

混合正则化约束的湍流退化图像复原算法

张 姣¹, 李俊山^{1,2}, 隋中山¹, 汪晓建¹

(1. 火箭军工程大学 信息工程系, 陕西 西安 710025;

2. 广东外语外贸大学南国商学院, 广东 广州 510545)

摘 要:针对大气湍流引起的红外图像模糊问题,提出一种基于混合正则化的模糊核估计模型。根据图像主要边缘的稀疏性,采用图像梯度的 L_0 范数为正则化项;通过分析模糊核的特性,提出能适用于复杂模糊情况的核 $L_0 - L_2$ 范数正则化约束。复原模型的优化过程中,结合变量分裂策略和增广拉格朗日法交替估计图像和模糊核,并利用快速傅里叶变换,实现模糊核的快速、准确估计;最终根据估计的模糊核,复原得清晰图像。实验结果表明,本文算法可以更好地复原退化图像,在主观视觉和客观质量评价方面都有所提高。

关键词:盲复原; L_0 正则化; 增广拉格朗日法; 湍流退化; 红外图像

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2017.07.019

Blind turbulence-degraded image restoration algorithm based on hybrid regularization constraint

ZHANG Jiao¹, LI Jun-shan^{1,2}, SUI Zhong-shan¹, WANG Xiao-jian¹

(1. Department of Information Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China;

2. The Institute of Information Sciences & Technology, Guangdong University of Foreign Studies South China Business College, Guangzhou 510545, China)

Abstract: A blur kernel estimation method based on hybrid regularization is proposed to restore the blurred infrared image caused by turbulence. Firstly, according to the sparsity of the prominent edges and the smoothing of homogeneous regions in the natural image, a L_0 -norm of image gradient is as regularization item. Through analyzing the feature of the blur kernel, a $L_0 - L_2$ -norm regularization constraint is applied to the complex blur situation. Secondly, the image and the blur kernel were estimated alternately by the variate splitting and augmented Lagrangian method in the optimization procedure of restoration model. The fast and accurate estimation of the blur kernel was achieved by FFT. Finally, the clear image was restored by the estimated blur kernel. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can better restore the degraded image, and the subjective vision and the objective measurement have been improved.

Key words: blind restoration; L_0 -norm regularization; augmented Lagrangian; turbulence-degraded; infrared image

1 引 言

红外传感器具有灵敏性高、抗干扰性能强的特点,被广泛用于精确成像制导、目标探测等光学系统。然而,远距离和高速飞行器成像系统往往受大气湍流影响。湍流流场导致空气折射率变化,影响

光线的传播路径,使获取的图像存在模糊降质,增加目标的识别难度^[1-2]。因此,研究湍流图像的复原具有重要的实际意义。

由于湍流通常是复杂未知的,且随机变化,使得退化的光学点扩展函数难以测定,建立点扩展函数

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61175120)资助。

作者简介:张 姣(1988 -),女,博士研究生,主要从事图像复原,目标方面的研究。E-mail: zj8822tt@163.com

收稿日期: 2016-11-07; **修订日期:** 2016-12-04

与来流参数的精确模型十分困难。相关研究表明^[3-4],湍流退化的点扩展函数具有非负性、整体衰减性。简单情况下多采用高斯函数近似湍流降晰函数^[3,5],但缺乏稳定性,对实际图像往往不能达到复原精度。为了更好地解出清晰图像,对于点扩展函数未知的盲复原问题,往往通过引入反映原始图像和模糊核特征的先验知识作为约束条件。近年来大量研究证明,采用稀疏先验正则化方法可以得到较好的图像模糊核估计结果。其中,基于 L_0 非凸优化的正则化方法^[6-9]最具代表性。 L_0 正则项是一种稀疏性度量准则,通过最优化图像梯度 L_0 正则项的目标函数,可以滤除细小边缘和噪声的干扰,保留主要边缘作为模糊核估计的线索。但 L_0 范数最优化问题是一个NP问题,常见方法是求其最优的凸近似。文献[6]中构造的分段函数,文献[8]中 L_p 范式,文献[9]中的 L_1/L_2 范式等都试图寻求 L_0 的近似。但这些方法在模糊核估计时,仅利用图像梯度的单一正则项进行约束,没有将退化函数的内在特性完全表达。

本文在 L_0 稀疏正则化的基础上,提出一种混合正则约束的图像盲复原方法。采用图像梯度和模糊核的混合正则化约束,提出复原模型;将复原的目标函数优化问题转化为图像估计和模糊核估计两个子问题进行交替求解,保留图像的主要结构,估计模糊核;最后利用估计的模糊核对模糊图像反卷积获得复原结果。结果表明,本文方法无需边缘提取和增强,避免模糊图像预处理引入误差,能快速有效复原图像。

2 基于 L_0-L_2 正则化的图像复原

本文研究的湍流退化是自然场景下受大气湍流影响的成像模糊。图像的降质过程用空间不变的2D卷积函数表示为: $y = h \otimes x + n$ 。其中, x 和 y 分别为原始清晰图像和退化图像; h 为模糊核,也称点扩展函数(point spread function, PSF); $\otimes$ 表示卷积运算; n 为加性随机噪声。直观上,图像复原的清晰与否主要依赖于模糊核估计的准确性。

2.1 L_0-L_2 正则化的盲复原模型

在图像复原方法中,基于图像梯度的稀疏先验被广泛用于平滑细节和压缩伪像。对于自然图像而言,清晰图像的边缘比模糊图像的边缘更加

稀疏和锐化^[10]。本文采用图像梯度 L_0 范数来保护主要的边缘信息。考虑到点扩展函数的非负性和空间相关性,利用模糊核的 L_2 范数来保证支持域的连续和平滑性。此外,湍流成像的模糊程度还与成像的积分时间有关,表现为曝光时间越长,相对运动造成的运动模糊体现越明显,利用核的 L_0 范数保证其在峰值附近迅速衰减和可能存在的运动模糊的稀疏特性。

综上所述,本文提出图像盲复原模型如下:

$$\begin{cases} (x_{i+1}, h_{i+1}) = \arg \min_{x, h} \|x * h - y\|_2^2 + \lambda_1 R(x) + \lambda_2 R(h) \\ R(x) = \|\nabla x\|_0 \\ R(h) = \|h\|_0 + \alpha_h \|h\|_2 \end{cases} \quad (1)$$

其中, λ_1 、 λ_2 和 α_x 、 α_h 是正则化权重的正参数; $R(x)$ 对应图像梯度的 L_0 范数约束; $R(h)$ 对应模糊核的 L_0-L_2 范数约束。

2.2 正则化约束分析

以图像梯度的 L_0 范数为例,该范数试图从原始图像的主要边缘复原图像。若正则参数 λ_1 过小,正则化约束的效果较微弱,使得估计的图像仍然模糊,造成模糊核估计的偏差较大。反之,则使得估计图像过于锐化,边缘结构不准确,同质区域出现阶梯伪像,也会降低核估计的准确性。

对于核的 L_0-L_2 范数,其中 L_0 范数对应核的稀疏性,减小模糊核的中等和强孤立点存在的可能性; L_2 范数对应平滑性,进一步提高核估计准确率。由于模糊核在其支持域内积分为1,因此参数 λ_2 和 α_h 共同决定核的支持域。若两者均过大,则核的支持域扩散,核的峰值降低;若两者均过小,则核的支持域集中,核的峰值增加。此外, α_h 较小时,正则约束主要考虑退化函数的稀疏性,估计核的形态为细的线,极端情况甚至只是一些孤立点,更适用于曝光时长相对运动严重的情况。 α_h 较大时,正则约束主要保护退化函数的平滑性,更适用于模糊核近似为高斯或圆盘模糊。

对比本文提出的混合正则化约束(式(2))和文献[6]的 L_0 正则化约束(式(3)):

$$R(x, h) = \lambda_1 \|\nabla x\|_0 + \lambda_2 (\|h\|_0 + \alpha_x \|h\|_2^2) \quad (2)$$

$$R_2(x, h) = \lambda \|\nabla x\|_0 + \gamma \|h\|_2^2 \quad (3)$$

不难发现,式(3)可看作本文约束的简化版本。

综上所述,不难发现:通过适当调节正则参数,可

以找到模糊核的稀疏性与平滑性之间的一种平衡关系,使本文提出的盲复原模型不仅能够复原复杂的湍流退化图像,也可用于运动模糊、散焦圆盘模糊等。

3 优化求解

采用交替估计清晰图像和模糊核的方法实现代价函数的最小化。将优化过程分为两个子问题:

$$\min_x \|x \otimes h - y\|_2^2 + \lambda_1 \|\nabla x\|_0 \quad (4)$$

$$\min_h \|x \otimes h - y\|_2^2 + \lambda_2 (\|h\|_0 + \alpha_h \|h\|_2^2) \quad (5)$$

两式的优化是非平滑和非凸的。下面介绍求解过程。

3.1 估计图像

为了估计式(4),利用变量分裂策略^[14],引入约束项 $m = \nabla x$,将最小化约束问题转化为:

$$\min_{x,m} \|x \otimes h - y\|_2^2 + \lambda_1 \|m\|_0 + \frac{\gamma_x}{2} \|\nabla x - m\|_2^2 + \mu_x (\nabla x - m) \quad (6)$$

m 初始为全0矩阵; γ_x 可采用序贯策略选择合适的值。经验上,常固定 γ_x 为较大值。其更新规则如下:

$$\mu_x^{l+1} = \mu_x^l + \gamma_x (\nabla x^{l+1} - m^{l+1}) \quad (7)$$

$$h = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(\partial_h x)} F(\partial_h y) + \overline{F(\partial_v x)} F(\partial_v y) + \frac{\gamma_h}{2} (F(n) - \frac{1}{\gamma_h} F(\mu_h))}{\overline{F(\partial_h x)} F(\partial_h x) + \overline{F(\partial_v x)} F(\partial_v x) + (\frac{\alpha_h}{\lambda_2} + \frac{\gamma_h}{2})} \right) \quad (11)$$

其中,增广拉格朗日乘子 μ_h 的更新规则:

$$\mu_h^{j+1} = \mu_h^j + \gamma_h (h^{j+1} - n^{j+1}) \quad (12)$$

同样, n 可由硬阈值获得:

$$n = \begin{cases} 0, & \left| h + \frac{1}{\gamma_h} \mu \right| \geq \left(\frac{2\lambda_2}{\gamma_h} \right)^{\frac{1}{2}} \\ h + \frac{1}{\gamma_h} \mu, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

3.3 多尺度策略

为了避免模糊程度较为严重的模糊核出现局部最优解的情况,本文采用从粗到精的多尺度图像金子塔策略为复原框架。设总层数为 S ,对于第 s 层尺度,输入图像 y_s 是原始退化图像 y 的 $\sqrt{2}$ 降采样。图1为“building”退化图像五层分辨率的估计图像和模糊核示意图。值得指出的是,其中的估计图像并非最终的结果,图像中滤除了细小边缘细节,引导模糊核的正确估计方向,称其为中间估计图像。整个

利用快速傅里叶变换和逆变换,可得:

$$x = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(h)} F(y) + \frac{\gamma_x}{2} \overline{F(\nabla)} (F(m) - F(\mu_x))}{\overline{F(h)} F(h) + \frac{\gamma_x}{2} \overline{F(\nabla)} F(\nabla)} \right) \quad (8)$$

其中, $F(\cdot)$ 、 $F^{-1}(\cdot)$ 为快速傅里叶正变换和逆变换; $\overline{F(\cdot)}$ 为 $F(\cdot)$ 复共轭。给定 x ,则 m 可由硬阈值获得:

$$m = \begin{cases} \nabla x, & |\nabla x| \geq \left(\frac{2\lambda_1}{\gamma_x} \right)^{\frac{1}{2}} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

3.2 估计模糊核

通过给定图像 x ,引入变量 $n = h$,将式(5)转化为二次凸优化问题。采用增广拉格朗日方法,得:

$$L = \arg \min_{h,n} \|x \otimes h - y\|_2^2 + \lambda_2 (\|n\|_0 + \alpha_h \|h\|_2^2) + \frac{\gamma_h}{2} \|h - n\|_2^2 + \mu_h (h - n) \quad (10)$$

利用 FFTs 求解,将其按水平和垂直方向展开,可得模糊核的最优解:

模糊核估计的具体步骤见算法1。

算法1 $L_0 - L_2$ 正则优化的模糊核估计

输入:模糊退化图像 y , 参数 λ_1, α_h , 惩罚因子 γ_x , 核尺寸大小 h_s 。

初始化: 图像金子塔总层数 S ; 估计图像 $x^0 = y$;

if $s = 1$, $h_1 = \text{Dirac pulse}$; else $h_s = h_{s-1}$

步骤:

For $s = 1 : S$ do

Step1. 对图像下采样得第 s 层图像 y_s , 对核估计上采样得第 s 层模糊核 $h_s = h_{s-1}$;

Step2. 迭代求解第 s 层的估计图像 x_s ;

While ($l \leq L$)

2.1 利用式(9)更新变量 m_s^{l+1} ;

2.2 利用式(8)更新估计图像 x_s^{l+1} ;

2.3 利用式(7)更新参数 μ_s^{l+1} 。

End While

Step3. 迭代求解第 s 层的模糊核 h_s ;

While ($j \leq J$)

3.1 利用式(13)更新变量 n_s^{j+1} ;

3.2 利用式(11)更新估计图像 h_s^{j+1} ;

3.3 利用式(12)更新参数 μ_s^{j+1} 。

End While

End For

输出: 估计模糊核 h_s 。

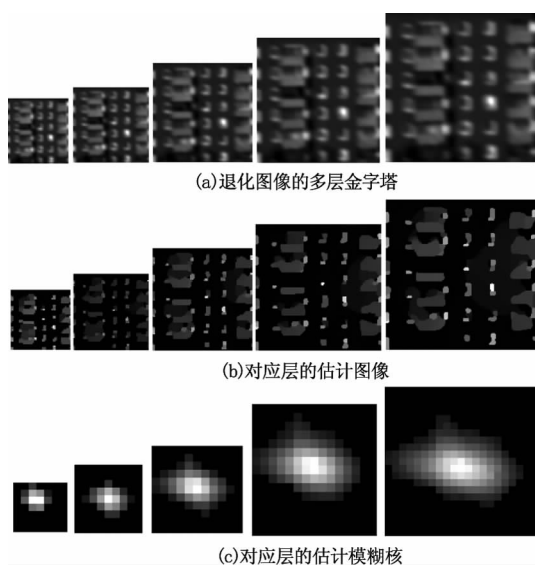


图1 多层优化估计示意图($S=5$)

Fig.1 Multi-level Optimized Estimation($S=5$)

3.4 图像复原

确定模糊核后,复原问题转化为反卷积问题。采用文献[11]方法,进行 $L_{0.5}$ 正则的 Hyper-Laplacian 先验约束的非盲复原,得到最终的复原图像。

4 实验及分析

实验的硬件环境为 Pentium(R) Dual-Core 2.1 GHz CPU, RAM 8G, 利用 Matlab R2010a 编程实现。实验时图像像素归一化到 $[0, 1]$ 。

4.1 参数设置

从算法1可知,本文算法共有参数8个。通过反复实验并观察复原结果,在本文实验中对正则参数进行如下设置: $\lambda_1 \in [10^{-3}, 10^{-2}]$, $\lambda_2 \in [10^{-4}, 2 \times 10^{-3}]$, $\alpha_h = \frac{10^{-3}}{\lambda_1}$ 。增广拉格朗日方法中,惩罚因子 $\gamma_x \rightarrow \infty$ 时,算法运行过程中能保证式(6)的解同式(4)。 γ_h 同理。因此采用固定常数,设 $\gamma_x = 10^2$, $\gamma_h = 10^4$ 。为适应不同大小的图像,根据 PSF

尺寸设置图像分辨率层数和循环次数。 $L = J = \max(\lfloor 5 \times \lg(hsize) \rfloor, 2)$; $S = L - 1$ 。

4.2 有参考的红外退化图像复原

图2为有参考的“building”红外图像复原实验。其中湍流退化图像(图2(a))和清晰图像(图2(b))源于文献[2]数据,图像分辨率为 180×180 。红外图像的对比度低,受温度影响明显,退化图像的信噪比低,对模糊核的估计具有更大难度。算法设置模糊核大小为 21×21 , $\lambda_1 = 10^{-2}$, $\lambda_2 = 10^{-3}$ 。文献[6]方法的参数按照相应要求设置。从图中可以看出,本文算法的复原结果在图像细节处理上较文献[6]的结果更加清晰。这是由于本文算法与只具有单一约束的算法相比,结合了模糊核的稀疏和平滑特性,能够更加准确地估计出模糊核,从而获得更好的复原质量。表1是采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似程度(Structural SIMilarity, SSIM)对复原前后进行客观评价。可以看出,本文算法在获得较 L_0 法更高的 PSNR 和 SSIM 值。

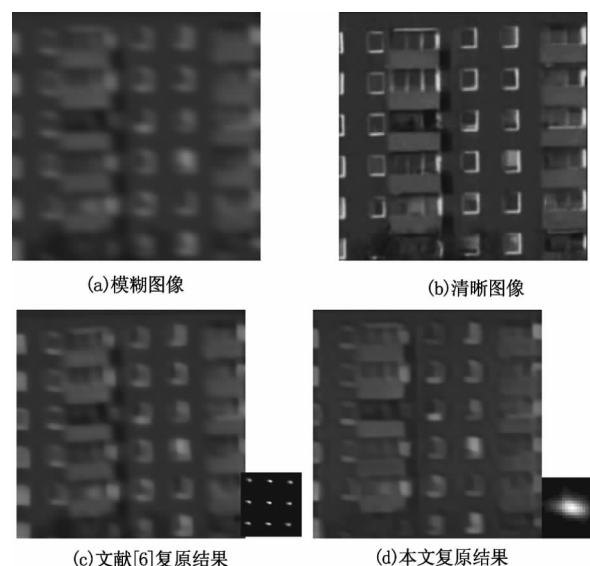


图2 红外退化图像复原结果

Fig.2 Restoration result of IR degrade image

表1 本文算法与文献[6] L_0 方法的实验对比

Tab.1 Performance of our method compared to Ref. [6]		
	PSNR/dB	SSIM
Degraded Image	18.6465	0.5636
L_0 算法	21.4983	0.6514
本文算法	23.6784	0.7053

4.3 无参考的退化图像复原

图3中湍流退化图像分辨率均为 320×240 。实验中模糊核尺寸的设置相同,均为 31×31 。从结果可以明显看出,对于对比度低、存在细微纹理的湍流图像, L_0 算法结果在细节区域过度锐化,存在部分伪像,而本文算法的复原结果较好地突出主要边缘、平衡近似区域,使整体显示更加清晰。一层图像循环5~6次。对于一幅 320×240 的灰度图像,运行时间约为120 s。

尽管复原模型式(1)中的混合正则化约束是根据湍流图像的特征分析所构建的,但该模型能应用于空不变模糊的退化图像复原。图4为相机拍摄的模糊图像复原实验。

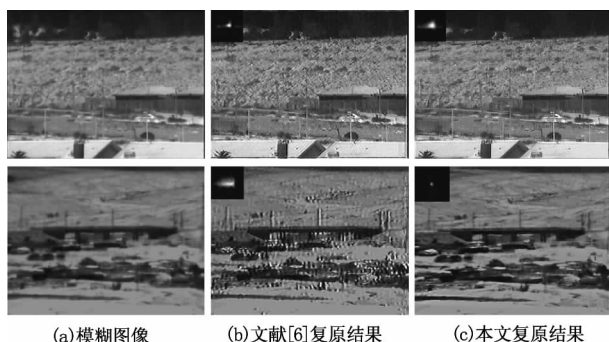


图3 湍流退化图像复原结果

Fig. 3 Restoration results of atmospheric turbulence-degraded images



图4 空不变退化图像复原结果

Fig. 4 Restoration results of space-invariant degraded images

5 结论

本文提出了一种混合正则化的图像复原框架,采用图像梯度 L_0 范数约束,并通过调节模糊核的 L_0 和 L_2 约束的正则参数,平衡核在其支持域的稀疏性和连续平滑性。通过将盲复原模型的目标函数分解为两个子问题,采用分裂变量和增广 ALM 迭代优化,保证每步的收敛性。实验证明本文算法能快速准确地估计出相应的点扩散函数,有效实现退化图

像复原。下一步将考虑如何将本文思想扩展到空变模糊的复原。

参考文献:

- [1] YIN Xingliang. Principle of aero-optics[M]. Beijing: China Astronautics Press, 2003. (in Chinese)
殷兴良. 气动光学原理[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2003.
- [2] HONG Hanyu, LIN Zhimin, ZHANG Xiuhua. Restoration algorithm for infrared turbulence-degraded images with complex background[J]. Laser & Infrared, 2008, 38(12): 1270-1273. (in Chinese)
洪汉玉, 林志敏, 章秀华. 复杂背景红外湍流退化图像复原算法研究[J]. 激光与红外, 2008, 38(12): 1270-1273.
- [3] ZHANG Sijie, LI Junsan, YANG Yawei, et al. IR image correction algorithm for turbulence-degraded[J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(11): 3670-3675. (in Chinese)
张士杰, 李俊山, 杨亚威, 等. 湍流退化红外图像校正算法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(11): 3670-3675.
- [4] Gal R, Kiryati N, Sochen N. Progress in the restoration of image sequences degraded by atmospheric turbulence[J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 48: 8-14.
- [5] ZHANG Sijie, LI Junsan, YANG Yawei, et al. Blur identification of turbulence-degraded IR images[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(2): 514-521. (in Chinese)
张士杰, 李俊山, 杨亚威, 等. 湍流退化红外图像降晰函数辨识[J]. 光学精密工程, 2013, 21(2): 514-521.
- [6] XU L, ZHENG S C, JIA J Y. Unnatural L_0 sparse representation for natural image deblurring[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013: 1107-1114.
- [7] GONG X, LAI B, XIANG Z. A L_0 sparse analysis prior for blind poissonian image deconvolution[J]. Optics express, 2014, 22(4): 3860-3865.
- [8] ALMEIDA M S, ALMEIDA L B. Blind and semi-blind deblurring of natural images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(1): 36-52.
- [9] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011: 233-240.
- [10] SHAN Q, JIA J, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image[C]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2008, 27(3): 73.
- [11] AFONSO M V, BIOUCAS J M, FIGUEIREDO M A. Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(9): 2345-2356.