所成的图像将同时受到这些噪声的污染。噪声和模糊将使图像严重降质,给后续目标的识别和跟踪带来很大困难。

近年来,学者们提出许多图像盲复原算法。Shan 等<sup>[3]</sup>引入分段函数来拟合模糊图像的梯度长拖尾分布,并引入一阶和二阶数据项以抑制振铃现象;Cho 等<sup>[4]</sup>在解卷积中引入边缘预测,结合图形处理器(GPU)实现近实时的处理;Xu 等<sup>[5]</sup>进一步分析了模糊边缘的尺度问题,提出一种边缘选择策略,对 Cho 等的方法进行改进。Goldstein 等<sup>[6]</sup>提出白化谱域公式估计模糊核的能量谱分布,使用改进的收敛函数和相位恢复算法计算模糊核函数,这种方法的计算时间较短。Levin 等<sup>[7-8]</sup>比较了现有较好的复原方法,指出变分能量法的缺点在于大多数复原过程中能量项都是增大的,同时对最大后验概率估计进行优化,提出一种计算迭代中估计图像协方差的快速方法。朱齐丹等<sup>[9]</sup>采用自然图像先验模型抑制振铃效应,利用基于自适应权值矩阵的共轭梯度算法来解决由于稀疏先验模型导致的最优化函数非凸问题。王国栋等<sup>[10]</sup>采用归一化的超拉普拉斯先验项作为变分能量函数中的光滑项,不需要预测图像的梯度信息。赵琳等<sup>[11]</sup>等提出一种离焦图像盲复原方法,通过计算离焦图像的二阶微分图像并求其自相关,以确定离焦模糊半径。李永乐等<sup>[12]</sup>提出一种全向梯度计算方法,对散焦模糊图像进行盲复原。黄德天等<sup>[13]</sup>在 NAS-RIF 算法的代价函数中加入正则化约束和空域加权因子,用以改善算法的抗噪性能。周笋鱼等<sup>[14]</sup>在总变分模型中加入自适应阈值项,减少了复原图像中的块效应。以上方法在噪声很小的情况下能取得较好的复原效果,但是当噪声变大时,模糊核估计出现偏差,复原性能迅速下降。Tai 等<sup>[15]</sup>提出一种含噪图像的盲解卷积策略,对图像进行交替滤波和解卷积,可用于高噪声的模糊图像复原,但是采用的滤波方法仍然不可避免地破坏模糊核信息,使复原图像出现失真。

为此,本文提出一种适用于激光主动成像的图像盲复原方法:使用不同的低通方向滤波器组对含噪模糊图像进行滤波,同时估计垂直方向上的模糊核投影,接着使用逆 Radon 变换重建模糊核函数,结合 BM3D 滤波方法和估计出的模糊核函数,就可以恢复出无噪清晰图像。

## 2 激光主动成像图像退化模型

激光主动成像中,散斑噪声是乘性噪声,而其余噪声如电路噪声、CCD 噪声和背景噪声可以近似为加性噪声,因此图像退化模型可以描述为

$$\mathbf{g} = \mathbf{h} * [(1+k)\mathbf{l}_I] + \mathbf{n}, \quad (1)$$

式中  $\mathbf{g}$  为探测系统获得的图像,即含噪退化图像, $k$  为散斑噪声系数, $\mathbf{l}_I$  为原始真实图像, $\mathbf{h}$  为模糊核函数, $\mathbf{n}$  为加性噪声,\* 为卷积运算。

由(1)式可知,散斑噪声对图像的污染在模糊之前,在激光强度变化较小的情况下,散斑强度基本不变。因此,为了便于复原过程的分析,将散斑噪声近似为信号无关,归入(1)式的加性项,(1)式可以表述为

$$\mathbf{g} = \mathbf{h} * \mathbf{l} + \mathbf{n}. \quad (2)$$

假设  $\mathbf{l}$  已知,模糊核的最佳逼近  $\mathbf{h}$  满足:

$$\mathbf{h} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{h}} \{ \|\mathbf{g} - \mathbf{h} * \mathbf{l}\|^2 + \rho(\mathbf{h}) \}, \quad (3)$$

式中  $\rho(\mathbf{h})$  为平滑加性正则项。若忽略该正则项,则  $\mathbf{h}$  的最优化估计变成一个最小二乘问题,可以通过求解

$$\mathbf{l}^T \mathbf{l} \mathbf{h} = \mathbf{l}^T \mathbf{g} = \mathbf{l}^T (\mathbf{g}' + \mathbf{n}), \quad (4)$$

得到,式中  $\mathbf{g}' = \mathbf{g} - \mathbf{n}$  称为无噪模糊图像。

噪声叠加在模糊图像上,必然会对  $\mathbf{h}$  的估计产生影响。 $\mathbf{g}$  中噪声对  $\mathbf{h}$  相对误差的影响可以由

$$\frac{e(\mathbf{h})}{e(\mathbf{g})} = \frac{\|(\mathbf{l}^T \mathbf{l})^{-1} \mathbf{l}^T \mathbf{n}\| / \|(\mathbf{l}^T \mathbf{l})^{-1} \mathbf{l}^T \mathbf{g}'\|}{\|\mathbf{l}^T \mathbf{n}\| / \|\mathbf{l}^T \mathbf{g}'\|} \leq \|\mathbf{l}^T \mathbf{l}\| \cdot \|(\mathbf{l}^T \mathbf{l}) - \mathbf{I}\| = \kappa(\mathbf{l}^T \mathbf{l}) \quad (5)$$

计算得到,式中  $e(\mathbf{h})$  和  $e(\mathbf{g})$  代表  $\mathbf{h}$  和  $\mathbf{g}$  的相对误差, $\kappa(\mathbf{l}^T \mathbf{l})$  代表  $\mathbf{l}^T \mathbf{l}$  的条件数, $\mathbf{I}$  表示单位矩阵。由(5)式可知,噪声对  $\mathbf{h}$  估计误差的影响将通过  $\kappa(\mathbf{l}^T \mathbf{l})$  进行放大。理论上,通过降低噪声,将减小  $e(\mathbf{g})$ ,也就可以减小  $e(\mathbf{h})$ 。因此,通过降低噪声可以提高模糊核的估计精度。

由以上分析可知,对于既包含噪声又被模糊的图像,为了提高模糊核函数的估计精度,一种简单的思路就是先进行滤波,再估计模糊核。但是目前众多的降噪方法都会改变边缘位置或丢失细节信息,从而严重影响模糊核估计。以最简单的高斯降噪为例,由(3)式可知,经过降噪后模糊核估计为

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_g &= \operatorname{argmin}_{\mathbf{h}_g} \|\mathbf{g} * \mathbf{G}_g - \mathbf{h}_g * \mathbf{l}\|^2 = \\ &\operatorname{argmin}_{\mathbf{h}_g} \|(\mathbf{h} * \mathbf{l} + \mathbf{n}) * \mathbf{G}_g - \mathbf{h}_g * \mathbf{l}\|^2 \approx \\ &\operatorname{argmin}_{\mathbf{h}_g} \|\mathbf{l} * (\mathbf{h} * \mathbf{G}_g - \mathbf{h}_g)\|^2. \end{aligned} \quad (6)$$

即

$$\mathbf{h}_g = \mathbf{h} * \mathbf{G}_g, \quad (7)$$

式中  $\mathbf{h}_g$  为滤波后的模糊核函数,  $\mathbf{G}_g$  为高斯核函数。

由(7)式可知, 高斯滤波后, 模糊核函数是原核函数与高斯核的卷积。对于其余滤波器, 也可类似推导。

一般滤波器均为低通滤波器, 会滤除模糊核的高频部分。同时, 模糊核的信息只存在于图像的边缘部分, 而现有滤波器如双边滤波器、非局部均值滤波器等都会或多或少地影响边缘, 导致估计出现偏差。因此不能将滤波简单地作为复原的预处理步骤。

使用方向滤波器组对图像进行滤波, 方向滤波器组不会影响其垂直方向上的模糊核的 Radon 变换, 同时作为滤波器, 能够有效滤除噪声, 提高核函数的估计精度。

### 3 基于方向滤波器的去模糊方法

#### 3.1 方向滤波器

方向低通滤波器表示为

$$I(p) * f(\theta) = \frac{1}{c} \int_{-\infty}^{\infty} \omega(t) I(p + \mathbf{t} \mathbf{u}_\theta) dt, \quad (8)$$

式中  $I$  为原始图像,  $f$  为方向滤波器函数,  $t$  为到像素

$p$  的空间距离,  $c = \int_{-\infty}^{\infty} \omega(t) dt$  是归一化常数,

$\mathbf{u}_\theta = (\cos \theta, \sin \theta)^T$  是  $\theta$  方向上的单位向量。在图像信息未知的前提下, 高斯型方向滤波器根据像素点与中心像素的位置计算加权重值, 是一种通用的局部滤波器, 能够有效滤除加性噪声, 因此取  $\omega(t) = \exp[-t^2 / (2\sigma_f^2)]$ ,  $\sigma_f$  代表滤波器的强度。方向滤波器的实质就是在  $\theta$  方向上取其邻域像素作加权平均, 由于不涉及其余方向的像素, 该滤波器对于保护特定方向的边缘具有显著效果。

#### 3.2 Radon 变换

核函数  $h(x, y)$  对于直线  $\rho = x \sin \varphi + y \cos \varphi$  的 Radon 变换为<sup>[16]</sup>

$$R(\rho, \varphi) = \iint h(x, y) \delta(\rho - x \sin \varphi - y \cos \varphi) dx dy, \quad (9)$$

式中  $\delta$  为 Direct 函数,  $\rho$  和  $\varphi$  分别是投影直线的截距和角度。

#### 3.3 基于方向滤波器的抗噪模糊核函数 $\mathbf{h}$ 估计

定理 1: 方向滤波器不会影响其垂直方向上的模糊核的 Radon 变换。

由于定理 1 是复原方法的前提, 下面首先证明之。

使用方向为  $\theta$  的方向滤波器对图像进行卷积, 根据(7)式, 经过方向滤波后, 模糊核变成

$$\mathbf{h}_\theta = \mathbf{h} * \mathbf{f}_\theta. \quad (10)$$

此时, 模糊核在  $\theta$  方向上的投影为

$$R_\varphi(\mathbf{h}_\theta) = R_\varphi(\mathbf{h} * \mathbf{f}_\theta) = R_\varphi(\mathbf{h}) * R_\varphi(\mathbf{f}_\theta) = R_\varphi(\mathbf{h}). \quad (11)$$

由(11)式可知, 经过方向滤波器滤波后的模糊核  $\mathbf{h}_\theta$  在  $\theta$  方向上的投影 ( $\varphi = \theta + \pi/2$  上的 Radon 变换) 与方向滤波之前的模糊核  $\mathbf{h}$  在  $\theta$  方向上的投影相同。这是因为方向滤波只沿着  $\theta$  方向做邻域加权平均操作, 在  $\theta$  正交方向上几乎对模糊核没有影响。

因此, 可以设计一组方向滤波器  $\mathbf{f}_{\theta_i}$ , 用它与含噪模糊图像进行卷积, 估计出对应的模糊核函数  $\mathbf{h}_{\theta_i}$ , 并计算其在  $\varphi = \theta_i + \pi/2$  方向上的 Radon 变换, 最后对这一组 Radon 变换计算逆 Radon 变换, 就可以得到二维核函数的估计  $\mathbf{h}$ 。

然而由(2)式可知, 要估计  $\mathbf{h}$ , 首先需要知道无噪清晰图像  $\mathbf{l}$ , 而  $\mathbf{l}$  在现实中不可能得到。为此, 首先需要对  $\mathbf{l}$  的初始值进行估计, 方法如下: 建立尺度金字塔  $\{\mathbf{g}_0, \mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_n\}$ , 其中  $\mathbf{g}_0$  是原始含噪模糊图像,  $\mathbf{g}_i$  由  $\mathbf{g}_{i-1}$  降采样得到。降采样之后, 用文献[2]中的方法迭代计算得到  $\mathbf{h}_i$  和  $\mathbf{l}_i (i = n, n-1, \dots, 1)$ 。最后, 对  $\mathbf{l}_1$  进行插值, 就得到无噪清晰图像的估计  $\mathbf{l}_0$ 。

接着估计抗噪模糊核函数  $\mathbf{h}$ , 步骤如下:

1) 对原始图像  $\mathbf{g}_0$ , 用一组  $N_f$  个方向滤波器进行滤波, 每个滤波器的方向为  $\theta_i = i \cdot \pi / N_f, i = 1, \dots, N_f$ ;

2) 对于各个滤波后的图像  $\mathbf{g}_{\theta_i}$ , 将  $\mathbf{l}_0$  作为初始无噪清晰图像用以估计模糊核  $\mathbf{h}_{\theta_i}$ ,  $\mathbf{h}_{\theta_i}$  由  $\mathbf{h}_{\theta_i} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{h}_{\theta_i}} \{ \|\nabla \mathbf{g}_{\theta_i} - \mathbf{h}_{\theta_i} * \nabla \mathbf{f}_0\|^2 + \rho(\mathbf{h}_{\theta_i}) \}$  确定, 其中  $\nabla$  是梯度运算;

3) 计算每个模糊核  $\mathbf{h}_{\theta_i}$  在  $\varphi_i$  方向上的 Radon 变换  $R_{\varphi_i}(\mathbf{h}_{\theta_i})$ , 其中  $\varphi_i = \theta_i + \pi/2$ ;

4) 通过一组  $R_{\varphi_i}(\mathbf{h}_{\theta_i})$ , 计算其 Radon 反变换得到  $\mathbf{h}_0$ ;

5) 通过  $\mathbf{h}_0$  和  $\mathbf{g}_0$ , 定义能量函数并更新  $\mathbf{l}_0$ ;

6) 重复以上步骤直到  $\mathbf{h}_0$  收敛。

在步骤 5) 中, 因为模糊核  $\mathbf{h}_0$  已知, 从含噪模糊图像  $\mathbf{g}_0$  得到无噪图像  $\mathbf{l}_0$  是一个非盲卷积过程, 定义最小化能量函数为

$$\|\nabla \mathbf{l}_0 * \mathbf{h}_0 - \nabla \mathbf{g}_0\|^2 + \omega_1 \|\nabla \mathbf{l}_0 - u(\nabla \mathbf{l}_1)\|^2 + \omega_2 \|\nabla \mathbf{l}_0\|^2, \quad (12)$$

式中  $u(\cdot)$  是 2 倍插值操作,  $\omega_1$  和  $\omega_2$  是事先定义的权值。(12) 式第二项为正则项, 表示  $\mathbf{l}_0$  的梯度与  $\mathbf{l}_1$  梯度插值后的相似度。因为经过降采样后  $\mathbf{l}_1$  包含的

噪声大大减小,因此使用该能量函数可以有效抑制  $I_0$  中的噪声。同时该能量函数的计算消耗也很小,能有效缩短计算时间。

### 3.4 根据模糊核函数估计无噪清晰图像

经过以上步骤,得到模糊核函数  $h_0$ 。根据含噪模糊图像  $g_0$  和模糊核函数  $h_0$ ,便可以估计出原始无噪且清晰的图像  $I_{final}$ 。估计  $I_{final}$  使用的能量函数为

$$I_{final} = \operatorname{argmin}_{I_0} \{ \|I_0 * h_0 - g_0\|^2 + \omega_3 \|I_0 - \operatorname{BM3D}(I_0)\| \}, \quad (13)$$

式中  $\operatorname{BM3D}(\cdot)$  为三维块匹配滤波<sup>[17]</sup>,  $\omega_3$  为事先定义的正则项权值,用以控制去模糊和平滑噪声之间的比例。 $\operatorname{BM3D}$  是目前公认的去噪性能较好的滤波算法,(13)式将其引入复原方法中,正则项将保证复原过程与噪声分离,从而减小噪声对复原结果的

影响。迭代开始时,令  $\operatorname{BM3D}(I_0) = 0$ 。随着迭代步骤的进行,  $I_0$  中的噪声将逐渐减小,最后得到清晰的无噪图像。

## 4 实 验

为对比复原方法对激光主动成像所成图像的复原能力,搭建一套激光主动成像系统:光束发射系统采用半导体抽运固体脉冲激光器,脉冲宽度为 8 ns,波长为 793 nm,发散角为 5 mrad;接收系统采用 Lambert ICCD,镜头直径  $D = 110$  mm,焦距  $f = 300$  mm,帧频为 25 frame/s,ICCD 靶面像元分辨率为  $1392 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel}$ ;采用距离选通技术,自制 FPGA 设计同步控制器,实现了激光器和相机之间的选通控制,有效抑制杂散光的干扰。实验系统框图如图 1 所示,实验系统实物图如图 2 所示。

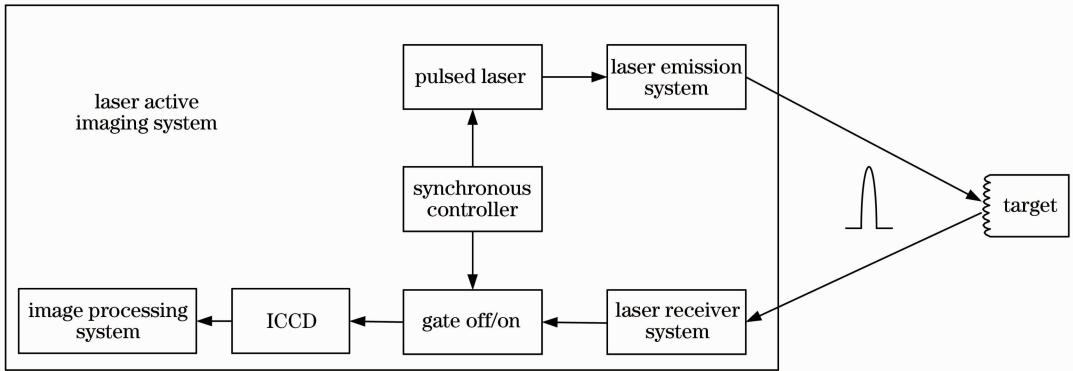


图 1 实验系统框图

Fig. 1 Block diagram of the experimental system

目标选为 3 km 和 3.5 km 处的楼房。发射脉冲激光束照射目标,并调节选通门开闭时间,采集主动照明图像。因为激光发散角有限,无法照亮整个视场,故截取图像中被照亮的区域,得到  $150 \text{ pixel} \times 150 \text{ pixel}$  的图像。图像处理系统采用上位机,硬

件环境为:i7-2600 3.40 GHz CPU、4G 内存,软件编程环境为:VS2008。为了使实验效果更加显著,人为地加入  $10 \times 10$  的高斯模糊算子和方差为 20 的高斯噪声。选取算法参数为:导向滤波器组数  $N_f = 18$ ,导向滤波器强度参数  $\sigma_f = 20$ ,  $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = 0.05$ 。将所提方法和近年来提出的性能较好三种盲复原方法:Cho 等<sup>[4]</sup>提出的边缘预测复原方法、Goldstein 等<sup>[6]</sup>提出白化谱域复原方法以及 Tai 等<sup>[15]</sup>提出的迭代复原方法进行对比,对比算法均严格采用作者在文献中推荐的参数。复原结果如图 3 和图 4 所示。

从图 3、4 可以直观看出,Cho 等提出的边缘预测复原方法复原结果出现较严重的振铃效应,Goldstein 等提出白化谱域复原方法复原结果残余较为严重的噪声,这是因为这二者并没有对噪声进行预处理,对于低信噪比的图像复原效果较差。Tai 等提出的迭代复原方法复原结果出现一些交错的彩



图 2 实验系统实物图

Fig. 2 Physical image of the experimental system

色条纹,这是因为该方法只是简单将去噪和估计模糊核函数迭代进行,估计的模糊核受到去噪过程的影响而出现偏差。而所提方法的复原结果令人满

意,既抑制了噪声,同时复原的图像也较为清晰。这也证明该算法恢复出较为准确的模糊核函数。

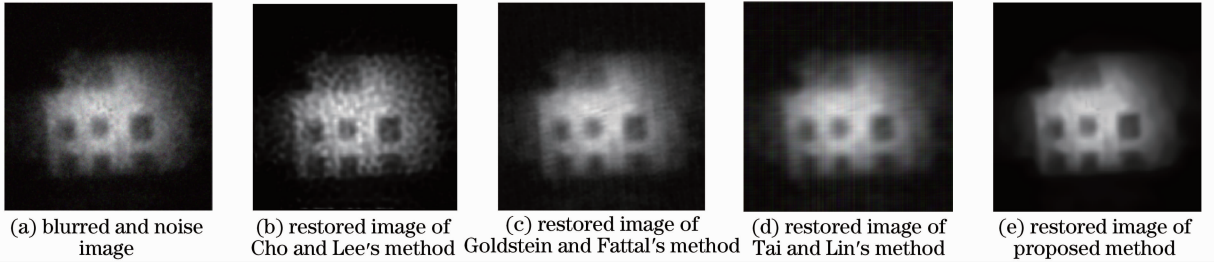


图3 3.5 km 图像复原结果

Fig. 3 Restoration results of images in distance of 3.5 km

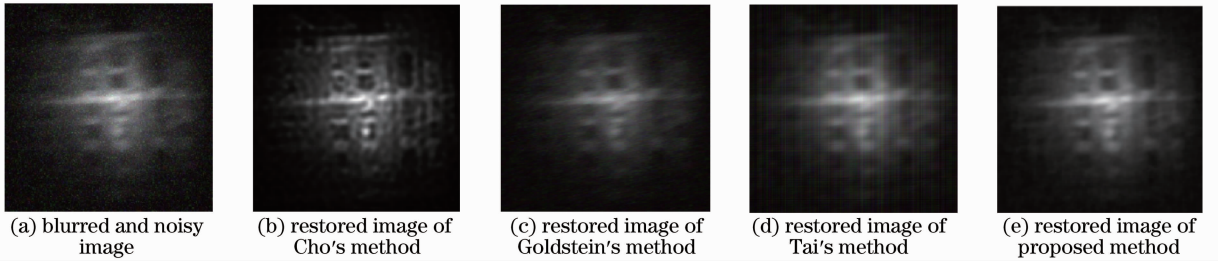


图4 3.0 km 图像复原结果

Fig. 4 Restoration results of images in distance of 3.0 km

引入峰值信噪比(PSNR,  $P_{SNR}$ )来定量地衡量复原算法的性能。 $P_{SNR}$ 的计算公式为<sup>[18]</sup>

$$P_{SNR} = 10\lg(Q^2/f_{MSE}), \quad (14)$$

式中  $Q$  为图像数据量化的级数,  $f_{MSE}$  为最小均方误差,可表述为

$$f_{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_x \sum_y [f(x,y) - f'(x,y)]^2, \quad (15)$$

式中  $M$ 、 $N$  为图像的宽和高,  $f(x,y)$  和  $f'(x,y)$  表示复原前后的图像。

四种复原方法得到的  $P_{SNR}$  结果如表 1 所示。可见针对 3.0 km 和 3.5 km 的图像,该方法的  $P_{SNR}$

指标均比其余三种方法有所提高,这与主观观察结果一致。

通过改变 ICCD 积分时间(50~1200 ns),可以获得不同信噪比的图像。这是因为随着积分时间的增大,获得的杂散光增多,即噪声强度增大,而激光器的脉冲宽度仅为 8ns,完全可以在开门时间范围内被全部接收,即每次的目标信号强度不变,因此理论上积分时间越长,信噪比越低。图 5 中曲线的趋势也说明了这一点。分别使用四种方法进行复原,对比结果如图 5 所示,可见在不同积分时间下,该复原方法均优于其余三种方法。

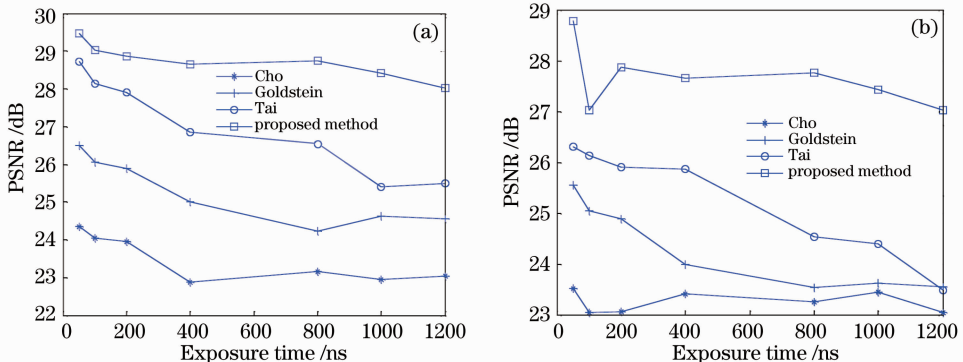


图5 不同积分时间下  $P_{SNR}$  指标对比。(a) 3.0 km; (b) 3.5 km

Fig. 5 Comparison of  $P_{SNR}$  in different exposure time. (a) 3.0 km; (b) 3.5 km



表 1 四种方法的复原结果

Table 1 Results of four deblurred methods

Four methods	$P_{SNR}$	
	3.0 km	3.5 km
Cho's edge prediction method	24.36	23.51
Goldstein's spectral whitening method	26.50	25.56
Tai's iterative method	28.72	26.30
Proposed method	29.48	28.78

通过改变激光器的功率(6~18 mJ),也可以获取不同信噪比的图像。这是因为随着激光器功率的增大,目标越来越清晰,而噪声强度基本不变,因此理论上激光功率越大,信噪比越高。在激光功率超过一定值的时候, $P_{SNR}$ 可能会下降,可能原因是某些像素值达到饱和,导致图像对比度下降。分别使用

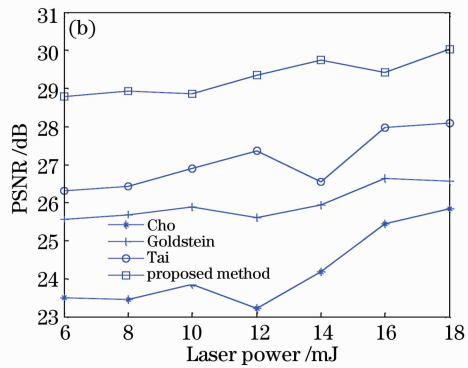
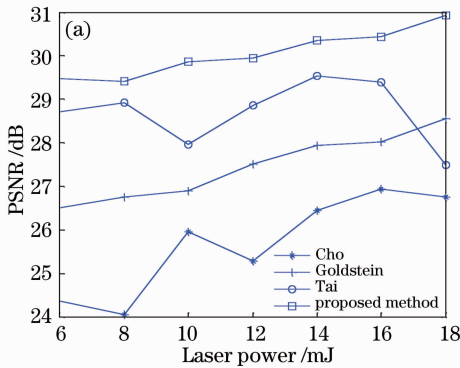


图 6 不同激光功率下  $P_{SNR}$  指标对比。(a) 3.0 km; (b) 3.5 km

Fig. 6 Comparison of  $P_{SNR}$  in different laser power. (a) 3.0 km; (b) 3.5 km

四种算法中,Tai 等提出的滤波迭代方法耗时最长,这是因为在每个迭代过程中,均需要进行滤波与模糊核估计的迭代步骤。Cho 等提出的边缘预测复原方法计算速度最快,这是因为该方法引入了边缘预测策略,在图像结构级上而不是在像素级上进行复原,同时使用 GPU 进行加速。该方法计算耗时略长于 Cho 等提出的边缘预测复原方法,但是仍然远远快于其余两种方法,因为不同的方向滤波器滤波过程采用并行执行,同时 BM3D 滤波中在分组过程限制了相似图像块的数目,加速了滤波过程。若采用硬件加速技术,可以进一步降低本文算法的运行时间,甚至达到实时处理,这也是下一步需要重点研究的内容。

## 5 结 论

针对动平台激光主动成像系统所获图像同时受到运动模糊和噪声干扰的情况,提出一种基于方向滤波器组的复原方法。该方法使用一组方向滤波器对图像进行滤波,在滤波器垂直方向计算模糊核的

四种方法进行复原,对比结果如图 6 所示,可见在不同激光功率下,该复原方法也均优于其余三种方法,这进一步说明该方法的有效性。

为了衡量算法的时间性能,统计四种算法在实验图像(150 pixel×150 pixel)上的平均计算耗时,结果如表 2 所示。

表 2 四种方法的运算耗时比较

Table 2 Processing time of four deblurred methods

Four methods	Processing time /s
Cho's edge prediction method	0.156
Goldstein's spectral whitening method	0.637
Tai's iterative method	2.732
Proposed method	0.179

Radon 变换,最后根据这一组 Radon 变换计算出二维的模糊核函数。在复原阶段,将 BM3D 滤波引入能量函数正则项,可以进一步去除噪声的影响。实验证明该方法能够有效复原激光主动成像系统获得的模糊图像,具有较好的工程应用价值。

## 参 考 文 献

- Zhou Liwei, Liu Yuyan. Target Detection and Identification[M]. Beijing: Beijing University of Science and Technology Press, 2002.
- 周立伟,刘玉岩.目标探测与识别[M].北京:北京理工大学出版社,2002.
- David D, Steve B. Long-range laser illuminated imaging: analysis and experimental demonstrations[J]. Opt Eng, 2001, 40(6): 1001-1009.
- Shan Q, Jia J, Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2008, 27(3): 73.
- Cho S, Lee S. Fast motion deblurring[C]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2009, 28(5): 145.
- Xu L, Jia J. Two-Phase Kernel Estimation for Robust Motion Deblurring[M]. Berlin: Springer, 2010. 157-170.
- Goldstein A, Fattal R. Blur-Kernel Estimation from Spectral Irregularities[M]. Berlin: Springer, 2012. 622-635.

- 7 Levin A, Weiss Y, Durand E, *et al.*. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. 1964–1971.
- 8 Levin A, Weiss Y, Durand E, *et al.*. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution [C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011. 2657–2664.
- 9 Zhu Qidan, Sun Lei, Cai Chengtao. Image restoration using adaptive weight matrix [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(6): 1592–1597.  
朱齐丹, 孙磊, 蔡成涛. 应用自适应权值矩阵的图像复原 [J]. 光学精密工程, 2013, 21(6): 1592–1597.
- 10 Wang Guodong, Xu Jie, Pan Zhengkuan *et al.*. Blind image restoration based on normalized hyper laplacian prior term [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(5): 1340–1348.  
王国栋, 徐洁, 潘振宽, 等. 基于归一化超拉普拉斯先验项的运动模糊图像盲复原 [J]. 光学精密工程, 2013, 21(5): 1340–1348.
- 11 Zhao Lin, Jin Weiqi, Chen Yinan, *et al.*. Blind restoration for defocus blurred image based on autocorrelation of derivative image [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(9): 1703–1709.  
赵琳, 金伟其, 陈翼男, 等. 基于微分图像自相关的离焦模糊图像盲复原 [J]. 光学学报, 2008, 28(9): 1703–1709.
- 12 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.
- 13 Huang Detian, Wu Zhiyong. Adaptive blind image restoration based on NAS-RIF algorithm [J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(9): 2078–2086.  
黄德天, 吴志勇. 基于非负支撑域受限递归滤波的自适应图像盲复原 [J]. 光学精密工程, 2012, 20(9): 2078–2086.
- 14 Zhou Luoyu, Zhang Bao, Yang Yang. Image blind deblurring based on super total variation regularization with self adaptive threshold [J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(12): 2759–2767.  
周箩鱼, 张葆, 杨扬. 自适应阈值的超变分正则化图像盲复原 [J]. 光学精密工程, 2012, 20(12): 2759–2767.
- 15 Tai Y W, Lin S. Motion-aware noise filtering for deblurring of noisy and blurry images [C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012. 17–24.
- 16 Toft P. The Radon Transform—Theory and Implementation [D]. Lyngby: Technical University of Denmark, 1996.
- 17 Dabov K, Foi A, Katkovnik V, *et al.*. Image denoising by sparse 3D transform domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080–2095.
- 18 Li Weilong, Dong Yali, Tang Shu. Regularized blind image restoration based on multi-norm hybrid constraints [J]. Optics and Precision Engineering, 2013m 21(5): 1357–1364.  
李伟红, 董亚莉, 唐述. 多范数混合约束的正则化图像盲复原 [J]. 光学精密工程, 2013, 21(5): 1357–1364.

栏目编辑：何卓铭