

# 基于 $L_0$ 范数正则项的运动图像去模糊

闫敬文<sup>1</sup>, 谢婷婷<sup>1</sup>, 彭 鸿<sup>2\*</sup>, 刘攀华<sup>1</sup>

<sup>1</sup>汕头大学工学院, 广东 汕头 515063;

<sup>2</sup>汕头职业技术学院机电工程系, 广东 汕头 515073

**摘要** 针对运动模糊图像的模糊去除问题,提出了一种基于  $L_0$  范数正则化的模糊核方法。该方法以图像梯度  $L_0$  范数为正则项,根据图像的稀疏先验条件,选取合适的参数估计方法,构建了一个非凸的最优化能量函数。在对该函数进行数值求解中,选用了交替迭代法,交替更新原始图像和模糊核的估计值。在原始图像估计中,以图像梯度  $L_0$  范数为稀疏正则项可以有效地保留图像的强边缘并抑制弱边缘对模糊核估计的影响,从而提高了核估计的正确率。在模糊核计算过程中,模糊核估计最优化能量函数则转换为一个经典的凸优化问题,再通过能对能量函数进行快速傅里叶变换计算可以快速得到所需的估计模糊核。在成功估计出图像模糊核后,图像的盲去卷积问题就转换为图像的非盲反卷积问题。采用以  $L_{0.5}$  为正则项的超拉普拉斯先验算法进行反卷积,该算法能够逼近自然图像的重尾分布从而获得更佳的复原结果。实验结果证明,提出的图像去模糊算法与其他近似方法相比,去模糊效果更佳。

**关键词** 图像处理; 盲去卷积; 去模糊; 核估计; 潜像估计; 交替迭代

**中图分类号** TN911.73 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP54.021005

## Motion Image Deblurring Based on $L_0$ Norms Regularization Term

Yan Jingwen<sup>1</sup>, Xie Tingting<sup>1</sup>, Peng Hong<sup>2</sup>, Liu Panhua<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Engineering, Shantou University, Shantou, Guangdong 515063, China;

<sup>2</sup>Department of Mechanical and Electrical Engineering, Shantou Polytechnic, Shantou, Guangdong 515073, China

**Abstract** Aiming at the problem of motion image deblurring, a fuzzy kernel method based on  $L_0$  norms regularization term is presented. This method applies the image gradient  $L_0$  norms as the regularization term to construct a non-convex optimization energy function through the sparse prior condition of the image and the appropriate parameter estimation method. In the process of solving the function, the alternating iteration method is used to update the original image and the estimated values of the fuzzy kernel. In the process of original image estimation, the sparse regularization term of the image gradient  $L_0$  norms can effectively retain the sharp edges as well as suppress the influence of the weak edges on the fuzzy kernel estimation, which can obviously improve the accuracy of kernel estimation. In the process of fuzzy kernel calculation, the optimization energy function of fuzzy kernel converts to a classic convex optimization. Using the fast Fourier transform to compute the energy function can quickly get the estimated kernel. After getting the appropriate kernel of image, the problem of image blind deconvolution can be converted to the image non-blind deconvolution. A hyper-Laplacian priors using  $L_{0.5}$  as the regularization term is applied in deconvolution. This algorithm can well model the heavy-tailed distribution of gradients in natural scenes so that a perfect result can be obtained. Experimental results demonstrate that the proposed method gets higher quality deblurring results than the previous methods.

**Key words** image processing; blind deconvolution; deblurring; kernel estimation; latent image estimation; alternating iteration

**OCIS codes** 100.1455; 100.3190; 100.7410

**收稿日期:** 2016-09-23; **收到修改稿日期:** 2016-10-10

**基金项目:** 国家自然科学基金(61672335)、国家自然科学基金青年科学基金(61601276)、广东省自然科学基金(2016A030310077)、汕头职业技术学院基金(SZK2016Y13)

**作者简介:** 闫敬文(1964—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事超小波分析、压缩感知方面的研究。

E-mail: jwyan@stu.edu.cn

\* 通信联系人。E-mail: stp\_ph@126.com

# 1 引言

在成像过程中,相机曝光时间内获取图像的过程是个复杂动态的过程,运动导致图像模糊、分辨率降低、质量恶化<sup>[1]</sup>,从而形成运动模糊图像。运动模糊图像可分为两种:1)由物像距离改变的相向运动造成的;2)由物面和像面之间的平行运动造成的<sup>[2]</sup>。而运动模糊图像复原的关键在于找到图像的退化模型,并采取逆过程来求解原始图像<sup>[3]</sup>,该过程可称为运动模糊图像的去模糊过程。去模糊方法可以分为非盲源图像去卷积方法和图像盲反卷积方法。

非盲源图像去卷积方法是假设在模糊核已知的情况下对模糊图像进行复原的方法,经典的方法有Tikhonov正则化、Richardson-Lucy(RL)去卷积算法和维纳算法<sup>[4]</sup>,但是这些方法对噪声敏感而容易产生振铃效应。在此基础上,Yuan等<sup>[5]</sup>利用双边滤波器和多尺度细化策略来减少噪声对图像质量的影响;Cho等<sup>[6]</sup>提出了一种能够有效减少振铃效应的方法,该方法还能够减少由像素饱和度和异常值所引起的非高斯噪声;Krishnan等<sup>[7]</sup>提出了一种超拉普拉斯先验算法,用于逼近呈重尾分布的自然图像,该方法能够很好地抑制振铃效应。

图像盲反卷积方法是假设在模糊核未知的情况下对模糊图像进行复原的方法。由于模糊核是未知的,图像盲反卷积是一个病态的逆问题。所谓病态,是指方程的解不能完全满足存在、唯一和连续依赖性观测数据这个条件<sup>[8]</sup>。针对图像盲反卷积方法,许多学者进行了研究和探讨。Fergus等<sup>[9]</sup>利用一个变分贝叶斯框架,并采用零均值的混合高斯模型来近似逼近自然图像梯度的重尾分布。图像盲反卷积算法在Fergus等的研究下开始得到了广泛的关注。Shan等<sup>[10]</sup>提出了一种有效的去模糊方法,即使用稀疏先验知识和交替最小化策略来得到清晰图像。Cho等<sup>[11]</sup>利用双边滤波器移除噪声,并且能够快速得到模糊核和最终的复原图像。Xu等<sup>[12]</sup>采用梯度选择算法获取边缘信息粗略估计模糊核,再进行模糊核精细化,最后进行反卷积得到复原结果。当图像的梯度信息所包含的细小边缘小于模糊核大小时,模糊核估计不准确。因此,Pan等<sup>[13]</sup>在此基础上使用全变差来抑制细小边缘对模糊核估计的影响,在修复突出边缘后得到比较理想的模糊核。

本文提出去模糊算法,以图像梯度 $L_0$ 范数为正则项,构建一个非凸优化能量函数。一些学者也采用 $L_0$ 范数作为稀疏先验来进行图像复原<sup>[14-16]</sup>。Xu等<sup>[14]</sup>提出 $L_0$ 稀疏先验,在交替计算原始图像和模糊核时涉及到更多的参数设置,使得运算过程更为复杂。阎敬文等<sup>[15]</sup>在引入 $L_0$ 范数作为稀疏先验后,整体简化了正则项的设置,但更多的是针对遥感图像的处理。Pan等<sup>[16]</sup>将 $L_0$ 范数运用到文本图像的复原,或者是包含文本的图像的复原中,针对复原的对象比较单一。相比较而言,本文算法在正则项上进一步优化简化,在数值求解方法中选用交替迭代法,通过交替迭代法分别进行原始图像 $L$ 和模糊核 $k$ 的估计以获得最后所需的正确的模糊核。其中,在原始图像估计过程中,引入图像梯度 $L_0$ 范数来保留图像的强边缘同时抑制弱边缘,以提高模糊核估计的正确性;在模糊核计算过程中,其能量函数转化为凸优化过程,通过快速傅里叶变换(FFT)能够快速得到所需的正确的模糊核,然后进行去卷积算法即可得到最后的复原结果。针对反卷积算法,本文采用以 $L_{0.5}$ 为正则项的超拉普拉斯先验算法进行反卷积。本文算法处理的模糊图像类型更为广泛,比如风景图像、包含文本的图像等,都能得到比较理想的复原结果。

## 2 基本原理

### 2.1 运动模糊图像的复原

为了对一幅运动模糊图像去模糊,首先需要建立一个模糊模型<sup>[17]</sup>。该模型可以等效为原始图像与模糊核的卷积,再加上随机噪声,即

$$B = k \otimes L + \eta, \quad (1)$$

式中 $B$ 表示模糊图像; $k$ 表示模糊核,也可以称为点扩展函数(PSF); $L$ 表示一幅原始图像; $\eta$ 为随机噪声; $\otimes$ 为卷积运算。PSF的研究在各种图像复原、提高图像分辨率的应用中具有重要的意义<sup>[18]</sup>。因此,在运动去模糊的过程中,首要目标就是准确估计模糊核,精确的模糊核估计是反卷积步骤成功的关键。一般情况下,通过正则化方法或者贝叶斯方法能够从原始图像中估计出模糊核<sup>[19]</sup>,然后采用不同的反卷积方法在已估计出的模糊核的基础上得到复原结果。但是,由于模糊核 $k$ 和原始图像 $L$ 都是未知的数据,只有模糊图

像  $B$  是已知的,所以无法直接求解得到图像的复原结果。

根据相关学者的前期研究可知,一般的图像盲反卷积算法采用交替迭代的方法来分别求解最优的原始图像  $L$  和模糊核  $k$ <sup>[11]</sup>。在原始图像和模糊核的求解过程中,最优化公式可以表示为

$$L^{i+1} = \arg \min_L \|k \otimes L^i - B\| + R_L^i(L, k), \quad (2)$$

$$k^{i+1} = \arg \min_k \|k^i \otimes L - B\| + R_k^i(L, k), \quad (3)$$

式中  $\|k \otimes L - B\|$  为数据拟合项,一般采用 2 范数;  $R_L^i$  和  $R_k^i$  分别为原始图像估计和模糊核估计的最优化能量项。迭代交替最优化的主要目的是细化运动模糊核  $k$ 。反卷积方法通过估计得到的模糊核  $k$  和给出的模糊图像  $B$  来获得复原结果。需要注意的是,迭代过程中的原始图像估计对于去模糊结果并没有直接影响,它们仅影响到核细化的结果。

## 2.2 原始图像 $L$ 的估计

根据(2)式中对于原始图像  $L$  的估计,可以定义原始图像  $L$  的能量函数为

$$\arg \min_L \sum_{\partial_*} \omega_* \|k \otimes \partial_* L - \partial_* B\|_2^2 + \lambda [\phi(\partial_x L) + \phi(\partial_y L)], \quad (4)$$

式中  $\partial_* \in \{\partial_0, \partial_x, \partial_y, \partial_{xx}, \partial_{xy}, \partial_{yy}\}$  表示不同方向和顺序的偏导数,  $\omega_* \in \{\omega_0, \omega_1, \omega_2\}$  是对每一类偏导数的权重,  $\lambda$  是正则项的权重。式中第一项是基于文献[11]的模糊模型,该项能够减少人为的振铃效应,使得模糊核估计更加准确;第二项中的  $\phi(\partial_x L)$  和  $\phi(\partial_y L)$  定义为

$$\phi_0(L) = \begin{cases} \frac{1}{\epsilon^2} |L|^2, & L < \epsilon \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

式中  $\phi_0(L)$  是一个分段的连续函数,可以有效地拟合  $L_0$  范数的离散曲线<sup>[14]</sup>。如图 1 所示,(5)式要比  $L_1$  范数、 $L_2$  范数更加逼近  $L_0$  范数曲线。实验结果证明,当  $\epsilon = \frac{1}{8}$  时,(5)式近似等于  $L_0$  范数函数。

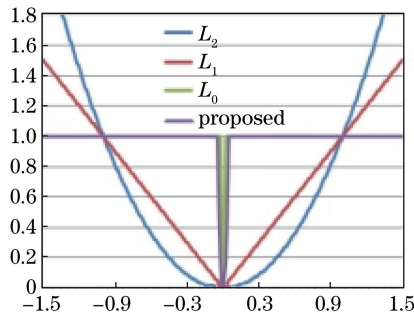


图 1  $L_0$  范数曲线逼近图

Fig. 1 Fitting image of  $L_0$  norms

一幅自然模糊图像通常都会包含清晰的强边缘,但是其弱边缘区域往往比强边缘区域大,并且弱边缘包含了许多噪声,若不处理弱边缘会影响模糊核的估计并影响最终的图像复原结果。因此,(4)式中采用了图像梯度  $L_0$  范数作为正则项。 $L_0$  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结果,而且可以滤除一些不利因素的影响<sup>[15]</sup>。图像梯度  $L_0$  范数能够在最优化过程中保留图像的强边缘,同时抑制图像的弱边缘<sup>[14]</sup>。通过保留强边缘信息并且抑制弱边缘能够有效地提高模糊核估计的准确性。图像梯度  $L_0$  范数在许多去模糊算法中得到了广泛的应用<sup>[16]</sup>。图 2 展示了图像梯度  $L_0$  范数保留强边缘的例子。

根据文献[14],求解(4)式需要引进一个新的变量  $l_{*i}$ ,其满足

$$\begin{cases} l_{xi} = \begin{cases} 0, & |\partial_x L_i| \leq \epsilon \\ \partial_x L_i, & \text{otherwise} \end{cases} \\ l_{yi} = \begin{cases} 0, & |\partial_y L_i| \leq \epsilon \\ \partial_y L_i, & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

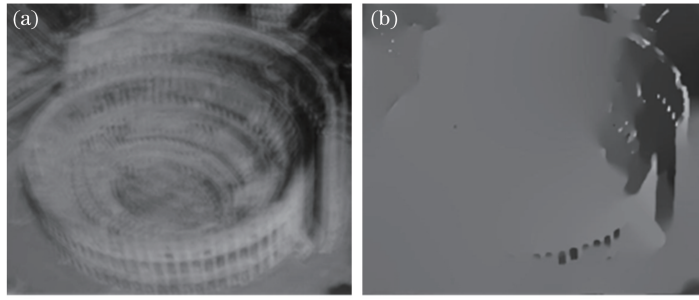


图2  $L_0$  稀疏先验保留强边缘效果图。(a) 原图; (b) 强边缘

Fig. 2 Image of keeping the sharp edges with the  $L_0$  sparse priors. (a) Original image; (b) sharp edge

因此,可将(4)式改写为

$$\arg \min_L \sum_{\partial_*} \omega_* \|k \otimes \partial_* L - \partial_* B\|^2 + \lambda \left\{ \sum_i \left[ |l_{xi}|_0 + \frac{1}{\epsilon^2} (\partial_x L_i - l_{xi})^2 \right] + \sum_i \left[ |l_{yi}|_0 + \frac{1}{\epsilon^2} (\partial_y L_i - l_{yi})^2 \right] \right\}. \quad (7)$$

根据帕塞瓦尔定理,(7)式存在最优解,该最优解为

$$L = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \frac{\overline{\mathcal{F}(k)} \cdot \mathcal{F}(B) \cdot d + \frac{\lambda}{\epsilon^2} [\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \cdot \mathcal{F}(l_{xi}) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \cdot \mathcal{F}(l_{yi})]}{\overline{\mathcal{F}(k)} \cdot \mathcal{F}(k) \cdot d + \frac{\lambda}{\epsilon^2} [\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \cdot \mathcal{F}(\partial_x) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \cdot \mathcal{F}(\partial_y)]} \right\}, \quad (8)$$

式中  $\mathcal{F}$  和  $\mathcal{F}^{-1}$  分别表示 FFT 和快速傅里叶逆变换 (IFFT),  $d$  表示为

$$d = \omega_0 \cdot \overline{\mathcal{F}(\partial_0)} \cdot \mathcal{F}(\partial_0) + \omega_1 [\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \cdot \mathcal{F}(\partial_x) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \cdot \mathcal{F}(\partial_y)] + \omega_2 [\overline{\mathcal{F}(\partial_{xx})} \cdot \mathcal{F}(\partial_{xx}) + \overline{\mathcal{F}(\partial_{xy})} \cdot \mathcal{F}(\partial_{xy}) + \overline{\mathcal{F}(\partial_{yy})} \cdot \mathcal{F}(\partial_{yy})]. \quad (9)$$

完整的原始图像  $L$  的算法流程可由算法 1 表示如下。

算法 1 原始图像  $L$  估计步骤

输入:模糊图像  $B$ , 模糊核  $k$ , 权重参数  $\lambda$

$\epsilon \leftarrow 1$

for  $l=1$  to 4

  for  $i=1$  to  $\epsilon^{-1}$

    (a)通过(6)式得  $l_{*i}$

    (b)由(8)式获得原始图像  $L$

  end for

$\epsilon \leftarrow \epsilon/2$

end for

输出:原始图像  $L$

### 2.3 模糊核 $k$ 的估计

对原始图像  $L$  估计后再对模糊核  $k$  进行估计。对于模糊核  $k$  的估计,其能量函数转换为一个凸优化过程。根据(3)式,模糊核的目标函数可以定义为

$$\arg \min_k \|k \otimes \nabla L - \nabla B\|_2^2 + \lambda \|k\|_2^2, \quad (10)$$

式中  $\nabla = \{\partial_x, \partial_y\}$  表示  $x$ 、 $y$  方向的偏导数算子。为了减少运算量,将采用 FFT 对(10)式进行计算。(10)式优化后,得到所需的模糊核表示为

$$k = \mathcal{F}^{-1} \left[ \frac{\overline{\mathcal{F}(\partial_x L)} \cdot \mathcal{F}(\partial_x B) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y L)} \cdot \mathcal{F}(\partial_y B)}{\overline{\mathcal{F}(\partial_x L)} \cdot \mathcal{F}(\partial_x B) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y L)} \cdot \mathcal{F}(\partial_y B) + \lambda} \right]. \quad (11)$$

完整的模糊核  $k$  估计的算法流程可由算法 2 表示如下。



### 算法 2 模糊核 $k$ 估计步骤

输入:模糊图像  $B$ , 根据图像大小建立层数为  $\{1, 2, \dots, n\}$  的图像金字塔

for  $l=1$  to  $n$

  根据金字塔层数创建大小为  $h^n \times h^n$  的全零核

  for  $i=1$  to  $m$

    (a)通过(11)式得模糊核

    (b)由算法 1 得到原始图像  $L$

  end for

  对原始图像进行插值作为下一层金字塔输入  $I^{l+1} \leftarrow I^l$

end for

  输出:模糊核  $k$  和原始图像  $L$

## 2.4 图像反卷积

在成功估计出图像模糊核后,图像去卷积问题就转换为图像的非盲反卷积问题。进行图像反卷积后即可得到最后的复原结果。自然图像的梯度基本服从重尾分布,即图像梯度系数的直方图在零点处具有较大的峰值,而在远离零点处具有较长的尾<sup>[20]</sup>。文献[7]的超拉普拉斯先验方法能够逼近重尾分布,所以其在模糊图像复原中能够得到很好的利用。因此,在反卷积过程中,采用以  $L_{0.5}$  为正则项的超拉普拉斯先验算法进行反卷积,得到最后的图像复原结果。

## 3 实验结果

采用三组具有不同尺度模糊核的运动模糊图片,分别为 Fish、Roma 和 Rahmen,其中,Fish 图像的模糊核设置为 31,Roma 图像的模糊核设置为 21,Rahmen 图像的模糊核设置为 21。参数  $\lambda=0.002$ ,Fish 图像的分辨率为  $858 \text{ pixel} \times 558 \text{ pixel}$ ,Roma 图像的分辨率为  $593 \text{ pixel} \times 417 \text{ pixel}$ ,Rahmen 图像的分辨率为  $449 \text{ pixel} \times 526 \text{ pixel}$ 。实验结果分别与文献[14]、文献[7]、文献[21]、文献[11]提出的 4 种图像去模糊方法作比较。其中,文献[7]、文献[21]、文献[11]以及所提算法的运行结果由相应的 Matlab 代码运行得到,而文献[14]算法运行结果是由 C++算法所得到的。由于文献[14]算法是以 C++为基础并且采用 CUDA 加速,所以该算法相比较其他 4 种 Matlab 算法,在运算速度上有明显的优势。不同算法的比较结果分别展示在图 3~5 中。

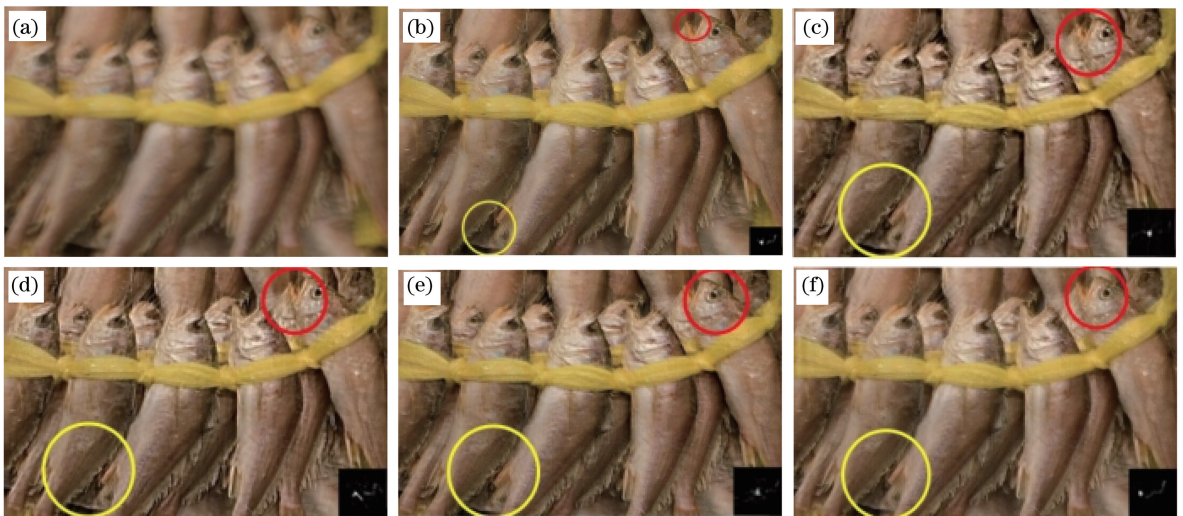


图 3 Fish 图像的去模糊结果。(a) 原图; (b) 文献[14]; (c) 文献[7]; (d) 文献[21]; (e) 文献[11]; (f) 本文方法

Fig. 3 Deblurring results of the Fish image. (a) Original image; (b) Ref. [14]; (c) Ref. [7];

(d) Ref. [21]; (e) Ref. [11]; (f) proposed method

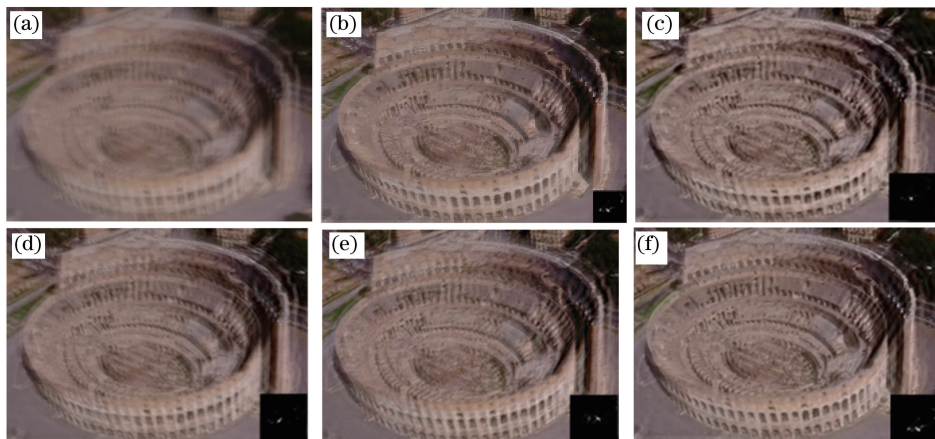


图4 Roma图像的去模糊结果。(a) 原图；(b) 文献[14]；(c) 文献[7]；(d) 文献[21]；(e) 文献[11]；(f) 本文方法  
Fig. 4 Deblurring results of the Roma image. (a) Original image; (b) Ref. [14]; (c) Ref. [7]; (d) Ref. [21];  
(e) Ref. [11]; (f) proposed method

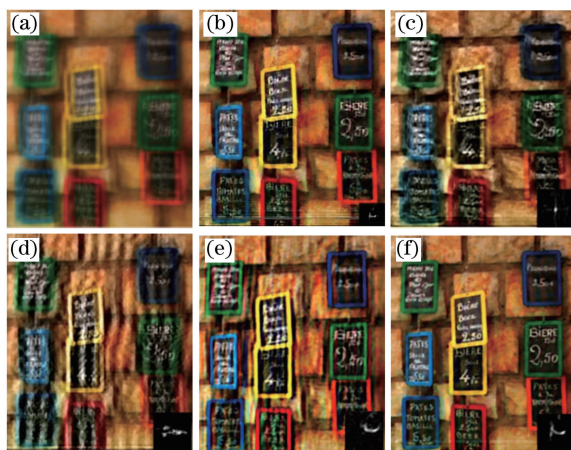


图5 Rahmen图像的去模糊结果。(a) 原图；(b) 文献[14]；(c) 文献[7]；(d) 文献[21]；(e) 文献[11]；(f) 本文方法  
Fig. 5 Deblurring results of the Rahmen image. (a) Original image; (b) Ref. [14]; (c) Ref. [7]; (d) Ref. [21];  
(e) Ref. [11]; (f) proposed method

## 4 分析与讨论

在实验结果的基础上,进一步比较了5种方法的运行时间,其比较结果如表1所示。

此外,还通过峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)对5种算法进行比较,其比较结果分别如表2、3所示。

表1 实验运行时间对比

Table 1 Comparison of the experimental running time

Image	Ref. [14]	Ref. [7]	Ref. [21]	Ref. [11]	Proposed
Fish	16.799	266.0	74.18	35.55	44.95
Roma	5.525	212.3	201.0	29.45	40.43
Rahmen	5.762	275.2	167.9	30.20	41.76

表2 PSNR对比结果

Table 2 Comparative results of PSNR

Image	Ref. [14]	Ref. [7]	Ref. [21]	Ref. [11]	Proposed
Fish	24.9776	18.7891	26.9669	24.6931	28.0875
Roma	2.6226	19.5697	28.1054	18.8047	22.8187
Rahmen	16.3540	13.1763	22.5559	17.6206	20.3639

表 3 SSIM 对比结果  
Table 3 Comparative results of SSIM

Image	Ref. [14]	Ref. [7]	Ref. [21]	Ref. [11]	Proposed
Fish	0.9111	0.8612	0.9368	0.9228	0.9482
Roma	0.7605	0.7291	0.9692	0.6429	0.8049
Rahmen	0.6366	0.4724	0.9552	0.6874	0.7851

分析表 1 的运行时间可以发现,文献[14]提供的是 C++ 代码,并采用 CUDA 进行提速,所以在运行时间上具有绝对的优势。在相同的 Matlab2014b 中运行另外 4 种算法,通过比较可以发现,本文算法相较于文献[11]算法,在处理时间上稍逊一筹,但是却比文献[7]、文献[21]算法快很多。PSNR 是最普遍、使用最为广泛的一种图像客观评价标准,基于对应像素点间的误差,即基于误差敏感的图像质量评价。SSIM 从处理后图像与原始图像的结构、亮度和对比度之间的相似性出发,评价一幅重建影像的质量优劣<sup>[22]</sup>。PSNR 和 SSIM 是图像处理,特别是图像去模糊中经常用到的客观评价指标。通过表 2、3 比较分析可以发现,本文算法处理得到的 PSNR 和 SSIM 虽然比文献[21]算法的结果低,但是从图 3~5 可以发现,本文算法得到的处理结果比文献[21]算法得到的处理结果视觉效果更好。综合比较表 1~3 还可以发现,文献[21]算法虽然能够得到较高的 PSNR 和 SSIM,但是该算法的耗时较长;文献[14]采用 C++ 算法能够缩短运行时间,但是 PSNR 和 SSIM 均比本文算法所得到的结果要低。综合而言,本文算法在保证运行时间的前提下,能够较好地提高 PSNR、SSIM 值,从而得到比较理想的结果。

## 5 结 论

提出了一种基于  $L_0$  范数正则化的模糊核方法,该方法以图像梯度  $L_0$  范数为正则项,以确保其最优化函数能够正确的进行模糊核估计。在反卷积时,采用以  $L_{0.5}$  为正则项的超拉普拉斯先验算法进行反卷积,得到最终的复原结果。通过实验可以发现,本文算法相比于其他相近的算法,能够准确地估计模糊核,其复原结果在边缘和细节处理上比较理想;本文算法在保证运算时间的前提下,能够得到较为理想的 PSNR 和 SSIM 值。但是,对于一幅高分辨率的图像,本文算法在处理上仍然存在着一一定的误差,这也是以后研究方向的重点。

## 参 考 文 献

- [1] Cui Hongxia, Liu Li, Liu Chang. Displacement vector detection method for low altitude dynamic imaging[J]. Chinese J Lasers, 2016, 43(9): 0904008.  
崔红霞, 刘 丽, 刘 畅. 低空动态成像位移矢量探测方法[J]. 中国激光, 2016, 43(9): 0904008.
- [2] Li Minghe, He Bin, Yue Jiguang, *et al.* Blurred image restoration of local uniform motion based on Z transform[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(5): 1193-1197.  
黎明和, 何 斌, 岳继光, 等. 基于 Z 变换的局部匀速运动模糊图像恢复算法[J]. 光学学报, 2009, 29(5): 1193-1197.
- [3] Zhao Yanyan, Yuan Yan, Su Lijuan. Point spread function estimation of blurring due to uniform linear motion in arbitrary direction[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(8): 0809003.  
赵妍妍, 袁 艳, 苏丽娟. 任意方向匀速直线运动模糊的点扩展函数估计[J]. 中国激光, 2012, 39(8): 0809003.
- [4] Wang W, Zheng J, Chen S, *et al.* Two-stage blind deconvolution scheme using useful priors[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(4): 1503-1506.
- [5] Yuan L, Sun J, Shum H. Image deblurring with blurred/noisy image pairs[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 204-213.
- [6] Cho S, Matsushita Y, Lee S. Removing non-uniform motion blur from images[C]. IEEE 11th International Conference on Computer Vision (ICCV), 2007: 1-8.
- [7] Krishnan D, Fergus R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2009: 1033-1041.
- [8] Han Yubing, Wu Lenan, Zhang Dongqing. Super-resolution reconstruction based on regularization[J]. Journal of

- Electronics & Information Technology, 2007, 29(7): 1713-1716.
- 韩玉兵, 吴乐南, 张冬青. 基于正则化处理的超分辨率重建[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(7): 1713-1716.
- [9] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, *et al.* Removing camera shake from a single photograph[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 787-794.
- [10] Shan Q, Jia J, Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 15-19.
- [11] Cho S, Lee S. Fast motion deblurring[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(5): 145-153.
- [12] Xu L, Jia J. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring[C]. 11<sup>th</sup> European Conference on Computer Vision, 2010: 157-170.
- [13] Pan J, Liu R, Su Z, *et al.* Kernel estimation from salient structure for robust motion deblurring[J]. Signal Processing Image Communication, 2012, 28(9): 1156-1170.
- [14] Xu L, Zheng S, Jia J. Unnatural  $L_0$  sparse representation for natural image deblurring[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 1107-1114.
- [15] Yan Jingwen, Peng Hong, Liu Lei, *et al.* Remote sensing image restoration based on zero-norm regularized kernel estimation[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(9): 2572-2579.  
闫敬文, 彭 鸿, 刘 蕾, 等. 基于  $L_0$  正则化模糊核估计的遥感图像复原[J]. 光学 精密工程, 2014, 22(9): 2572-2579.
- [16] Pan J, Hu Z, Su Z, *et al.* Deblurring text images via  $L_0$ -regularized intensity and gradient prior[C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014: 2901-2908.
- [17] Chen K, Fairag F, Adel A. Preconditioning techniques for an image deblurring problem[J]. Numerical Linear Algebra with Applications, 2016, 23(3): 570-584.
- [18] Chen Hua, Cai Yi, Yang Fengjuan, *et al.* A 3D-PSF selection method for microscopic imaging system based on energy distribution[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(2): 0211001.  
陈 华, 蔡 熠, 杨凤娟, 等. 一种基于能量分布的显微成像系统 3D-PSF 选取方法[J]. 光学学报, 2016, 36(2): 0211001.
- [19] Xue F, Liu J, Liu C, *et al.* A blur-SURE-let algorithm to blind PSF estimation for deconvolution[C]. The 2014 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing, 2014: 98-101.
- [20] Sun Shaojie, Wu Qiong, Li Guohui. Blind image deconvolution algorithm for camera-shake deblurring based on variational Bayesian estimation[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(11): 2674-2679.  
孙韶杰, 吴 琼, 李国辉. 基于变分贝叶斯估计的相机抖动模糊图像的盲复原算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11): 2674-2679.
- [21] Goldstein A, Fattal R. Blur-kernel estimation from spectral irregularities[C]. The 12<sup>th</sup> European Conference on Computer Vision-Volume Part V, 2012: 622-635.
- [22] Tian Lifang, Zhou Yuan. Blind image restoration research based on quantum bit code algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(2): 021002.  
田丽芳, 周 原. 基于量子比特编码算法的图像盲复原重建研究[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(2): 021002.