

文章编号 1004-924X(2013)05-1340-09

基于归一化超拉普拉斯先验项的运动模糊图像盲复原

王国栋^{1*}, 徐 洁², 潘振宽¹, 刘存良¹, 杨金宝¹

(1. 青岛大学 信息工程学院, 山东 青岛 266071;

2. 青岛大学 物理科学学院, 山东 青岛 266071)

摘要: 基于变分方法提出了一种运动模糊退化图像的盲复原算法。考虑自然场景的图像梯度符合长拖尾概率分布, 提出的方法采用归一化的超拉普拉斯先验项作为变分能量方程中的光滑项, 从而有利于图像在去模糊的求解过程中正确收敛。由于建立的能量方程不是严格凸的函数, 故引入了分裂方法进行求解。整个运动模糊退化图像的盲复原过程在多尺度框架下由粗到细尺度渐进执行。最后利用估计出的点扩展函数计算清晰图像。相对于传统的盲复原算法, 本文提出的算法不需要预测图像的梯度信息和对梯度进行筛选, 直接求解能量方程就能够得到相应的正确解。得到的结果验证了本文算法的有效性。

关键词: 图像盲复原; 运动去模糊; 归一化超拉普拉斯先验; 变分方法; 分裂方法

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132105.1340

Blind image restoration based on normalized hyper laplacian prior term

WANG Guo-dong^{1*}, XU Jie², PAN Zhen-kuan¹, LIU Cun-liang¹, YANG Jin-bao¹(1. *Department of Information Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071, China;*2. *Department of Physics Science, Qingdao University, Qingdao 266071, China)** *Corresponding author, E-mail: doctorwgd@gmail.com*

Abstract: An blind image restoration method for degraded motion images is proposed based on the variational method. As image gradient is coincident with the probability distribution of heavy-tailed characteristics in a natural scene, the method uses normalized hyper Laplacian prior term as a smooth term of variational energy equation to converge the solution of the equation exactly in image deblurring. To reduce the complexity of equation solution, a fast method called split method is introduced. A multi-scale framework is established to perform the deblur procedure from large scale to small scale until the blur kernel is gotten. Finally, the estimated kernel function and clear image are used as the initial value for the next scale. Using the estimated kernel, the final clear image can be gotten by the total variation method. As compared with traditional image restoration methods, the proposed method can obtain the exact solution by direction solution of the energy equation conveniently without predetermining and selecting the image gradients. Experiments demonstrate the feasibility and validity of the proposed method.

Key words: blind image restoration; motion deblur; normalized hyper laplacian prior; variational method; split method

收稿日期: 2013-01-02; 修订日期: 2013-02-01.

基金项目: 山东省自然科学基金资助项目(No. ZR2010FQ030); 国家自然科学基金资助项目(No. 61170106)

1 引言

由于相机在成像时的抖动会造成图像模糊,在数码相机日益普及的今天,这种模糊无处不在。从模糊图像恢复清晰图像的过程被称为运动模糊退化图像复原过程。由于事先不能确定模糊核函数,故这种复原又称为运动模糊图像盲复原。图像去模糊技术在刑侦、测量、监控及军事等领域有着重要的应用。由于不能确定模糊核函数,因此是一类病态问题,需要借助于图像中的先验知识进行辅助求解。

本文研究的是通过输入一幅单张模糊退化图像得到卷积核函数并计算出清晰图像,不需要额外的硬件设备,因此应用面更加广泛。另外本文处理的是图像的全局模糊,即在图像中的所有点处的模糊函数都是统一的。

Chan^[1]提出用变分方法处理图像的模糊,不过此方法没有结合模糊的先验知识,直接把卷积核的总变分项引入能量方程进行求解。该方法第一次提出采用变分能量模型来求解点扩展函数和清晰图像。实验证明此方法虽然具有一定的通用性,但实用效果不好。Fergus^[2]提出了采用图像的先验知识的方法进行辅助求解,通过观察清晰自然场景图像的梯度分布符合长拖尾分布,而受到模糊退化后的图像不符合这一特征,作者采用多高斯概率分布拟合长拖尾分布。另外作者在文中提出了多尺度复原的思路,保证了算法的鲁棒性。虽然有若干缺点,但是后期运动图像盲复原算法,都受此文思路的影响。Shan^[3]发现多高斯概率分布拟合长拖尾分布速度较慢,他提出了分段函数来拟合这种分布。另外作者引入一阶和二阶数据项,并根据图像中的平滑部分来抑制振铃现象的发生。Levin^[4]在文中没有提新的运动模糊退化图像的盲复原算法,而是对比较好的去模糊算法^[2-3]进行了比较,采用变分能量方法直接求解运动去模糊问题会失败的原因在于图像在复原过程中能量项的值不一定是减小的,大多数情况下是增大的,而且图像中的细节部分会对整个复原过程产生不利的影响。此文章发表后很多后期的算法^[5-7]都采用限制图像中小的梯度,或者直接选择大梯度进行求解。

Hui^[5]采用图像的梯度信息来估计点扩展函数,通过梯度信息计算傅立叶功率谱来估计造成图像模糊的核矩阵,该方法的好处是对于直线运动引起的运动模糊有很好的效果,但是对于实际的相机运动造成的模糊效果不好。Cho^[6]提出了快速的运动去模糊方法,首先采用双边滤波去除图像中的噪声信息,然后利用 Shock 滤波增强图像的边缘,对增强后的图像建立梯度筛选规则,把梯度超过一定阈值的信息保留下来,并在从粗尺度到细尺度逐渐变化的过程中依次增大梯度的阈值,使得越来越多的图像信息被用来估计点扩展函数,另外进一步加速求解过程,还利用 GPU 进行硬件加速,使得整体算法在速度上有了很大提升。但是作者也指出,如果图像中存在大量的细节部分时,会影响到算法的效果。Xu^[7]分析了前面算法的特点,提出了两步法去除图像的运动模糊,首先采用 Shock 滤波增强图像的边缘,考虑到细小的边缘信息会退化点扩展函数的效果,提出了有用信息的筛选规则,只有大的梯度信息用指导点扩展函数的估计,这样估计出的点扩展函数存在一定的误差,他又提出修正的方法,依据点扩展函数是一条连续的轨迹这一准则采用压缩感知的方法进行修正。整个算法效果较好,但是过程较复杂。

Hong^[8]分析了单图像去模糊算法的主要不足,提出了估计并优化点扩展函数的过程,采用自适应的光滑项来建立变分能量方程。他认为造成运动模糊点扩展函数的轨迹应该是单像素的,因此他采用这一原则对其进行修正。整个算法实际上是把运动去模糊的变分能量方程中的光滑项用非线性各向同性的光滑项进行了替代,并且在离散化的过程中采用了八邻域差分来进行实现。从结果看,他的实验效果没有比以前提到的效果有明显改善。Raskar^[9]提出在频域内去除运动模糊的算法,虽然需要特定照相机的帮助,但是其计算点扩展函数的方法被后来很多基于单图像进行运动去模糊算法所采用。

目前国内文献在利用单幅图像进行自然场景图像的盲复原方面多是处理直线运动引起的图像模糊^[10-14],且大多数的算法都是采用合成的图像进行研究,对自然场景的运动去模糊基本处于空

白状态。

本文提出了新的点扩展函数的估计方法,考虑自然场景图像梯度符合长拖尾概率分布,本文所提方法采用归一化的超拉普拉斯先验项作为变分能量方程中的光滑项。引入的光滑项更加有利于图像在去模糊的求解过程中向正确解收敛。相对于前面描述的算法,本文提出的算法不需要预测图像的梯度信息,也不需要梯度进行筛选,直接求解该能量方程就能够得到相应的正确解。另外为了减速并简化所提能量方程的求解,本文采用分裂方法来进行求解。实验结果证明了本文所提算法的有效性。

2 问题描述

运动模糊退化图像的数学模型为:

$$f = k * u + n, \quad (1)$$

式中: f 表示运动模糊退化后的图像, k 表示模糊核矩阵即点扩展函数, u 表示原始场景信息, n 表示成像过程中产生的噪声。由于相机抖动不能简单认为是直线运动,因此估算点扩展函数是个难点。与其它有效的去模糊算法一样,本文也采用多尺度的方式进行估计。在估计点扩展函数时,根据图像自动计算点扩展函数的维数是个难点,当前都是通过人工输入的方式来确定卷积核的维

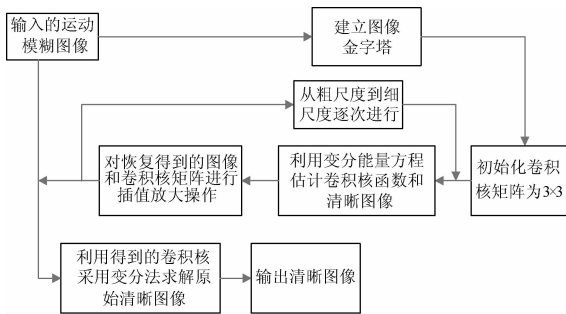


图 1 多尺度运动去模糊流程示意图

Fig. 1 Flow chart of motion deblur in multiscale framework

数。整个算法的流程图如图 1 所示。图像金字塔采用降采样的方式进行,金字塔的层数由模糊核函数的大小而定,越大的维数对应越多的层数,这样保证恢复的过程也更加精确。尺度的选择与 Fergus^[2]的方法相同,初始核函数大小为 3×3 ,

初始方向取水平或垂直不影响最终的结果。降采样和插值放大倍数选择为 1.4。在粗尺度估计出的模糊核函数和清晰图像插值放大后作为细尺度上的初始值,整个算法由粗尺度到细尺度依次渐进执行。在每一层上点扩展函数的估计和清晰图像的恢复采用第 3 部分所提模型进行求解。通过多尺度框架计算得到的点扩展函数并由总变分模型求解,得到清晰图像。多尺度算法保证了点扩展函数计算的精确性和鲁棒性。

3 基于归一化超拉普拉斯先验项的复原算法

3.1 模型的建立

前面文献中提到的都不是建立统一的能量方程模型然后进行求解,其原因如 Levin 所述,即总变分项不能保证在去模糊时能量是下降的,反而有时是上升的,这样采用梯度降求解时往往得不到希望的解。Hurley^[15]对比了归一化总变分项相对于其它光滑项的好处,在 Krishnan^[16]中作者通过实验证明了归一化的总变分项是有利于模糊图像向清晰图像转化的,没有考虑梯度的分布依然使得算法不能得到更好的结果。

Fergus^[2]采用了自然图像未模糊的梯度概率分布符合长拖尾分布作为先验知识,Shan^[3]把梯度概率分别采用分段的函数来近似,Krishnan^[15]指出自然图像的长拖尾分布可以用超拉普拉斯分布来近似,并在文中指出了优越性。本文将采用梯度的超拉普拉斯分布作为先验知识引入到能量方程中,为了保证求解时能量是下降的,采用归一化的超拉普拉斯分布作为光滑项。归一化的超拉普拉斯项实际上是拉普拉斯项除以图像的总能量得到的值,由于图像的总能量在每一步的计算过程中是一个常数,因此不影响图像梯度的长拖尾分布。在数据项的选择上,本文采用 TVL1 数据项,采用数据的高频信息梯度值作为数据项逼近的依据。本文提出的复原算法的能量方程为:

$$E(u, k) = \int_{\Omega} |k * \nabla u - \nabla f| dx + \lambda_1 \frac{\int_{\Omega} |\nabla u|^p dx}{\int_{\Omega} |\nabla u|^2 dx} + \lambda_2 \int_{\Omega} |k| dx \quad (0.5 \leq p \leq 0.8), \quad (2)$$

式中:第一项是数据项,由于保证恢复的图像和原图像的相似度,*为卷积操作。文献[17]中作者指出在进行图像处理时利用 L_1 范数比 L_2 范数在边缘保持方面更加有优势,因此本文采用 L_1 范数的数据项。 ∇ 表示梯度操作。第二项是归一化的超拉普拉斯分布项,当 p 在0.5至0.8区间内取值时,可以使得恢复的图像更加符合自然场景特性,也就是梯度符合长拖尾分布,本文参照文献[18], p 取值为0.66,本文后面的实验中也对比了 p 取0.5的情况。造成运动模糊的核函数有个特点,即核函数大部分原始为0,只有在运动轨迹上的点不为零,因此卷积核函数是一个稀疏矩阵,第三项是对卷积核函数的稀疏限制。 λ_1 和 λ_2 为系数。式(2)为在每一尺度上估计模糊核函数和清晰图像的能量方程。

3.2 模型的求解

对于上面的能量方程,本文通过交替迭代的方法来进行求解,为了表示方便 $x = \nabla u, y = \nabla f$

$$E(x, k) = \int_{\Omega} |k * x - y| dx + \lambda_1 \frac{\int_{\Omega} |x|^p dx}{\int_{\Omega} |x|^2 dx} + \lambda_2 \int_{\Omega} |k| dx \quad (0.5 \leq p \leq 0.8). \quad (3)$$

为了计算采用分裂法求解^[17],令 $v = k * x - y$,式(3)能量方程变为:

$$E(v, x, k) = \int_{\Omega} |v| dx + \lambda_1 \frac{\int_{\Omega} |x|^p dx}{\int_{\Omega} |x|^2 dx} + \lambda_2 \int_{\Omega} |k| dx + \frac{\theta}{2} \int_{\Omega} (k * x - y - v)^2 dx, \quad (4)$$

θ 为系数。固定 k 求 u

$$E(v, x) = \int_{\Omega} |v| dx + \lambda_1 \frac{\int_{\Omega} |x|^p dx}{\int_{\Omega} |x|^2 dx} + \frac{\theta}{2} \int_{\Omega} (k * x - y - v)^2 dx. \quad (5)$$

对 v

$$v = k * x - y - \frac{1}{\theta} \frac{v}{|v|}. \quad (6)$$

利用小波软阈值公式求解:

$$v = \max\left(\text{abs}(k * x - y) - \frac{1}{\theta}, 0\right) \text{sign}(k * x - y). \quad (7)$$

其中: \max 表示取两个数中值大的操作, abs 表示取绝对值, sign 为符号函数。

对于 x ,式(5)中由于在分母上有 x 项,因此能量方程非凸并难以直接求解,但是可以采用它的近似值,在迭代的时候用上一步的 $\int_{\Omega} |x|^2 dx$ 近似当前步的值,因此求式(5)对 x 的欧拉方程为:

$$\theta k' * (k * x - y - v) + \lambda_1 \frac{p |x|^{p-1}}{\int_{\Omega} |x|^2 dx} \frac{x}{|x|} = 0, \quad (8)$$

其中: $k'(x, y) = k(-x, -y)$,即 k' 是 k 的中心对称矩阵。 x 不方便求解,为了简单起见,利用梯度降求解,离散化后:

$$x^{k+1} = x^k - \Delta t \left[k' * (k * x^k - y - v) + \frac{\lambda_1 p |x^k|^{p-1}}{\theta \int_{\Omega} |x^k|^2 dx} \frac{x^{k+1}}{|x^{k+1}|} \right], \quad (9)$$

式中: Δt 为迭代步长,利用小波软阈值公式求解公式(9):

$$x^{k+1} = \max(\text{abs}(x^k - \Delta t k' * (k * x^k - y - v)) - \Delta t \frac{\lambda_1 p |x^k|^{p-1}}{\theta \int_{\Omega} |x^k|^2 dx}, 0) \text{sign}(x^k - \Delta t k * (k * x^k - y - v)). \quad (10)$$

式中 x^{k+1} 表示第 $k+1$ 步的 x 值, x^k 表示第 k 步的 x 值,通过实验取 $p=0.66$ 能够得到更好的解。

固定 x, v 求 k .

$$E(k) = \lambda_2 \int_{\Omega} |k| dx + \frac{\theta}{2} \int_{\Omega} (k * x - y - v)^2 dx. \quad (11)$$

由于卷积核函数 k 的维数要低于原始图像的维数,因此对 k 的求解不能采用欧拉方程的方式求解,本文采用在压缩感知领域求解的IRLS^[19]方法进行求解,内部迭代采用共轭梯度法。在每一尺度上,通过上述能量方程的求解,就能够计算出当前尺度上的模糊核函数和清晰图像。在最细尺度计算出核函数后,本文通过总变分方法^[20]来得到原始清晰的图像。TV方程如式(12)所示:

$$E(u) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (k * u - f)^2 dx + \lambda \int_{\Omega} |\nabla u| dx. \quad (12)$$

方程(12)同样通过引入分裂Bregman进行求解。

4 实验结果及分析

为了对比本文提出的算法的有效性,本文选取了 6 幅运动模糊退化的图像,进行盲复原实验,并对比了当前运动模糊退化图像去除最好的几种算法。为了表示方便,计算出的运动模糊核放在恢复图像内部的右上角。图 2 是选取自文献[3]中的图片,图像尺寸为 800×532 ,估计的卷积核大小为 25×25 , p 取 0.66。从结果看,本文方法能够很好的恢复图像中的细节部分,达到了运动去模糊的效果。

图 3 是一幅远程风景的运动模糊图像,图像尺寸为 $1\ 600 \times 1\ 064$,估计的卷积核大小为 51×51 , p 取 0.66,本文方法很好地恢复了图像中的细节部分,估计的卷积核函数为一条曲线,很好地符合了抖动拍摄时的相机轨迹。

图 4 是另一幅图像,图像大小为 $1\ 024 \times$

1 280,恢复出的卷积核大小为 27×27 , p 取 0.66,本文所提的算法在图像的对对比度及边界保持方面达到了很好的效果。

图 5 是从文献[6]截取图像,图像大小为 858×558 ,恢复出的卷积核大小为 19×19 。在实验中对比了 p 取不同大小对恢复结果的影响。从图中可以看出 p 取 0.66 时比 p 取 0.5 时恢复的结果更加符合自然场景图像梯度分布规律,另外得到的卷积核函数更加光滑,也更加符合运动模糊相机轨迹的特征。

图 6 是另一幅图像,其大小为 535×400 ,恢复出的卷积核大小为 31×31 ,图中所示为本文所提的算法 p 取 0.66、0.5 时与其它方法对比的结果。

图 7 是另一幅图像,其大小为 425×404 ,恢复出的卷积核大小为 25×25 ,图中所示为本文所提的算法 p 取 0.66、0.5 时与其它方法对比的结果。



图 2 文献[3]中模糊图像采用本文算法的复原效果
Fig. 2 Recovery of a real-world image from Ref. [3]

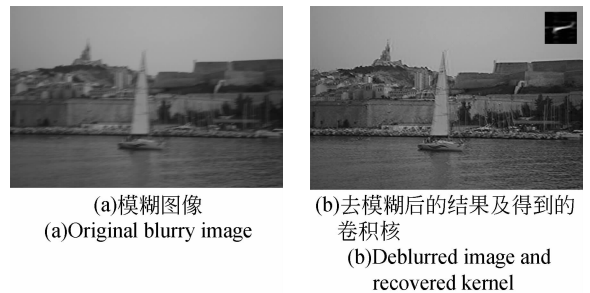


图 3 真实图像的复原效果
Fig. 3 Recovery of a real-world image

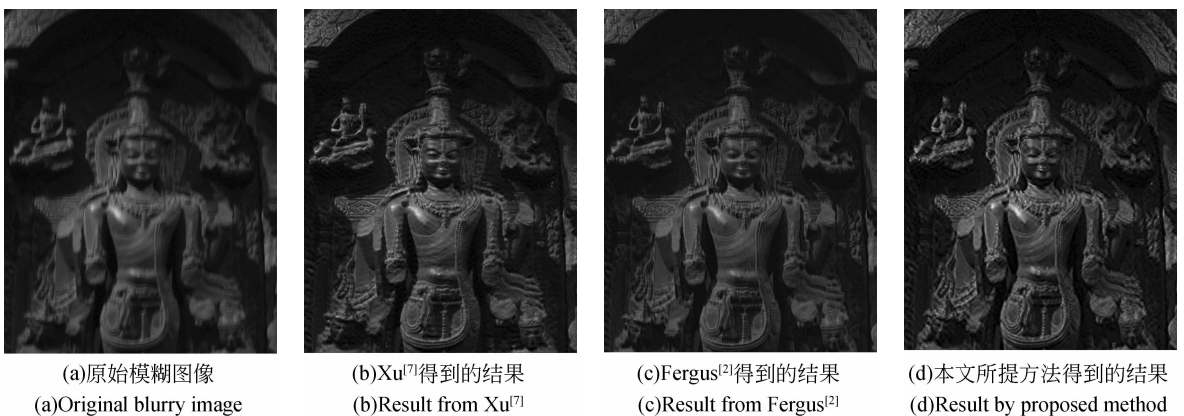


图 4 不同算法复原的对比结果
Fig. 4 Comparison of previous deblurring methods

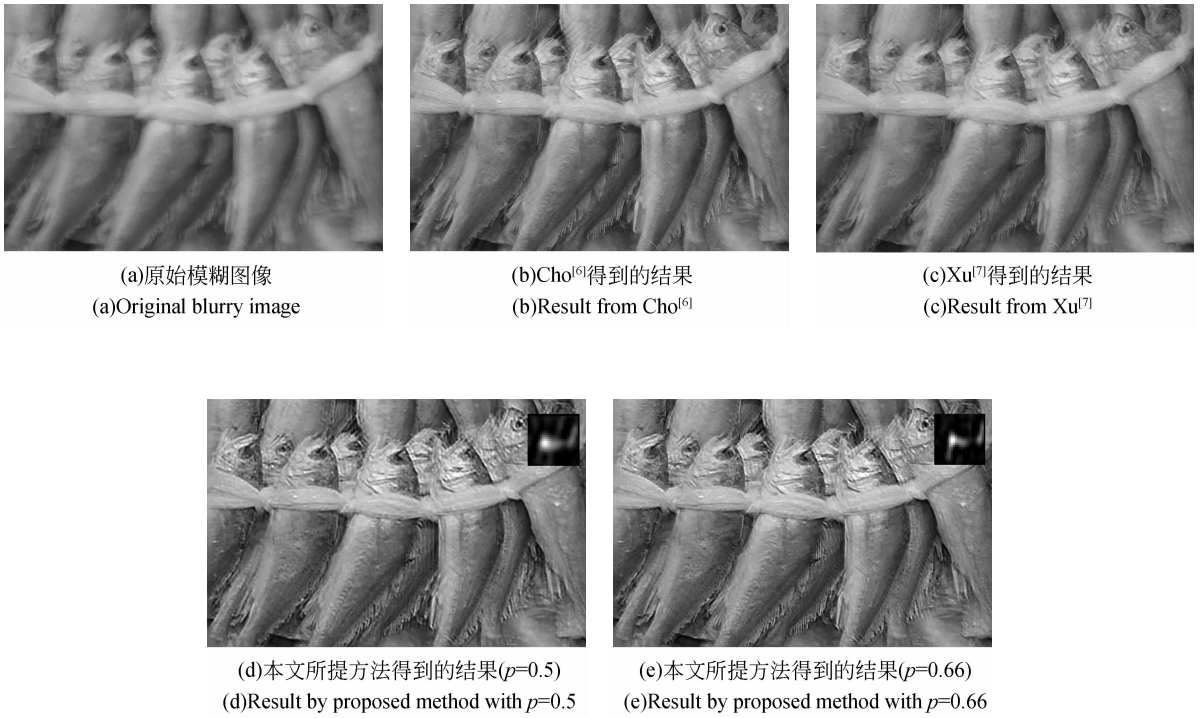


图 5 不同算法复原的对比结果

Fig. 5 Comparison of previous deblurring methods



图 6 不同算法复原的对比结果

Fig. 6 Comparison of previous deblurring methods

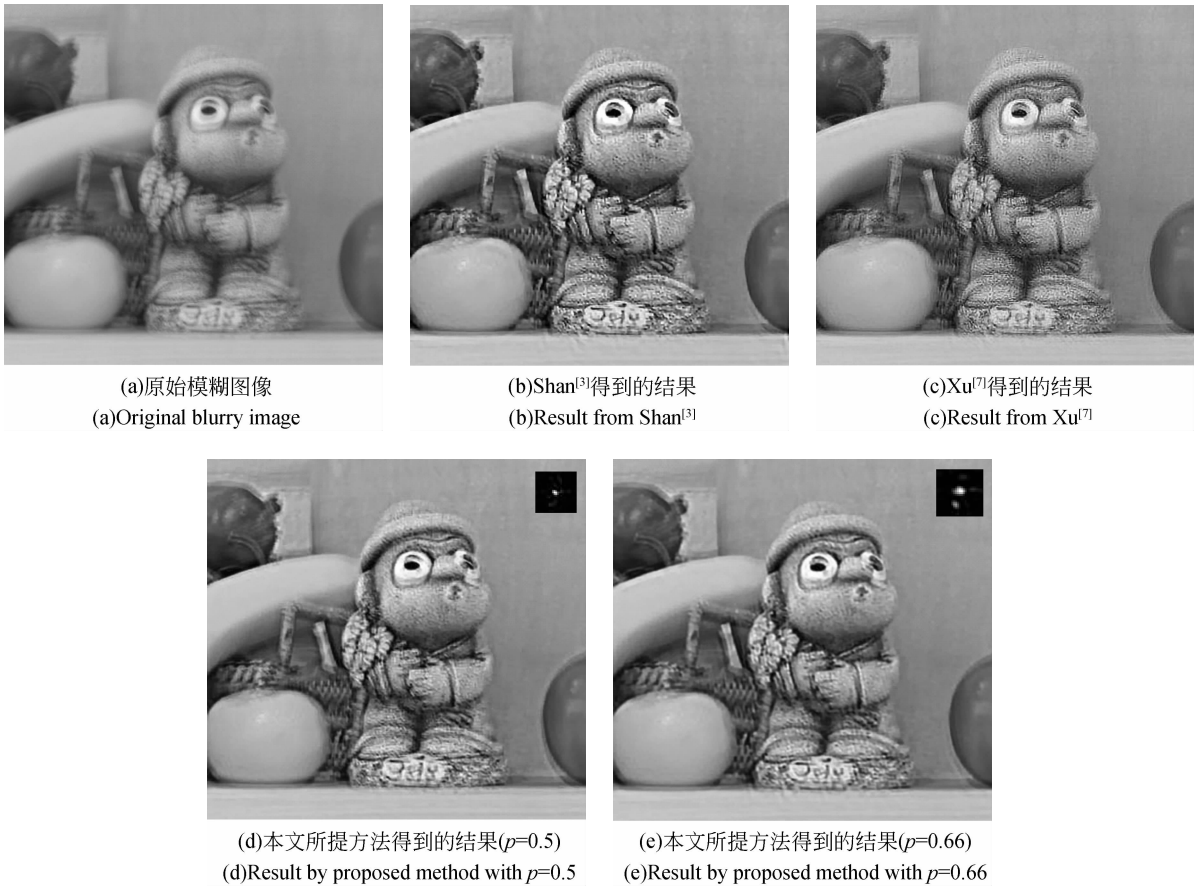


图 7 不同算法复原的对比结果

Fig. 7 Comparison of previous deblurring methods

5 结 论

本文基于变分方法提出了一种运动模糊退化图像的盲复原算法,本方法在多尺度框架下由粗到细渐进执行。引入的归一化超拉普拉斯项符合图

像梯度的长拖尾分布,更加有利于能量方程的求解,能够收敛到清晰图像的解,因此对能量方程求得的最优解就是要得到的清晰图像和模糊核函数。本文提出的方法很好地解决了由于运动模糊造成的图像模糊的恢复求解问题,具有很高的实际应用价值。

参考文献:

- [1] CHAN T, WONG C. Total variation blind deconvolution [J]. *IEEE Tran. Image Processing*, 1998, 7(3):370-375.
- [2] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, *et al.*. Removing camera shake from a single photograph [J]. *ACM Transaction on Graphics*, 2006, 25(3): 787-794.
- [3] SHAN Q, JIA J, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image [J]. *ACM Transaction on Graphics*, 2008, 27(3):731-740.
- [4] LEVIN A, WEISS Y, DURAND E, *et al.*. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [C]. *CVPR*, 2009:1964-1971.
- [5] HUI J, LIU C. Motion blur identification from image gradients [C]. *CVPR*, 2008:1-8.
- [6] CHO S, LEE S. Fast motion deblurring [C]. *Proc. of SIGGRAPH ASIA*, 2009:1-8.
- [7] XU L and JIA J. Two-Phase Kernel Estimation for Robust Motion Deblurring [C]. *ECCV*, 2010: 157-170.
- [8] HONG H, PARK K. Single-image motion deblurring using adaptive anisotropic regularization [J].

- Optical Engineering*, 2010, 49(9): 097008-1-13.
- [9] RASKAR R, AGRAWAL A, TUMBLIN J. Coded exposure photography: Motion deblurring via fluttered shutter [J]. *ACM Transaction on Graphics*, 2006, 25(3):795-804.
- [10] 陈前荣, 陆启生, 戴礼智. 基于方向微分的运动模糊方向鉴别 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5): 590-595.
CHEN Q R, LU Q SH, CHENG L ZH. Identification of motion blur direction from motion blurred image by direction derivation method [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(5): 590-595. (in Chinese)
- [11] 胡春华, 马旭东, 戴先中. 基于TVGA正则化的室内运动模糊图像恢复 [J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(9): 1531-1536.
HU CH H, MA X D, DAI X Z. Regularized motion blurred image restoration based on topkis veinott gradient approach in indoors [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(9): 1531-1536. (in Chinese)
- [12] 赵琳, 金伟其, 陈翼男, 等. 一种新的运动模糊图像超分辨率盲复原算法 [J]. 光子学报, 2008, 37(11): 2355-2359.
ZHAO L, JIN W Q, CHEN Y N, *et al.*. A new blind restoration of motion blurred images based on super-resolution method [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, 37(11): 2355-2359. (in Chinese)
- [13] 付中梁, 冯华君, 徐之海, 等. 二维任意运动形式模糊图像的恢复 [J]. 光学学报, 2010, 30(2): 369-372.
FU ZH L, FENG H J, XU Z H, *et al.*. Restoration of image blurred by any form motion in two dimension [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(2): 369-372. (in Chinese)
- [14] 赵志刚, 程姝, 王国栋, 等. 基于运动估计的模糊图像盲复原 [J]. 光电子·激光, 2012, 23(10): 2010-2016.
ZhAO ZH G, CHENG SH, WANG G D, *et al.*. Blind restoration of blurred image using motion estimation [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2012, 23(10): 2010-2016. (in Chinese)
- [15] HURLEY N, RICKARD S. Comparing measures of sparsity [J]. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 2009: 4723-4741.
- [16] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [C]. *CVPR*, 2011: 233-240.
- [17] OSHER S, MAO Y, DONG B, *et al.*. Fast linearized bregman iteration for compressive sensing and sparse denoising [J]. *Commun. Math. Sci.*, 2010, 8(1): 93-111.
- [18] KRISHNAN D, FERGUS R. Fast image deconvolution using hyper-laplacian priors [C]. *In NIPS*, 2009:1033-1041.
- [19] LEVIN A, FERGUS R, DURAND F, *et al.*. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture [J]. *ACM Transaction on Graphics*, 2007, 26(3): 701-709.
- [20] RUDIN L, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Physica D*, 1992, 60: 259-268.
- [21] 孙辉. 相位相关技术实现离焦模糊图像运动估计 [J]. 液晶与显示, 2012, 27(2): 223-228.
SUN H. Estimation of displacement for out-of-focus blurred image using phase-only correlation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(2): 223-228. (in Chinese)

作者简介:



王国栋(1980—),男,山东潍坊人,博士,副教授,硕士生导师,2008年于华中科技大学获得博士学位,主要从事图像运动模糊退化图像复原、图像分割、变分图像科学的研究。E-mail: doctorwgd@gmail.com



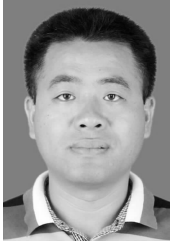
徐洁(1980—),女,河南郑州人,博士,讲师,2009年于华中科技大学获得博士学位,主要从事图像处理的应用研究。E-mail: xujie@gmail.com



潘振宽(1966—),男,山东潍坊人,博士,教授,博士生导师,1992年于上海交通大学获得博士学位,现为青岛大学信息工程学院院长,CCF高级会员,主要从事图像处理、变分图像科学的研究。E-mail: zkpan@qdu.edu.cn



杨金宝(1979—),男,山东高唐人,博士,2008年于山东大学获得博士学位,主要从事图像配准的理论和应用研究。E-mail: yangjinbao@163.com



刘存良(1977—),男,山东即墨人,博士研究生,2003年于沈阳理工大学获得硕士学位,主要从事多相图像分割的理论和应用研究。E-mail: clliu@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)