

文章编号 1004-924X(2015)07-2086-07

应用半二次罚函数的图像盲去模糊

廖永忠^{1,2*}, 蔡自兴¹, 何湘华²

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410081;
2. 湖南第一师范学院 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410205)

摘要: 由于现有的模糊图像盲恢复算法计算复杂度高, 计算量大, 本文提出了一种基于半二次罚函数的图像盲去模糊算法, 并进行了实验验证。应用图像噪声的多阶偏导数的高斯分布特性和图像梯度值服从 hyper-Laplacian 分布特性建立方程, 使用高效交替迭代的算法对方程求解。由于迭代过程中采用快速傅里叶变换一次求解, 故大大降低了运算时间, 同时获得了很好的恢复效果, 为实现实时视频图像去模糊奠定了基础。对一个百万像素级的图像进行了去模糊实验, 结果显示, 本文算法比当前流行的算法有更快的计算速度和更好的鲁棒性, 计算时间缩短了 60%。提出的算法为视频图像的实时盲恢复提供了新的工具。

关键词: 图像处理; 半二次罚函数; 盲去模糊; 迭代算法; 模糊核函数(点扩散函数)

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152307.2086

Image blind deblurring with half-quadratic penalty method

LIAO Yong-zhong^{1,2*}, CAI Zi-xing¹, HE Xiang-hua²

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410081, China;

2. Department of Information Science and Engineering,
Hunan First Normal University, Changsha 410205, China)

* Corresponding author, E-mail: lyz031608@126.com

Abstract: As existing image blind deblurring algorithms have larger and more complex computing, this paper proposes a new image blind deblurring algorithm based on half-quadratic penalty method, and verifies the feasibility of the algorithm by experiments. It formulates the optimization function by using the higher-order partial derivatives of image noise and the hyper-Laplacian priors of image gradients, then uses an efficient optimization scheme that alternates between PSF and latent image estimation to solve the proposed formula. As the fast Fourier transform has been used in iterative processing, the computing time is reduced greatly, and the restoration effects are improved. An deblurring experimental is performed on an image with pixel levels of 1×10^6 and the results demonstrate that the proposed method is more robust and more computationally efficiency than that of current blind deblurring algorithm and its computing time has been reduced by about 60%. The algorithm provides a new way for blind deblurring of video images in real time.

收稿日期: 2015-01-09; 修订日期: 2015-03-06.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61175064); 湖南省教育厅科学研究计划资助项目(No. 14C0244)

Key words: image processing; half-quadratic penalty; blind deblurring; iteration method; Point Spread Function(PSF)

1 引言

相机晃动形成的模糊是一类十分常见的图像模糊现象,去除这种模糊是图像复原的一个重要研究方向。图像去模糊过程的本质是求解一类不适定反问题,数学上就是求解一个反卷积方程,而核函数的估计与反卷积方程的病态性是图像去模糊研究的热点与难点问题。

图像的模糊核函数通常是未知或部分未知的,一般把这类图像去模糊问题称为图像的盲去模糊。盲去模糊算法是当前图像复原研究中十分活跃的一个领域,在近几年取得了很多高水平的研究成果,相关的顶级期刊和会议上有很多有关此类问题的文章^[1-3]。2011年,麻省理工学院(MIT)的Levin提出一种基于边缘概率密度函数的模糊核估计算法,其先用高斯混合分布模型表示自然图像的先验分布^[4-5],然后利用期望最大化(EM)算法交替迭代完成图像的去模糊。Taeg Sang Cho在文献[6]中根据图像直线边缘在模糊过程中会发生变化,其Radon变换与模糊核函数之间有确定对应关系这一特点,提出了确定模糊核函数的方法,然后用最大后验概率(MAP)法完成了图像去模糊。2011年,D. Krishnan等人又提出了一种利用自然图像梯度的 l_1 范数与 l_2 范数的比值作为正则化项的方法^[7],在多尺度下,采用交替求解核函数和清晰图像梯度的方法,估计模糊核函数,再用Split Bregman算法完成图像恢复。2013年,Bae H提出一种快速的模糊图像恢复算法^[8],他认为由于自然图像成稀疏分布,其主要信息都包含在图像的小部分块中,因此,通过提取含有这些信息边界的块,再把它们进行拼接,用这些去掉不包含模糊信息的冗余像素的模糊图像块即可完成模糊核的估计,该算法降低了计算量。Lin Zhong提出了一种强噪声下大尺寸模糊核的图像去模糊图像算法,其先利用方向滤波去噪,然后进行Radon变换重构出模糊核函数^[9]。2014年,Daniele Perrone通过进一步分析全变分图像盲去模糊算法,提出一种改进算法^[10]。与此同时,基于传统的参数估计的盲去模糊算法也得到了进一步的研究与发展^[11-12]。

上面提到的这些关于机器学习的交替迭代图像去模糊算法的计算量均十分巨大,迭代过程对计算机内存的要求也很高。本文提出了一种新的交替快速迭代算法,该算法能极大地提高图像去模糊速度,使得图像盲去模糊算法实现实时处理,为视频图像的实时盲恢复提供了新的工具。

2 原理与模型

一般来说,运动模糊图像的数学模型为:

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) + n(x, y), \quad (1)$$

式中: $g(x, y)$ 是模糊图像, $f(x, y)$ 是清晰图像, $h(x, y)$ 为模糊核函数(Point Spread Function, PSF),一般假定 $n(x, y)$ 为零均值的高斯噪声, \otimes 表示数学卷积。为简化起见,用 g, f, h, n 分别表示 $g(x, y), f(x, y), h(x, y), n(x, y)$,则在梯度域内,卷积方程可写为:

$$\nabla g = \nabla f \otimes h + \nabla n. \quad (2)$$

图像的盲去模糊只有在观测到模糊图像的条件下,才能确定清晰图像与模糊核函数,很明显这是一个不适定问题,有多组解满足方程,而正则化技术和先验知识为解决此类问题提供了很好的数学工具,由概率学知识可得:

$$p(\nabla f, h | \nabla g) = p(\nabla g | \nabla f, h) * p(\nabla f) * p(h). \quad (3)$$

由于图像噪声服从高斯分布,则噪声梯度分布仍然为高斯分布,有下式:

$$p(\nabla n) = p(\nabla g | \nabla f, h) = \prod_i N(\nabla n_i | 0, \delta_0^2), \quad (4)$$

式中: i 为像素的下标, δ_0^2 为噪声的方差。为了更准确地描述噪声,这里采用噪声的多阶偏导数来描述高斯噪声。先定义 $\nabla_0(\cdot), \nabla_x(\cdot), \nabla_y(\cdot), \nabla_{xy}(\cdot), \nabla_{xx}(\cdot), \nabla_{yy}(\cdot)$ 为信号的多阶偏导数,信号的零阶偏导数为信号本身,为简化起见,用 $\nabla^*(\cdot)$ 表示上述几项多阶偏导数, $q(\nabla^*)$ 表示其阶数,如当 $\nabla^* = \nabla_{xy}$ 时, $q(\nabla^*) = 2$ 。文献[13]已经证明,对于服从高斯分布的噪声,其多阶偏导数仍然服从高斯分布,其标准差只与阶数有关,即: $\delta_q = \sqrt{2^q} \delta_0$ 。

因此可以得到:

$$p(\nabla n) = p(\nabla g | \nabla f, h) = \prod_{\nabla^* \in \Theta} \prod_i N(\nabla^* n_i | 0, \delta_{q(\nabla^*)}^2) = \prod_{\nabla^* \in \Theta} \prod_i N(\nabla^* g_i | (\nabla^* f \otimes h)_i, \delta_{q(\nabla^*)}^2), \quad (5)$$

式中 Θ 是所有偏导数集合, 即:

$$\Theta = \{\nabla_0, \nabla_x, \nabla_y, \nabla_{xx}, \nabla_{yy}, \nabla_{xy}\}. \quad (6)$$

由统计学知识可知, 自然图像梯度值的统计特性服从重尾分布^[14-15], 超级拉普拉斯分布是一种能较好拟合自然图像梯度分布的重尾分布。其数学统计模型为:

$$p(\nabla f) = e^{-\|\nabla f\|_{\alpha_p}}, \quad (7)$$

其中: $\|\cdot\|_p$ 表示函数的 l_p 范数, α_p 为一个小于 1 的常数, 对于自然图像来说, α_p 取值一般为 $[0.5, 0.8]$ ^[14]。

模糊核函数的统计先验一般是稀疏分布, 容易证明, 模糊核函数梯度值的统计特性也服从稀疏分布, 即有:

$$p(h) = e^{-\|\nabla h\|_1}. \quad (8)$$

引入自然图像梯度值和模糊核函数先验知识后, 为了准确地估计清晰图像, 本文采用最大后验概率算法 (MAP) 完成模糊图像恢复。在模糊图像已知的条件下, 恢复出的清晰图像在所有解中出现的概率最大, 即:

$$(\hat{f}, \hat{h}) = \operatorname{argmax}_{f, h} (p(\nabla f, h | \nabla g)). \quad (9)$$

把式(3)和式(5)代入式(9)可得:

$$(\hat{f}, \hat{h}) = \operatorname{argmax}_{f, h} (p(\nabla g | \nabla f, h) * p(\nabla f) * p(h)) = \prod_{\nabla^* \in \Theta} \prod_i N(\nabla^* g_i | (\nabla^* f \otimes h)_i, \delta_{q(\nabla^*)}^2) * e^{-\|\nabla f\|_{\alpha_p}} * e^{-\|\nabla h\|_1}. \quad (10)$$

对上式取对数, 可得:

$$(\hat{f}, \hat{h}) = \operatorname{argmin}_{f, h} \left[\left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\tilde{\omega}_q}{2} \|\nabla^* (f \otimes h) - \nabla^* g\|_{\frac{2}{2}} \right) + \|\nabla f\|_{\alpha_p} + \|\nabla h\|_1 \right], \quad (11)$$

式中 $\tilde{\omega}_q$ 是一个与导数阶数相关的系数, 本文分别设置为 $\tilde{\omega}_q = \tilde{\omega}_0 / 2^q$, $\tilde{\omega}_0 = 1$ 。

3 分离变量的半二次罚函数法

半二次罚函数法是一种通过引入辅助变量求解非线性模型的算法^[16-17]。式(12)是一个很典型的基于超拉普拉斯先验知识的图像非盲卷积方程 (假定已知模糊核函数 h), 通过求解这个优化方程来介绍此算法。

$$\hat{f} = \operatorname{argmin}_f (\|f \otimes h - g\|_{\frac{2}{2}} + \|\nabla f\|_{\alpha_p}). \quad (12)$$

引入辅助变量 b , 令 $b \rightarrow \nabla f$, 然后添加一个新二次项 $\|b - \nabla f\|_{\frac{2}{2}}$, 则方程可写为:

$$(\hat{f}, \hat{b}) = \operatorname{argmin}_{f, b} (\|f \otimes h - g\|_{\frac{2}{2}} + \frac{\beta}{2} \|b - \nabla f\|_{\frac{2}{2}} + \|b\|_{\alpha_p}). \quad (13)$$

β 为正系数, 当 $\beta \rightarrow \infty$, 方程(13)的解就是方程(12)的解。通常采用交替迭代算法求解方程(13):

第一步, 固定 b , 更新 f

$$\hat{f} = \operatorname{argmin}_f (\|f \otimes h - g\|_{\frac{2}{2}} + \frac{\beta}{2} \|b - \nabla f\|_{\frac{2}{2}}). \quad (14)$$

第二步, 固定 f , 更新 b

$$\hat{b} = \operatorname{argmin}_b (\frac{\beta}{2} \|b - \nabla f\|_{\frac{2}{2}} + \|b\|_{\alpha_p}). \quad (15)$$

4 算 法

图像盲去模糊算法可转变为对一个方程优化求解的过程。

$$(\hat{f}, \hat{h}) = \operatorname{argmin}_{f, h} (\left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\tilde{\omega}_q}{2} \|\nabla^* (f \otimes h) - \nabla^* g\|_{\frac{2}{2}} \right) + \|\nabla h\|_{\alpha_p} + \|\nabla h\|_1). \quad (16)$$

与当前流行的交替迭代算法一样, 本文同样采用二步交替迭代算法, 区别在于每步都是一次求出该步的优化解, 从而减少了迭代次数和计算时间, 提高了算法的速度。对于方程(16), 优化步骤分为两步:

第一步, 固定 f , 求 h (h 步),

$$\hat{h} = \operatorname{argmin}_h (\left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\tilde{\omega}_q}{2} \|\nabla^* (f \otimes h) - \nabla^* g\|_{\frac{2}{2}} \right) + \|\nabla h\|_1). \quad (17)$$

第二步, 固定 h , 求 f (f 步),

$$\hat{f} = \operatorname{argmin}_f (\left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\tilde{\omega}_q}{2} \|\nabla^* (f \otimes h) - \nabla^* g\|_{\frac{2}{2}} \right) + \|\nabla f\|_{\alpha_p}). \quad (18)$$

如何快速求解这两个方程, 就变成图像盲去模糊的关键。

4.1 h 步的优化计算

h 步的优化计算采用分离变量的半二次罚函数法, 由原方程:

$$\hat{h} = \operatorname{argmin}_h (\left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\tilde{\omega}_q}{2} \|\nabla^* (f \otimes h) - \nabla^* g\|_{\frac{2}{2}} \right) + \|\nabla h\|_1). \quad (19)$$

引入辅助变量 b_1 , 可得到:

$$(\hat{h}, \hat{b}_1) = \operatorname{argmin}_{h, b_1} \left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\bar{\omega}_q}{2} \|\nabla^*(f \otimes h) - \nabla^* g\|_2^2 \right) + \frac{\lambda_1}{2} \|b_1 - \nabla h\|_2^2 + \|b_1\|_1. \quad (20)$$

根据 Split Bregman 迭代算法^[18], 引入新变量 t_1 , 新的方程为:

$$\begin{cases} (\hat{h}, \hat{b}_1) = \operatorname{argmin}_{h, b_1, t_1} \left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\bar{\omega}_q}{2} \|\nabla^*(f \otimes h) - \nabla^* g\|_2^2 \right) + \frac{\lambda_1}{2} \|b_1 - \nabla h - t_1\|_2^2 + \|b_1\|_1, \\ \hat{t}_1^{k+1} = t_1^k - b_1 + \nabla h \end{cases} \quad (21)$$

式中 λ_1 为正系数。

方程(21)的优化计算可以采用分离变量方法, 即:

$$\begin{cases} \hat{h}^{k+1} = \operatorname{argmin}_h \left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\bar{\omega}_q}{2} \|\nabla^*(f \otimes h) - \nabla^* g\|_2^2 \right) + \frac{\lambda_1}{2} \|b_1^k - \nabla h^k - t_1^k\|_2^2, \\ \hat{b}_1^{k+1} = \operatorname{argmin}_{b_1} \left(\frac{\lambda_1}{2} \|b_1^k - \nabla h^{k+1} - t_1^k\|_2^2 + \|b_1^k\|_1 \right), \\ \hat{t}_1^{k+1} = t_1^k - b_1^{k+1} + \nabla h^{k+1} \end{cases} \quad (22)$$

式中 k 为迭代次数, 方程组的第一个方程为一个标准的二次项, 利用快速傅里叶变换可以快速获得其优化解; 第二个方程可以采用简单快速的迭代收缩阈值算法 (ISTA) 进行计算^[19], 因此, 可以快速获得方程组的优化解。

求解第一个方程为:

$$\hat{h}^{k+1} = F^{-1} \left[\frac{F(f^k) \circ F(g) \cdot \lambda + \lambda_1 * \overline{F(\nabla)} \circ (F(b_1^k) - F(t_1^k))}{F(f^k) \circ F(f^k) \cdot \lambda + \lambda_1 * \overline{F(\nabla)} \circ F(\nabla)} \right], \quad (23)$$

式中: $\lambda = \sum_{\nabla^*} \bar{\omega}_q * \overline{F(\nabla^*)} \circ F(\nabla^*)$, $F(\cdot)$ 和 $F^{-1}(\cdot)$ 分别表示信号的傅里叶变换和信号的反傅里叶变换。求解方程组第二个方程的过程如下:

$$\begin{aligned} \hat{b}_i^{k+1} &= \max\{(|\nabla h_i^{k+1} - t_i^k| - \lambda_1), 0\} * \\ \operatorname{sign}(\nabla h_i^{k+1} - t_i^k) &= \max\{(|\nabla h_i^{k+1} - t_i^k| - \lambda_1), 0\} * \frac{\nabla h_i^{k+1} - t_i^k}{|\nabla h_i^{k+1} - t_i^k|}. \end{aligned} \quad (24)$$

4.2 f 步的优化计算

f 步的优化计算与 h 步优化计算类似。其原方程为:

$$\hat{f} = \operatorname{argmin}_f \left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\bar{\omega}_q}{2} \|\nabla^*(f \otimes h) - \nabla^* g\|_2^2 \right) + \|\nabla f\|_{a_p}. \quad (25)$$

引入辅助变量 b_2 , 可得到:

$$\begin{cases} (\hat{f}_2, \hat{b}_2) = \operatorname{argmin}_{f, b_2} \left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\bar{\omega}_q}{2} \|\nabla^*(f \otimes h) - \nabla^* g\|_2^2 \right) + \frac{\lambda_2}{2} \|b_2 - \nabla f\|_2^2 + \|b_2\|_{a_p}, \end{cases} \quad (26)$$

同样采用文献[20]的 Split Bregman 迭代算法, 有:

$$\begin{aligned} (\hat{f}_2, \hat{b}_2) &= \\ \operatorname{argmin}_{f, b_2} \left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\bar{\omega}_q}{2} \|\nabla^*(f \otimes h) - \nabla^* g\|_2^2 \right) &+ \\ \frac{\lambda_2}{2} \|b_2 - \nabla f - t_2\|_2^2 + \|b_2\|_{a_p}, \end{aligned} \quad (27)$$

其中 λ_2 为正系数。

方程(27)的优化计算过程与 h 步类似, 但是由于方程组的第三项是一个 l_p 范数项, 前面提到的 ISTA 无法应用, 即:

$$\begin{cases} \hat{f}^{k+1} = \operatorname{argmin}_f \left(\sum_{\nabla^* \in \Theta} \frac{\bar{\omega}_q}{2} \|\nabla^*(f \otimes h) - \nabla^* g\|_2^2 \right) + \frac{\lambda_2}{2} \|b_2^k - \nabla f^k - t_2^k\|_2^2, \\ \hat{b}_2^{k+1} = \operatorname{argmin}_{b_2} \left(\frac{\lambda_2}{2} \|b_2^k - \nabla f^{k+1} - t_2^k\|_2^2 + \|b_2^k\|_{a_p} \right), \\ \hat{t}_2^{k+1} = t_2^k - b_2^{k+1} + \nabla f^{k+1} \end{cases} \quad (28)$$

与 h 步算法一样, 方程组第一个方程解为:

$$\hat{f}^{k+1} = F^{-1} \left[\frac{F(h^k) \circ F(g) \cdot \lambda + \lambda_2 * \overline{F(\nabla)} \circ (F(b_2^k) - F(t_2^k))}{F(h^k) \circ F(h^k) \cdot \lambda + \lambda_2 * \overline{F(\nabla)} \circ F(\nabla)} \right]. \quad (29)$$

方程组第二个方程的求解过程如下:

$$\hat{b}_2^{k+1} = \operatorname{argmin}_{b_2} \left(\frac{\lambda_2}{2} \|b_2^k - \nabla f^{k+1} - t_2^k\|_2^2 + \|b_2^k\|_{a_p} \right). \quad (30)$$

使用文献[20]提出的查找表算法可以 (LUTs) 快速求解这个方程, 具体算法可以参考相关文献。

4.3 优化计算的细节

由于采用了快速傅里叶变换进行计算,在计算后需要对结果进行处理,通常使用下面的先验知识对迭代计算的中间结果进行处理:

(1)图像的像素值大于等于零;(2)模糊核函数的值大于等于零;(3)图像模糊过程中不损失图像的能量。

因此,在迭代过程中,需要对中间迭代结果进行下述处理:

$$\begin{aligned} (1) \hat{f}^k &= \text{sign}(\hat{f}^k) * \hat{f}^k, \\ (2) (\hat{h}^k)^{\frac{1}{2}} &= \text{sign}(\hat{h}^k) * \hat{h}^k, \\ (3) (\hat{h}^k)^{\frac{2}{2}} &= \frac{(\hat{h}^k)^{\frac{1}{2}}}{\|(\hat{h}^k)^{\frac{1}{2}}\|_1}, \end{aligned}$$

式中 $\frac{1}{2}$ 分别表示对 h 再进行两步的处理, $(\hat{h}^k)^{\frac{1}{2}}$ 表示对 \hat{h}^k 需要进行两步处理的第一步。

5 实验结果

5.1 合成模糊图像恢复

为了测试本文算法的性能,从不同文献中选择 6 幅图像(2 幅灰度图像,4 幅彩色图像)^[20,8],选择一个大模糊尺寸和一个小模糊尺寸的模糊核^[9,5],分别如图 1 和图 2 所示。互相卷积后得到 12 幅模糊程度不同的图像,然后加上 2% 的高斯白噪声,采用本文算法与 Levin^[4]和 Krishnan^[7]算法进行处理,计算 PSNR 值和计算耗时,结果分别如表 1 和表 2 所示。从表中可以看出,本文算法的 PSNR 值比另外两种算法的值都高,而计算时间远远低于另外两种算法(计算机配置如下:CPU 为 3.1 GHz,内存为 10 GB,软件为 MATLAB2012a,Levin 算法的计算时间是彩色图像一个通道恢复所需要的时间)。

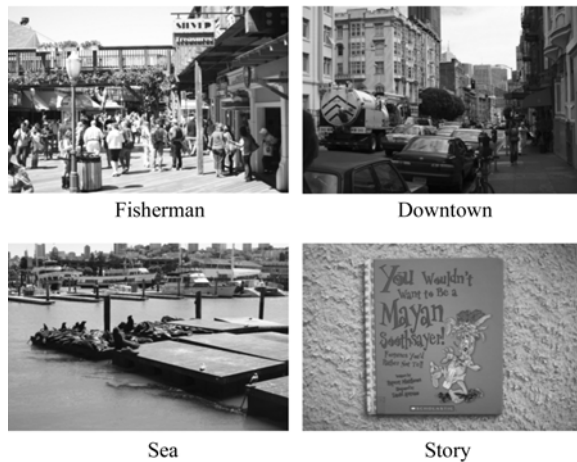


图 1 测试人工合成模糊的清晰图像

Fig. 1 Clear images used for testing synthetic blurred images

表 1 本文算法与 Krishnan 和 Levin 算法的 PSNR 值的比较

Tab. 1 Performance comparison of PSNRs between Krishnan, Levin methods and proposed method (dB)

image	Kernel01(size=51)			Kernel02(size=15)		
	Ours	Krishnan	Levin	Ours	Krishnan	Levin
Lena	21.83	17.19	15.40	18.79	18.98	17.94
DSC85	21.39	6.85	12.11	19.15	13.66	5.8
Fisherman	15.53	2.82	9.36	20.8	11.58	11.6
Downtown	15.67	6.12	14.3	18.91	13.94	9.83
Sea	14.71	7.0	10.22	17.68	13.67	10.23
Story	18.38	11.92	13.55	20.02	19.48	11.53

表 2 本文算法与 Krishnan 和 Levin 算法计算时间的比较

Tab. 2 Performance comparison of computation time between Krishnan, Levin methods and proposed method (s)

image	Kernel01(size=51)			Kernel02(size=15)		
	Ours	Krishnan	Levin	Ours	Krishnan	Levin
Lena	10.24	135.2	5 038	10.3	50.7	3 612
DSC85	46.4	289.7	10 408	37.43	105.4	3 816
Fisherman	92.65	407	9 969	84.1	127.9	8 976
Downtown	91.92	346.2	9 281	85.62	138.6	8 855
Sea	110.651	344.6	10 076	90	103.55	9 939
Story	113.94	310.5	7 754	84	87.65	9 505

5.2 实际图像恢复

图 3 是分别从文献[7]与文献[21]选择的 2 幅实际自然模糊图像。

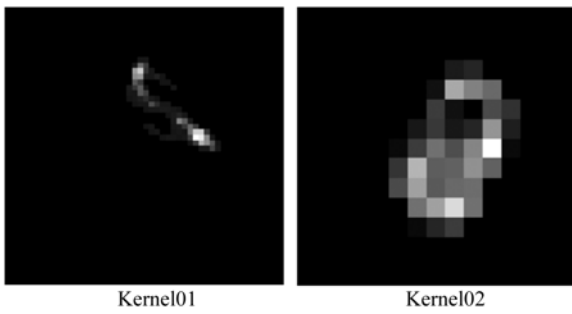


图 2 测试人工合成模糊图像的模糊核
Fig. 2 PSFs of synthetic blurred images

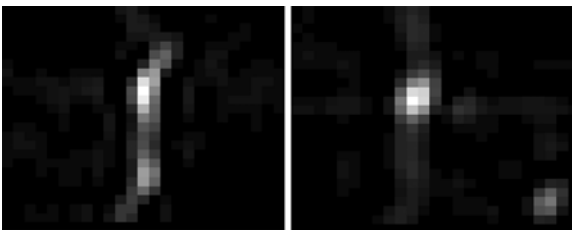


图 3 实际模糊图像
Fig. 3 Real world blurred images

采用与 Krishnan^[7]算法相同尺寸的模糊核进行算法对比实验,得到的实验结果如图 4 所示。



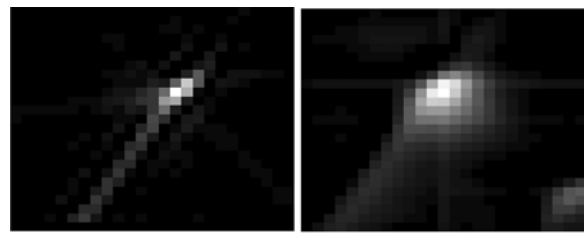
(a) Krishnan 算法去模糊结果 (b) 本文算法去模糊结果
(a) Deblurred result of Krishnan's (b) Deblurred result of proposed algorithm



(c) Krishnan 算法估计的 PSF (d) 本文算法估计的 PSF
(c) PSF estimated by Krishnan's algorithm (d) PSF estimated by proposed algorithm



(e) Krishnan 算法去模糊结果 (f) 本文算法去模糊结果
(e) Deblurred result of Krishnan's (f) Deblurred result of proposed algorithm



(g) Krishnan 算法估计 PSF (h) 本文算法估计 PSF
(g) PSF estimated by Krishnan's (h) PSF estimated by proposed algorithm

图 4 图像去模糊结果

Fig. 4 Deblurred images and estimated PSFs

从图 4 可以看出,本文算法在恢复图像的细节上表现更好,而且本算法所需要的时间大大低于 Krishnan 算法。

表 3 实际模糊图像去模糊计算时间比较

Tab. 3 Performance comparison of deblurring computation time for real blurred images (s)

Image	Method	
	Ours	Krishnan
Lyndsey	54.18	121.6
Boy	56.08	318.09

6 结 论

本文提出了一种新的快速迭代图像去模糊算法,并进行了实验验证。实验结果表明,由于迭代过程中采用快速傅里叶变换一次求解,大大降低了运算时间,并且仍然可以获得很好的恢复效果,为进一步实时视频图像去模糊奠定了基础。本文算法与所有运动模糊图像去模糊算法一样,不是对所有的模糊图像均有效,对于空变模糊核函数形成的运动模糊,本算法的效果仍然较差,这是以后进一步研究的方向。

参考文献:

- [1] PAN J SH, HU ZH, SU ZH X, *et al.*. Deblurring text images via L0-regularized intensity and gradient prior [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2014, 2901-2908.
- [2] HE N, LU K, BAO B K, *et al.*. Single-image motion deblurring using an adaptive image prior [J]. *Information Sciences*, 2014, 281: 736-749.
- [3] SROUBEK F, MILANFAR P. Robust multichannel blind deconvolution via fast alternating minimization[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1687-1700.
- [4] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, *et al.*. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution [C]. 2011 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011: 2657-2664.
- [5] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, *et al.*. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009: 1964-1971.
- [6] CHO T S, PARIS S, HORN B K P, *et al.*. Blur kernel estimation using the radon transform [C]. 2011 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011: 241-248.
- [7] Krishnan D, Tay T, Fergus R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011: 233-240.
- [8] BAE H, FOWLKES C C, CHOU P H. *Patch Mosaic for Fast Motion Deblurring*[M]. *Computer Vision-ACCV 2012*. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 322-335.
- [9] ZHONG L, CHO S, METAXAS D, *et al.*. Handling noise in single image deblurring using directional filters [C]. In *Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2013: 612-619.
- [10] PERRONE D, FAVARO P. Total variation blind deconvolution: The devil is in the details [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 2909-2916.
- [11] OLIVEIRA J P, FIGUEIREDO M A T, BLOUCAS-DIAS J M. Parametric blur estimation for blind restoration of natural images: Linear motion and out-of-focus [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(1): 466-477.
- [12] 廖永忠,蔡自兴,何湘华. 运动模糊图像盲解卷积的快速算法[J]. *光学 精密工程*, 2013, 21(10): 2688-2695.
- LIAO Y ZH, CAI Z X, HE X H. Fast algorithm for motion blurred image blind deconvolution [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10): 2688-2695.
- [13] SIMON M K. *Probability Distributions Involving Gaussian Random Variables: A Handbook for Engineers and Scientists*[M]. Norwell: Academic Publishers, 2007.
- [14] SIMONCELLI E P. *Bayesian Denoising of Visual Images in the Wavelet Domain*[M]. New York: Bayesian inference in wavelet-based models, 1999: 291-308.
- [15] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, *et al.*. Removing camera shake from a single photograph [C]. *SIGGRAPH*, 2006: 787-794.
- [16] GEMAN D, YANG C. Nonlinear image recovery with half-quadratic regularization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995, 4(7): 932-946.
- [17] WANG Y, YANG J, YIN W, *et al.*. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2008, 1(3): 248-272.
- [18] YIN W, OSHER S, GOLDFARB D, *et al.*. Bregman iterative algorithms for ℓ_1 -minimization with applications to compressed sensing[J]. 2008, 1(1): 143-168.
- [19] BECK A, TEBOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183-202.
- [20] KRISHNAN D, FERGUS R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2009, 22: 1-9.
- [21] SHAN Q, JIA J, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image [C]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2008, 27(3): 73.

作者简介:



廖永忠(1976—),男,湖南常德人,博士研究生,副教授,2006年于湖南师范大学获得工学硕士学位,主要从事信号处理方面的研究。E-mail: lyz031608@126.com

导师简介:



蔡自兴(1938—),男,福建莆田人,教授,博士生导师,主要从事智能控制、机器视觉等方面的研究。E-mail: zxcai@csu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)