

文章编号 1004-924X(2014)09-2572-08

基于 L_0 正则化模糊核估计的遥感图像复原

闫敬文^{1*}, 彭 鸿¹, 刘 蕾², 金 光³, 钟 兴³

(1. 汕头大学 工学院, 广东 汕头 515063;

2. 汕头大学 数学系, 广东 汕头 515063;

3. 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: 基于模糊图像的退化过程、卷积模糊模型和模糊图像生成的机理, 提出一种基于 L_0 范数的正则化模糊核估计方法, 解决了遥感图像重建问题中 0 范数难求解的难题。该方法以模糊核稀疏性为先验知识, 采用对应梯度的 L_0 范数为正则项, 有效避免了细小边缘对模糊核估计的影响, 使得模糊核的估计更加准确。进一步采用超拉普拉斯分布来近似图像梯度的重尾分布, 利用 $L_{0.5}$ 范数正则化对模糊图像做反卷积, 从而恢复出原始图像。与传统方法相比, 本文方法可以准确地估计出图像的模糊核, 很好地抑制恢复图像的振铃现象, 有效地提升遥感图像的质量。模糊图像以及各方法重构图像在同一刀刃下的调制传递函数(MTF)曲线显示, 本文方法的 MTF 曲线得到了较好的提升。

关键词: 遥感图像; 图像复原; 核估计; 反卷积; 调制传递函数; 点扩散函数

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142209.2572

Remote sensing image restoration based on zero-norm regularized kernel estimation

YAN Jing-wen¹, PENG Hong¹, LIU Lei², JIN Guang³, ZHONG Xing³

(1. College of Engineering, Shantou University, Shantou 515063, China;

2. Department of Mathematics, Shantou University, Shantou 515063, China;

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

* Corresponding author, E-mail: jwyan@stu.edu.cn

Abstract: On the basis of the degradation process of a blurred image, a convolution fuzzy model and the fuzzy image generation mechanism, a zero-norm regularization kernel estimation method is proposed to overcome the problem that 0 norm is difficult to solve in the remote sensing image reconstruction. By taking a fuzzy nuclear sparse for prior knowledge and corresponding gradient norms for regular items, the method avoids the impact of small edges of the image on blurred kernel and accurately estimates the blur kernel by the blurring image. Furthermore, the super Laplace distribution is used to approximate the heavy-tailed distribution of image gradient, and the norm regularization is taken to deconvolute the blurred image to recover the original image. As compared with the traditional methods, the proposed method estimates the obscure kernel of the image

收稿日期: 2014-06-11; 修订日期: 2014-06-19.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 40971206); 汕头大学学术创新团队建设项目(No. ITC12002)

correctly, restrains the ringing phenomena well and improves the quality of remoter sensing image. The experiments for the same blade shows that Modulation Transfer Function (MTF) curve from proposed method is better than those from the blurred images and other reconstructed images.

Key words: remote sensing image; image restoration; kernel estimation; deconvolution; Modulation Transfer Function (MTF); Point Spread Function (PSF)

1 引言

遥感器获取图像时会由于存在失焦、自身抖动、相机畸变、大气散射等诸多因素而造成图像退化模糊,从而使图像信息丢失。从运动模糊图像恢复出原始图像是计算机视觉与图像领域的重要研究课题之一^[1-2]。图像复原是参照图像的退化过程,根据成像原理恢复出原始图像的图像处理技术。近年来,随着数码拍照设备以及计算机处理能力的提升,图像复原技术在军事、天文成像、智能交通和安防等领域发挥着越来越重要的作用^[3]。图像复原在处理技术上涉及到退化建模、恢复处理中的最优化等诸多挑战^[4-5]。

模糊图像复原是图像模糊的逆过程,在数学上通常是一个病态的反问题^[6]。根据退化函数是否已知,可将模糊图像复原大致分为参数已知的图像复原和参数未知的图像复原。比较经典的参数已知的模糊图像复原方法有 RL 反卷积^[7]与维纳滤波^[8]。RL 方法假设自然图像的像素值服从泊松分布,其运用最大似然估计方法恢复得到原始图像。该方法对噪声较为敏感,恢复后的图像具有明显的振铃效应。Krishnan 等人^[9]通过大量的统计实验发现,自然图像的梯度大致服从重尾分布,但由于重尾分布的解析式较为复杂,Krishnan 等人采用超拉普拉斯分布来近似表达。该方法不仅可以有效地抑制振铃效应,还降低了计算难度,因而具有较广泛的应用范围。参数未知的图像复原方法大致可包括模糊核估计和原始图像恢复两步^[10],图像模糊核估计是其核心内容,在图像复原处理中被称为退化图像的建模过程,精确的退化模型可以获得更好的复原图像。

实施图像模糊核估计时,采用稀疏先验正则化方法可以得到比较好的结果。文献^[11]中提出利用最大后验概率方法估计模糊核,该方法采用最优化正则化估计得到模糊核的最优解,为后续的模糊核估计提供了新的研究方法。在此基础上,文献^[12]针对模糊核估计提出了两步实现的

策略,首先利用图像的边缘信息粗略估计模糊核,然后选取部分模糊核对该参数进行精细化估计,其中图像边缘信息采用图像梯度来近似表征。由于图像梯度信息包含细小的边缘信息,当其小于模糊核时,会影响模糊核估计的准确性^[12-13]。为此贾等提出了一种利用测度选取模糊图像大边缘的方法^[12]。该方法首先对图像做 shock 滤波以增强边缘,然后逐个选取图像梯度,故其操作复杂,且较耗时。Cho 等人^[14]提出一种以模糊核 2 范数为正则项的最优化求解方法。该方法处理速度较快,但受细小边缘的影响较大,参数估计不够准确。为此 Krishnan 等人^[15]提出一种以图像梯度 1 范数与 2 范数的比值来近似图像梯度 0 范数为正则项的方法来抑制细小边缘对模糊核估计的影响,得到了比较理想的结果。

本文对文献^[15]中提出的模糊核估计方法进行了改进,采用图像梯度的 0 范数为最优化正则项。在 0 范数的求解问题上,采用一个分段函数来近似计算图像梯度的 0 范数,使问题得到简化的同时提高了模糊核估计的准确性。在图像反卷积过程中,采用超拉普拉斯先验正则化复原方法^[8],快速有效地复原出原始图像。

2 基于参数估计的图像复原

由于遥感器自身抖动以及失焦造成的遥感图像各像素一致模糊的过程,可等效为原始图像和点扩散函数进行卷积,再加上图像噪声,即:

$$B = I \otimes k + N.$$

其中: B , I 和 N 分别表示模糊图像、原始图像和噪声; k 为退化函数,即图像的模糊核; \otimes 为卷积运算。遥感图像复原的实质是从模糊图像中估计图像退化函数,再利用该退化函数对模糊图像做反卷积。因此本文的实现过程分为以下两步:

(1) 利用正则化方法估计模糊图像的模糊核,该算法流程图如图 1 所示。其中:初始模糊核 K_1 为迭代初始值,它假设原始图像 I 为模糊图像 B 计算一次式(6)获得的。

(2) 利用估计出来的模糊核,采用超拉普拉斯先验分布为 $L_{0.5}$ 的正则化方法求解反卷积。

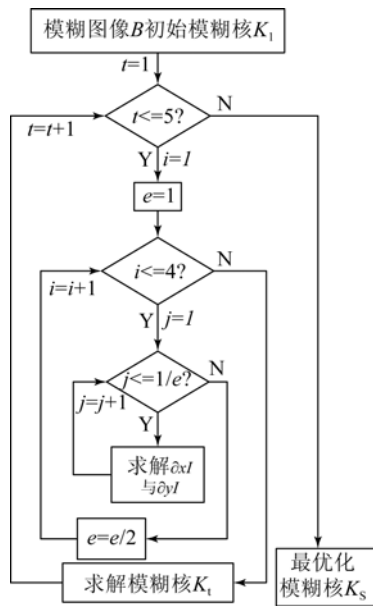


图 1 模糊核估计流程图

Fig. 1 Flow chart of blurred kernel estimation

2.1 L_0 范数稀疏化正则化项

L_0 正则项是一种稀疏性度量准则。在最优化该正则项的目标函数中不仅可以得到被估计量的最稀疏化结果,而且可以滤除一些不利因素的影响。比如在选取最优化图像梯度 L_0 正则项的目标函数中,可以保留图像的大边缘,而消除图像的一些细小边缘^[1]。图 1 为最优化能量函数 $\min_{I_s} \frac{1}{2} \| I_s - I \|^2 + \lambda \| \nabla I_s \|_0$ 中 $\lambda=0.04$ 时,对图像平滑后的结果。其中: $I, I_s, \nabla I_s$ 分别表示原图、恢复的图像及其梯度。图像梯度 0 范数为正则项的图像重构方法,它可以更好地保留图像的大边缘而抑制图像的细小边缘,如图 2 所示。文献[11]中指出细小边缘在与模糊核做卷积后,图像边缘受模糊核影响过大,无法准确反映原图像的边缘信息,因而不利于模糊核的估计。本文采用图像梯度 0 范数的正则化方法恰能很好地滤除细小边缘以及噪声的影响,从而更准确地估计出图像的模糊核。



(a) 原图

(a) Original image



(b) 图像梯度 0 范数平滑后的结果

(b) Image after gradient smoothing by zero-norm

图 2 图像梯度 0 范数正则项平滑图

Fig. 2 Smoothing image using image gradient zero-norm

0 范数最优化问题是一个 NP 问题,在数学上求解较为困难。因此本文采用式(1)逼近 0 范数曲线,从而近似求解该问题。

$$\phi(x) = \begin{cases} \frac{1}{\epsilon^2} |x|^2, & x < \epsilon \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)为一个分段的连续函数,它可有效地拟合 0 范数离散曲线,且求解简单。如图 3 所示,式(1)要比 1 范数,2 范数更加接近 0 范数曲线,当 $\epsilon = \frac{1}{8}$ 时,式(1)近似等于 0 范数函数。

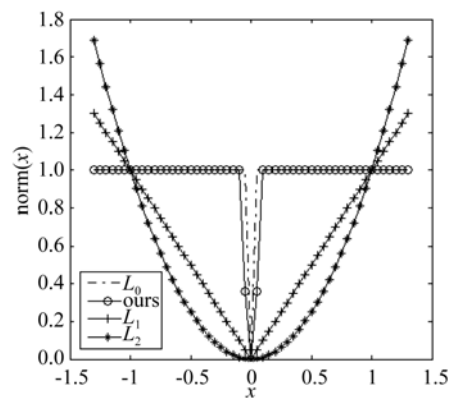


图 3 0 范数曲线逼近图

Fig. 3 Fitting curves of zero-norm

2.2 正则化模糊核估计

由图像模糊的过程可知,模糊图像的模糊核是稀疏的。为了保留模糊核的稀疏性,定义模糊核估计能量函数为:

$$\min_{k, \nabla I} \frac{1}{2} \|\nabla I \otimes k - \nabla B\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 + \lambda \|\nabla I\|_0 + \beta \|\nabla k\|_0, \quad (2)$$

其中: ∇ 为求梯度符号; γ, λ, β 依次为正则项所占的权重。利用式(1)来近似求解 0 范数,并将其按水平和垂直方向展开。采用交替迭代的方式求解 k 与 ∇I 。

(I)更新 k

固定 ∇I , 求解 k :

$$\min_k \frac{1}{2} \|\partial_x I \otimes k - \partial_x B\|_2^2 + \frac{1}{2} \|\partial_y I \otimes k - \partial_y B\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 + \beta \phi_0(\partial_x k) + \beta \phi_0(\partial_y k). \quad (3)$$

$$k = F^{-1} \left[\frac{\overline{F(\partial_x I)} \cdot F(\partial_x B) + \overline{F(\partial_y I)} \cdot F(\partial_y B) + \frac{\beta}{\epsilon_1^2} (\overline{F(\partial_x I)} \cdot F(l_{1x}) + \overline{F(\partial_y I)} \cdot F(l_{1y}))}{\overline{F(\partial_x I)} \cdot F(\partial_x I) + \overline{F(\partial_y I)} \cdot F(\partial_y I) + 2\gamma + \frac{\beta}{\epsilon_1^2} (\overline{F(\partial_x I)} \cdot F(\partial_x I) + \overline{F(\partial_y I)} \cdot F(\partial_y I))} \right], \quad (6)$$

其中: F, F^{-1} 为傅里叶正逆变换; $\overline{F(\ast)}$ 为傅里叶变换后取共轭; \cdot 表示矩阵的点乘。

(II)更新 ∇I

固定 k , 求解 ∇I :

$$\min_{\nabla I} \frac{1}{2} \|\partial_x I \otimes k - \partial_x B\|_2^2 + \frac{1}{2} \|\partial_y I \otimes k - \partial_y B\|_2^2 + \lambda \phi_0(\partial_x I) + \lambda \phi_0(\partial_y I). \quad (7)$$

同样需要引进一个补充变量 l :

$$\begin{cases} l_{x_i} = \begin{cases} 0 & |\partial_x I_i| \leq \epsilon \\ \partial_x I_i & \text{otherwise} \end{cases} \\ l_{y_i} = \begin{cases} 0 & |\partial_y I_i| \leq \epsilon \\ \partial_y I_i & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases}. \quad (8)$$

求解 $\phi_0(\partial \ast I) = \sum_i \phi(\partial \ast I_i)$ 。则 ∇I 的最优解为:

为了求解 $\phi_0(\partial \ast k) = \sum_i \phi(\partial \ast k_i)$ 需要引进一个补充变量 l_1 满足求(4):

$$\begin{cases} l_{1x_i} = \begin{cases} 0 & |\partial_x k_i| \leq \epsilon_1 \\ \partial_x k_i & \text{otherwise} \end{cases} \\ l_{1y_i} = \begin{cases} 0 & |\partial_y k_i| \leq \epsilon_1 \\ \partial_y k_i & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases}. \quad (4)$$

从而使得式(3)转换为:

$$\min_k \frac{1}{2} \|\partial_x I \otimes k - \partial_x B\|_2^2 + \frac{1}{2} \|\partial_y I \otimes k - \partial_y B\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 + \beta \sum_i \left\{ |l_{1x_i}|_0 + \frac{1}{\epsilon_1^2} (\partial_x k_i - l_{1x_i})^2 \right\} + \beta \sum_i \left\{ |l_{1y_i}|_0 + \frac{1}{\epsilon_1^2} (\partial_y k_i - l_{1y_i})^2 \right\}. \quad (5)$$

经此转换后,式(5)变换为一个二次的凸优化问题,且其图像梯度与模糊核为卷积运算,可以利用 FFT 的方法求解该问题。则其最优解 k 为:

$$\begin{cases} \partial_x I = F^{-1} \left[\frac{\overline{F(k)} \cdot F(\partial_x B) + \frac{2\lambda}{\epsilon^2} F(l_x)}{\overline{F(k)} \cdot F(k) + \frac{2\lambda}{\epsilon^2}} \right] \\ \partial_y I = F^{-1} \left[\frac{\overline{F(k)} \cdot F(\partial_y B) + \frac{2\lambda}{\epsilon^2} F(l_y)}{\overline{F(k)} \cdot F(k) + \frac{2\lambda}{\epsilon^2}} \right] \end{cases}. \quad (9)$$

由上述推导可知,交替迭代 k 与 ∇I 即可得到模糊图像模糊核的最优化结果。

2.3 反卷积

在已知模糊核的情况下,模糊图像的复原问题可以转化为求模糊图像与模糊核的反卷积问题。自然场景下的遥感图像的梯度近似服从重尾分布^[8]。该方法在图像去噪、模糊图像复原及超分辨率重建广泛运用,但重尾分布结构复杂,一般采用超拉普拉斯分布来逼近其自然图像梯度的重尾分布。本文采用超拉普拉斯先验为 $L_{0.5}$ 的正则化方法求解反卷积。

3 实验结果

为了验证本文方法的可行性,采用不同的图像进行了两组实验。第一组实验为自然场景下的遥感图像,由于其具有较多的细节分量,对卷积模糊核估计具有较大的挑战;第二组实验为测试遥感相机性能的标准靶标图像,通过测试重构图像的 MTF 曲线可以客观评价图像的复原效果。为了保证公平可靠,本文的所有实验均在同一硬件环境下完成。硬件环境:CPU: i5-3350p @ 3.10GHz 内存: 4GB; 软件平台: win7 64 位 + matlab R2011b。第一组实验所采用的“Harbour”图像分辨率为 512×512 , 设置本文方法模糊核大小为 15×15 , $\gamma = 40$, $\lambda = 0.002$, $\beta = 0.002$, 用于对比的其他方法的模糊核大小也均设置为 15×15 , 实验结果如图 3 所示。为了更好地表现本文方法的效果,图 3 给出了部分细节图。从图中可以看出,本文方法在图像细节处理上更加自然,清晰;而 Krishnan 等人的方法^[15]则过度增强了图像的边缘,忽略了图像本身的边缘结构信息,在部分细节上出现了块效应,导致图像品质下降;Amit 等人的方法^[16]得到的复原图像边缘过度锐化,从图中细节部分可以看出图像的边缘有明显的凸起,处理结果不自然。遥感图像复原方法的运行时间也是检验复原方法的重要指标之一,本文采用了快速傅里叶方法,大大减少了运行

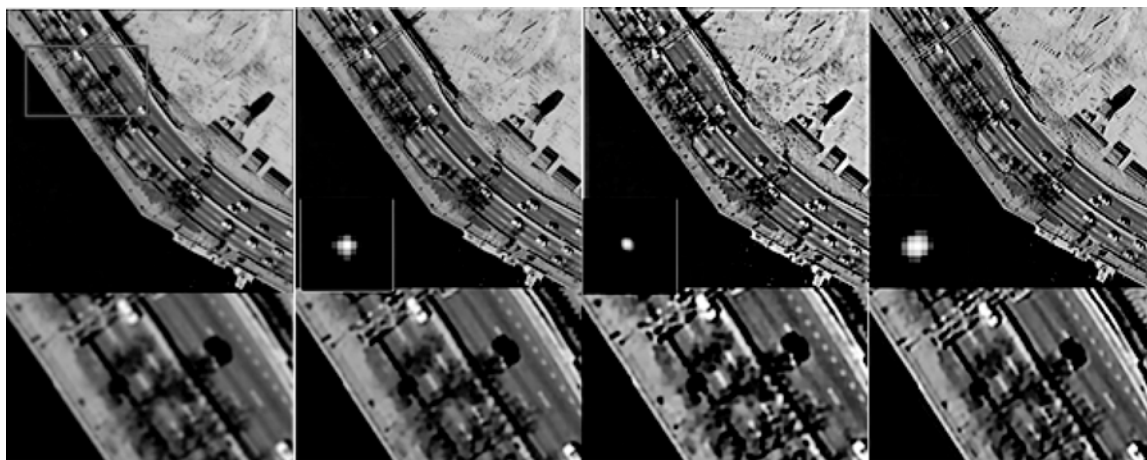
时间,几种方法的运行时间如表 1 所示。

表 1 对比实验运行时间结果

Tab. 1 Running time of comparative experiments (s)

图像名称	[15]	[16]	本文方法
harbour	65.23	53.65	36.16
标靶图	52.77	43.17	34.12

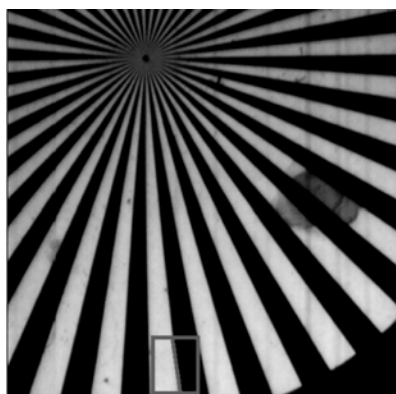
第二组实验为遥感相机标准靶图实验,在此次实验中可以通过测试图像的 MTF 曲线客观地评价遥感图像的品质。MTF 描述的是光学系统传递函数,代表成像系统图像质量与反差再现能力,可作为光学遥感图像复原的客观标准^[17]。在实践中诸多 MTF 在轨测量方法,如比较经典的点源法、刀刃法、边缘地物法等等。本文主要研究的是图像复原方法,MTF 曲线为客观评价标准,由 Quick MTF 软件获得的。Quick MTF 是专业分析图像 MTF 曲线的软件,因为可快速准确地计算得到图像的 MTF 曲线。本次实验分别测试了模糊图像以及各方法重构图像在同一刀刃下的 MTF 曲线。设置本文模糊核大小为 19×19 , $\gamma = 40$, $\lambda = 0.03$, $\beta = 0.002$, 对比实验模糊核的大小相同,如图 4 所示,在原图 mtf30 为 0.145 c/p 时,本文方法可将其提升到 0.402 c/p , 优于 Krishnan 等人方法的 0.320 c/p , Amit 等人方法的 0.3 c/p 。实验证明本文方法在轨方向 MTF 值有着较大的提升。



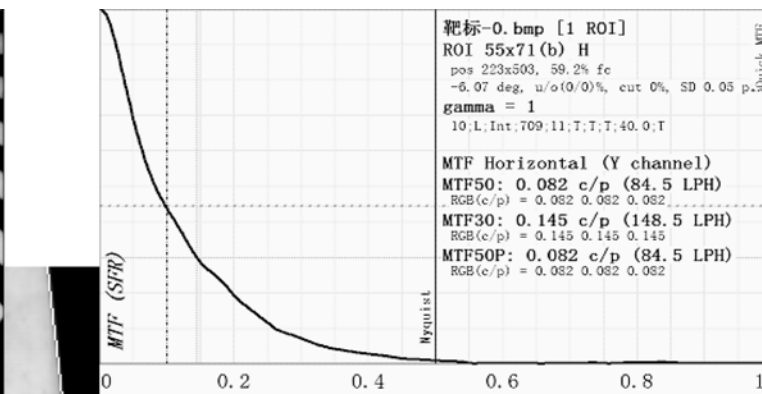
(a) 模糊图 (b) 本文处理结果 (c) Krishnan 等人结果 (d) Amit 等人结果
(a) Blurring image (b) Results of proposed method (c) Results of reference[15] (d) Results of reference[16]

图 4 Harbour method 图像复原效果对比

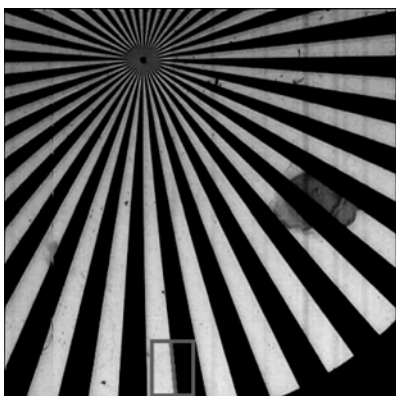
Fig. 4 Comparison of restoration effect for Harbour image



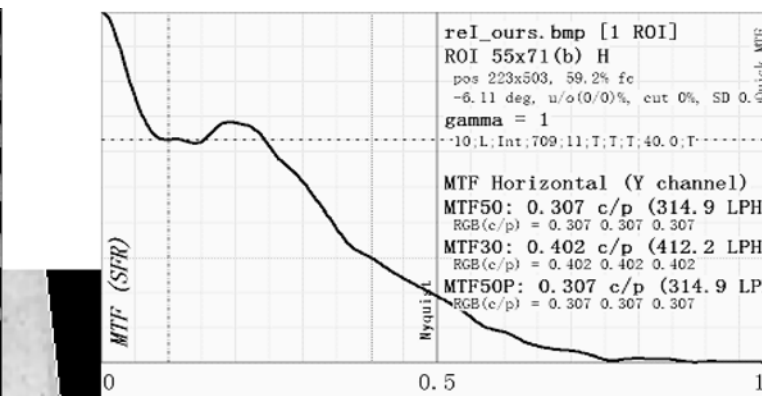
(a) 模糊图
(a) Blurring image



扣图
ROI
扣图 MTF 曲线
Curve of MTF in ROI



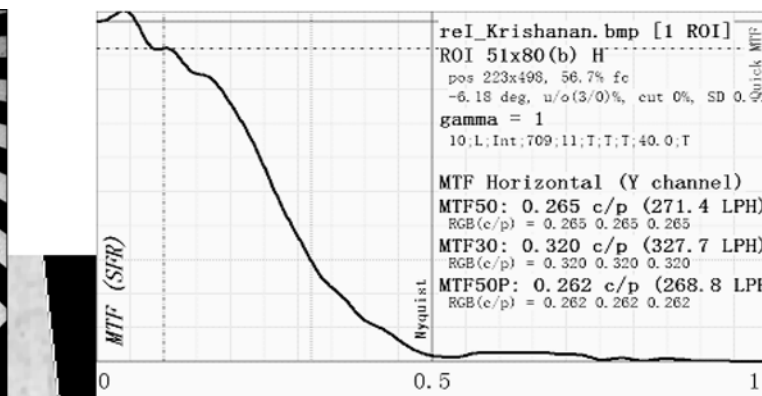
(b) 本文方法
(b) Proposed method



扣图
ROI
扣图 MTF 曲线
Curve of MTF in ROI



(c) 参考文献[15]
(c) Reference[15]



扣图
ROI
扣图 MTF 曲线
Curve of MTF in ROI

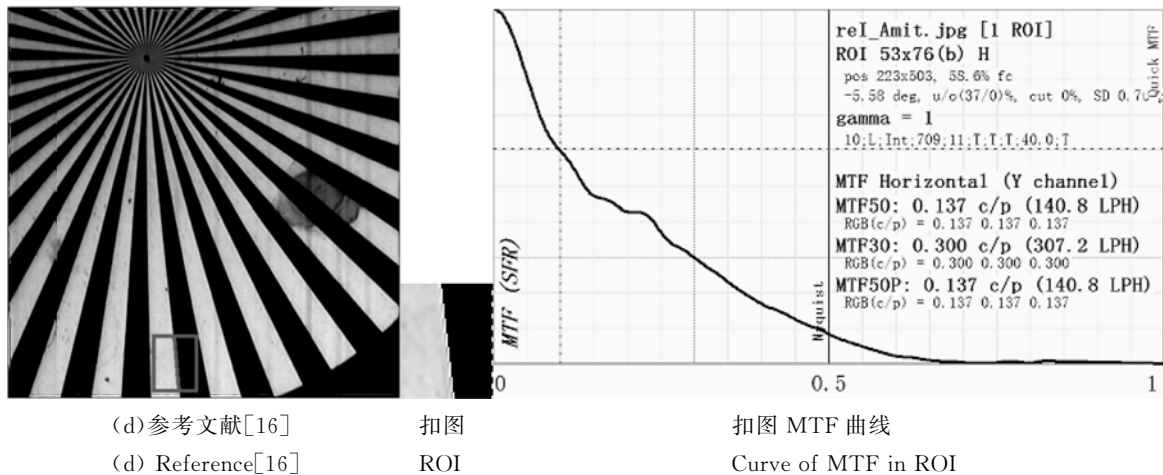


图 5 “标靶”图复原效果图以及 MTF 曲线

Fig. 5 Restoration effect graphs of “target map” and their MTFs

4 结 论

本文根据模糊图像的退化过程、卷积模糊模型和模糊图像的生成机理,采用稀疏项梯度 L_0 作为正则项的模糊核估计方法,解决了图像重建问题中 0 范数难求解的难题,保证了模糊核估计的准确性。在反卷积时,本文采用了文献[8]中超拉普拉斯分布来近似图像梯度重尾分布,利用 $L_{0.5}$ 正则化的方法实现对模糊图像的复原。实验结果表明,本文提出的方法可以恢复出更多的图像细

节,图像的处理结果更加自然。本文方法可以准确地估计出图像的模糊核,能很好地抑制恢复图像的振铃现象。从图 4 的 MTF 曲线可以看出,经过本文方法处理后,图像的 MTF 值有较大的提升,这说明本文方法有效地提升了模糊图像的图像质量。但本文方法采用的卷积模糊模型仅适用于整幅图像具有同一模糊核的情况,因此其适用范围受到一定限制。如对局部模糊图像,由于其图像各区域的模糊核是不一致的,本文方法对这种模糊图像反卷积效果不太理想,需要做进一步的改进。

参考文献:

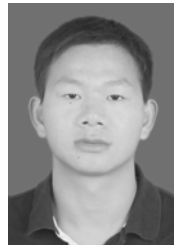
- [1] XU L, ZHENG S, JIA J Y. Unnatural l_0 sparse representation for natural image deblurring [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2013 IEEE Conference on, 2013: 1107-1114.
- [2] 王国栋, 徐洁, 潘振宽, 等. 基于归一化超拉普拉斯先验项的运动模糊图像盲复原[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(5): 1340-1348.
WANG G D, XU J, PAN ZH K, *et al.*. Blind image restoration based on normalized hyper laplacian prior term [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(5): 1340-1348. (in Chinese)
- [3] XU Y. Single-Image blind deblurring for non-uniform camera-shake blur [C]. *Computer Vision-ACCV 2012, Springer Berlin Heidelberg*, 2013: 336-348.
- [4] XU L, JIA J Y. Depth-aware motion deblurring [C]. 2012 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), 2012: 1-8.
- [5] 赵文达, 赵建, 韩希珍, 等. 基于变分偏微分方程的红外图像增强算法研究[J]. *液晶与显示*, 2014, 29(2): 281-285.
ZHAO W D, ZHAO J, HAN X ZH, *et al.*. Infrared image enhancement based on variational partial differential equations [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(2): 281-285. (in Chinese)
- [6] CHO S. Registration based non-uniform motion deblurring [J]. *Computer Graphics Forum*, 2012, 31(7): 2183-2192.
- [7] LUCY L. An iterative technique for the rectification of observed distributions [J]. *Astronomical Journal*, 1974, 76(6): 745-754.
- [8] WIENER N. *Extrapolation, Interpolation, and*

- Smoothing of Stationary Time Series: with Engineering Applications* [M]. MIT press, 1964.
- [9] KRISHNAN D, R FERGUS. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2009, 22:1-9.
- [10] 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.
LI W H, DONG Y L, TANG SH. Regularized blind image restoration based on multi-norm hybrid constraints [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(5): 1357-1364. (in Chinese)
- [11] FERGUS R. Removing camera shake from a single photograph [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2006, 25(3):787-794.
- [12] XU L, JIA J Y. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring [C]. *Computer Vision-ECCV 2010*, 2010:157-170.
- [13] 董雪,林志贤,郭太良. 基于 LoG 算子改进的自适应阈值小波去噪算法[J]. *液晶与显示*, 2014, 29(2): 275-280.
DONG X, LIN ZH X, GUO T L. Improved self-adaptive threshold wavelet denoising analysis based on LoG operator [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(2): 275-280. (in Chinese)
- [14] CHO S, S LEE. Fast motion deblurring [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2009, 28(5):145.
- [15] KRISHNAN D, T TAY, R FERGUS. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [C]. *2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011:233-240.
- [16] GOLDSTEIM A, FATTAL R. Blur-kernel estimation from spectral irregularities [C]. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2012: 622-635.
- [17] 郭汉洲,吕恒毅,曲利新. 遥感相机动态调制传递函数与时间延迟积分 CCD 行周期误差的关系[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(8): 2195-2200.
GUO H ZH, LU H Y, QU L X. Relation of line transfer period error and dynamic MTF of TDICCD in remote sensing camera [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(8): 2195-2200. (in Chinese)

作者简介:



闫敬文(1964—),男,吉林磐石人,博士,教授,1997年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要研究方向为超小波分析和压缩感知。E-mail:jwyan@stu.edu.cn



彭鸿(1989—),男,江西赣州人,硕士研究生,主要研究方向为图像稀疏重建及去模糊。E-mail: 12hpeng2@stu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)