

## 基于变分贝叶斯估计的相机抖动模糊图像的盲复原算法

孙韶杰<sup>①</sup> 吴琼<sup>②</sup> 李国辉<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(国防科学技术大学信息系统与管理学院 长沙 410073)

<sup>②</sup>(空军军训器材研究所 北京 100195)

**摘要:** 在曝光过程中由于相机抖动而导致的运动模糊,是一种常见的图像降质现象。该文提出了一种基于变分贝叶斯估计和自然图像梯度统计特性的盲复原算法,用于恢复相机抖动模糊图像,同时针对图像复原过程中出现的振铃效应,设计了一种基于分区域检测和Fuzzy滤波器的去振铃效应方法。实验结果表明,该文提出的盲复原算法能够有效地去除图像中因相机抖动而产生的模糊,而且在保持图像边缘和细节的同时,可以较好地降低振铃效应对图像复原质量的影响。

**关键词:** 图像盲复原; 变分贝叶斯; 振铃效应; 相机抖动

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)11-2674-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01600

## Blind Image Deconvolution Algorithm for Camera-shake Deblurring Based on Variational Bayesian Estimation

Sun Shao-jie<sup>①</sup> Wu Qiong<sup>②</sup> Li Guo-hui<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

<sup>②</sup>(Airforce Training Equipment Institute, Beijing 100195, China)

**Abstract:** Motion blur due to camera shaking during exposure is one common phenomena of image degradation. Based on the variational Bayesian estimation theory and the statistical characteristic of the natural images gradient, a blind image deconvolution algorithm is proposed to restore camera-shake blurred image. In addition, based on sub-region detection and Fuzzy filter, a deringing method is proposed to reduce ringing effect, which is not avoided in the process of image deconvolution. The experimental results show that the algorithm of blind image deconvolution can effectively remove the motion blur caused by camera shaking, and can effectively reduce the ringing effect, while preserve the image edge and details well and improve the quality of the restored image.

**Key words:** Blind image deconvolution; Variational Bayesian; Ringing effect; Camera shaking

### 1 引言

图像盲复原多年来一直是图像处理领域研究的热点和难点之一,它不仅具有重要的理论意义,在实际应用中也有迫切需求,其应用范围已扩展到了空间探索、遥感、军事、医学影像以及刑事侦察等众多领域。

至今为止,已提出了诸多的图像盲复原方法,其综述详见文献[1]。其中目前备受关注的方法主要有两类:正则化方法和基于贝叶斯的方法。正则化方法通过引入一定的约束将不适定的图像复原问题转换成适定问题,通过最优化处理获得期望的结果。徐大宏<sup>[2]</sup>围绕正则化复原方法进行了深入的研究。文献[3]将数据自适应的核函数回归框架扩展到去模糊领域,提出了一种基于空间局部自适应的核函数回

归的全变分正则化复原算法,对模拟的模糊图像,该算法复原图像的视觉效果较好。

基于贝叶斯的方法实质上是把参数的先验概率分布转化为参数的后验概率分布,充分利用了样本信息和参数的先验信息。文献[4,5]在MAP(Maximum A Posteriori)贝叶斯估计框架下,对运动模糊图像进行了盲复原研究。但是MAP方法的缺点是经常存在数据过拟合问题,导致算法失效。为解决该问题,可将变分法用于贝叶斯学习过程中,就形成了变分贝叶斯学习,也称为变分贝叶斯估计。Miskin<sup>[6]</sup>将变分贝叶斯估计用于分离盲源信号,并结合图像原始像素灰度值的先验知识,对模拟模糊图像进行盲复原处理;文献[7]在Miskin的基础上使用图像梯度的先验知识代替原始像素灰度值的先验知识,去除图像中的模糊,该算法的不足是复原图像的振铃效应明显,影响了复原图像的质量。

在图像拍摄过程中由于相机抖动引起的运动模糊,是一种常见的图像降质现象,通常会严重降低

图像的质量,影响图像的识别、分类以及检索等后续处理。本文在上述研究的基础上,针对相机抖动引起的模糊图像,提出了一种基于变分贝叶斯估计和自然图像先验统计特性的盲复原算法,并针对图像复原过程中的振铃效应,提出了一种去振铃效应方法,在保留图像边缘和细节信息的同时,能够有效地降低振铃效应对图像复原质量的影响。

## 2 基于变分贝叶斯估计的图像盲复原算法

图像的模糊降质过程可以用下面的数学模型来描述:

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

其中  $f$  表示原始的未模糊图像,  $h$  表示降质函数,  $g$  表示模糊降质图像,  $n$  表示噪声,  $\otimes$  表示卷积操作。

在图像模糊过程中,较之平坦区域,边缘区域所受影响较大,往往包含更多的信息。因此,本文将在图像梯度域进行盲复原处理。令  $\nabla f$  和  $\nabla g$  分别表示原始图像  $f$  和降质图像  $g$  的梯度,由于卷积过程是线性操作,故式(1)可转换为

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

给定降质图像的梯度  $\nabla g$ , 假设  $h$  和  $\nabla g$  相互独立,根据贝叶斯原理,  $\nabla f$  和  $h$  的后验概率可表示为

$$p(h, \nabla f | \nabla g) = \frac{p(\nabla g | h, \nabla f)p(h, \nabla f)}{p(\nabla g)} \propto p(\nabla g | h, \nabla f)p(h)p(\nabla f) \quad (3)$$

观察式(3)可知,基于贝叶斯原理的图像盲复原算法的关键问题之一在于,如何选择合适的原始图像的先验概率模型以及降质函数和噪声的先验概率模型。

### 2.1 原始图像梯度的概率模型

近年来关于自然图像统计特性的研究表明,尽管真实场景图像的灰度值千变万化,但是自然图像的梯度基本服从“重尾”分布<sup>[7,8]</sup>,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”。零均值高斯混合模型能够很好地近似“重尾”分布。因此本文采用零均值的高斯混合模型对原始图像的梯度分布进行建模,假设  $\{\nabla f\}$  中各个元素是独立同分布的,则

$$p(\nabla f) = \sum_{c=1}^C \pi_c N(\nabla f | 0, v_c) = \prod_i \sum_{c=1}^C \pi_c N(\nabla f_i | 0, v_c) \quad (4)$$

其中  $C$  表示零均值高斯模型的总数,  $v_c$  和  $\pi_c$  分别表示第  $c$  个零均值高斯模型的方差和权重,  $N$  表示高斯分布,  $i$  表示图像中像素的索引。本文实验中取  $C=4$ 。

### 2.2 降质函数的先验概率模型和噪声模型

相机抖动模糊图像所对应的降质函数,实质上表示的是相机抖动的路径。在 3 维空间中,相机抖动是一个连续的路径,则记录在 2 维传感器上的一个点光源所对应的轨迹正是该降质函数。从数字化的角度来讲,该降质函数就是在  $M \times N$  ( $M \times N$  为降质函数的大小)的 2 维空间中的一条曲线,该曲线上的点的亮度表示相机曝光的持续时间,亮度越强的位置,表明其对应的相机曝光时间越长。该  $M \times N$  的 2 维空间中除了该降质函数对应的曲线上的非零值外,其余位置点的亮度均为零,并且值为零的点占了绝大多数,因此,降质函数趋于稀疏性。

图 1(a)–1(f)分别是不同的相机抖动模糊的降质函数。从图 1(a)–1(f)可知,所有降质函数都趋向于稀疏性,即降质函数中的大多数值为零,而非零值形成了一种类似曲线的路径。图 1(g)是图 1(a)–1(f)降质函数的值对应的直方图,可见该直方图的顶点位于零处并且下降得比高斯分布更快,类似于指数分布。因此本文采用混合指数分布对降质函数进行建模,同时为了保证能量守恒,要求降质函数中的值均大于等于零且和为 1,假设降质函数中的元素是独立同分布的,则

$$p(h) = \left. \begin{aligned} & \sum_{d=1}^D \pi_d E(h | \lambda_d) = \prod_j \sum_{d=1}^D \pi_d E(h_j | \lambda_d) \\ & \sum_j h_j = 1, \quad h_j \geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中  $D$  表示指数分布模型的总数,  $\lambda_d$  和  $\pi_d$  分别表示第  $d$  个指数分布的尺度因子和权重,  $E$  表示指数分布,  $j$  表示降质函数中元素的索引。本文实验中取  $D=4$ 。

在图像处理领域,通常假设噪声为零均值的高斯噪声,因此本文亦采用零均值高斯模型作为噪声

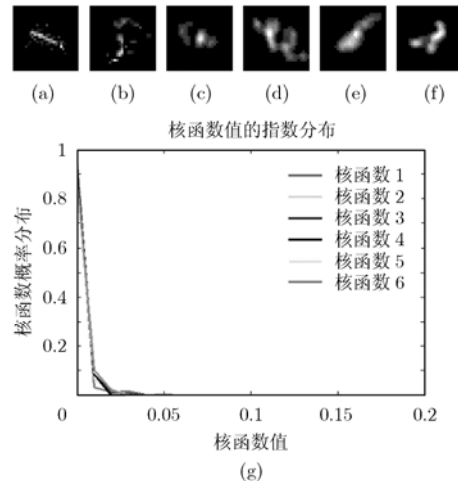


图 1 相机抖动模糊的降质函数及其统计分布

的先验模型, 结合式(2), 在  $\nabla f$  和  $h$  已知的情况下, 可得:

$$\begin{aligned} p(n) &= p(\nabla g | h, \nabla f) = N(\nabla g | h \otimes \nabla f, \sigma^2) \\ &= \prod_i N(\nabla g_i | h \otimes \nabla f_i, \sigma^2) \end{aligned} \quad (6)$$

其中  $\sigma^2$  表示噪声的方差,  $N$  表示高斯分布,  $i$  表示图像中像素的索引。

### 2.3 变分贝叶斯估计

为了解决式(3)的估计问题, 变分贝叶斯方法提供了一种有效的解决思路, 其基本思想是用一个较易处理的近似分布  $q(h, \nabla f)$  来逼近真实的后验概率分布  $p(h, \nabla f | \nabla g)$ , 鉴于 Kullback-Leibler(KL)散度能衡量两个分布之间的距离, 因此通过最小化近似分布和真实后验概率分布之间的 KL 散度来实现。将噪声的方差作为变分贝叶斯估计中的未知量, 因此近似分布  $q(h, \nabla f)$  就改写成  $q(h, \nabla f, \sigma^2)$ 。定义近似后验分布和真实后验概率分布之间的 KL 散度为

$$\begin{aligned} & \text{KL}\{q(h, \nabla f, \sigma^2) || p(h, \nabla f | \nabla g)\} \\ &= \int q(h, \nabla f, \sigma^2) \ln \frac{q(h, \nabla f, \sigma^2)}{p(h, \nabla f | \nabla g)} d\nabla f dh \\ &+ \ln p(\nabla g) \geq 0 \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)当且仅当  $q(h, \nabla f, \sigma^2) = p(h, \nabla f | \nabla g)$  时, 等号才成立。

注意到  $p(\nabla g)$  在整个估计过程中始终是常量, 因此可定义一个代价函数  $C_{\text{KL}}$  来得到近似分布的优化值:

$$\begin{aligned} C_{\text{KL}} &= \text{KL}\{q(h, \nabla f, \sigma^2) || p(h, \nabla f | \nabla g)\} - \ln p(\nabla g) \\ &= \int q(\nabla f) \ln \frac{q(\nabla f)}{p(\nabla f)} d\nabla f + \int q(h) \ln \frac{q(h)}{p(h)} dh \\ &+ \int q(-\sigma^2) \ln \frac{q(-\sigma^2)}{p(-\sigma^2)} d(-\sigma^2) \end{aligned} \quad (8)$$

变分贝叶斯估计通过迭代方式(即变分贝叶斯期望最大化定理<sup>[7,9]</sup>)实现代价函数的最小化, 从而估计出降质函数, 然后利用已估计出的降质函数通过 Richardson-Lucy 算法进行图像恢复。

### 2.4 去振铃效应方法

在图像复原过程中, 振铃效应通常会影响到复原图像的质量。目前绝大多数的去振铃方法是在复原过程中加入高频函数进行补偿。如文献[10]提出了一种迭代的、自适应加权的正则化方法用于去振铃效应, 该算法实质上是基于 Tikhonov-Miller 正则化方法的改进算法, 在正则化权系数的选取上利用了图像的统计先验知识以及图像局部边缘的空间分布先验信息。实验发现该算法的去振铃的效果并不理想。

为有效地降低振铃效应对图像复原质量的影

响, 本文提出了一种分区域检测和 Fuzzy 滤波器的去振铃效应方法。首先在存有振铃效应的复原图像中检测出细节区域、振铃区域和平坦区域, 然后针对不同区域采用不同程度的滤波, 以避免在去振铃效应过程中, 出现复原图像的细节重新被模糊和振铃效应去除不彻底的现象发生。图像的模糊降质过程主要是细节区域(高频部分)的模糊, 其降质程度要高于平坦区域(低频部分), 因此复原图像的细节区域的振铃效应最为明显。当图像中某一细节区域被其它细节区域包围时, 由于蒙板效应(masking effect)使得该区域不会出现明显的振铃, 而振铃效应一般出现在细节区域附近的平坦区域, 因此, 本文定义振铃区域为细节区域附近的平坦区域。实验结果(详见 3.2 节)也说明了上述分析的有效性和合理性。

针对不同区域进行滤波时, 本文尝试了不同的滤波器, 如高斯滤波器, Fuzzy 滤波器等。实验表明 Fuzzy 滤波器效果最好, 而高斯滤波会出现明显的块效应。本文采用的 Fuzzy 滤波器是基于模糊变换理论提出的<sup>[11]</sup>, 其定义为

$$y = \frac{\sum_{j=1}^N x_j w_j}{\sum_{j=1}^N w_j} = \frac{\sum_{j=1}^N x_j \exp[-(x_c - x_j)^2 / 2\xi^2]}{\sum_{j=1}^N \exp[-(x_c - x_j)^2 / 2\xi^2]} \quad (9)$$

$$N = (2 \times \text{size} + 1) \times (2 \times \text{size} + 1)$$

其中, 滤波窗口的长和宽均为  $2 \times \text{size} + 1$ ,  $x_j$  为输入,  $w_j$  为滤波器权重,  $x_c$  是滤波窗的中心灰度值, 若滤波窗口按行展开成 1 维向量后,  $x_c = x_{(N+1)/2}$ ,  $\xi$  为扩散参数值, 较大的  $\xi$  值将产生较为平滑的滤波效果。

本文提出的去振铃效应方法具体描述如下:

步骤 1 利用 canny 算子检测降质图像的边缘, 得到边缘图像  $BW$ ;

步骤 2 在边缘图像  $BW$  中检测出细节区域的掩膜  $\text{Mask}_d$ 。由边缘图像  $BW$  可知(见 3.2 节), 细节区域是由封闭的或是半封闭的边缘曲线所围成, 因此利用下述方法进行检测。

(1)从水平方向进行检测, 首先按照从左到右的顺序, 判断点  $p(i, j)$  是否属于细节区域, 方法是: 若  $\sum_{k=j-\text{thrd}}^j BW(i, k) \geq 1$  并且  $\sum_{k=j}^{j+\text{thrd}} BW(i, k) \geq 1$ , 则认为  $p(i, j)$  属于细节区域, 得到掩膜  $\text{Mask}_{d1}$ , 显然在水平方向上,  $\text{Mask}_{d1}$  对应的细节区域比真实的掩膜  $\text{Mask}_d$  对应的细节区域要宽, 而且宽的部分位于边缘的右侧; 然后按照从右到左的顺序, 来判断点  $p(i, j)$  是否属于细节区域, 同理得到  $\text{Mask}_{d2}$ ,  $\text{Mask}_{d2}$  对应的细节区域比真实的掩膜

Mask<sub>d</sub> 对应的细节区域要宽，而且宽的部分位于边缘的左侧；最后对 Mask<sub>d1</sub> 和 Mask<sub>d2</sub> 进行与操作，得到 Mask<sub>dh</sub>；

(2)同理，从垂直方向进行检测，得到对应的细节区域掩膜 Mask<sub>dv</sub>；

(3)对水平方向掩膜 Mask<sub>dh</sub> 和垂直方向掩膜 Mask<sub>dv</sub> 进行或操作，得到最终的细节区域掩膜 Mask<sub>d</sub>；

步骤 3 利用步骤 2 得到的掩膜 Mask<sub>d</sub>，在边缘图像 BW 中检测出振铃区域的掩膜 Mask<sub>r</sub> (从水平和垂直两个方向进行检测)。由上述分析可知，振铃区域一般出现在细节区域附近的平坦区域，本文利用下述方法对其进行检测：

(1)令 width 为从细节区域的边缘开始能够覆盖全部相对应附近振铃的像素宽度，row<sub>r</sub> 和 col<sub>r</sub> 分别为滑窗的行和列，取以点  $m(i,j)$  为左上角的滑窗  $W$ ，若  $\sum_{k=1}^{row-r} \sum_{l=1}^{col-r} W(k,l) \geq 1$ ，则说明该滑窗中包含有细节区域；

(2)从水平方向上，在上述滑窗中检测振铃区域掩膜：首先按照从左到右的顺序，若

$$\sum_{k=1}^{row-r} \sum_{l=1}^{width} W(k,l) = 0, \text{ 且 } \sum_{k=1}^{row-r} \sum_{l=1}^{width+1} W(k,l) \geq 1$$

则认为点  $m(i,j)$  为左上角、行和列分别为 row<sub>r</sub> 和 width 的矩形，即  $W(1:row_r, 1:width)$ ，是该滑窗  $W$  中对应的振铃区域；接着按照从右到左的顺序，若

$$\sum_{k=1}^{row-r} \sum_{l=col-r-width}^{col-r} W(k,l) = 0$$

且  $\sum_{k=1}^{row-r} \sum_{l=col-r-width-1}^{col-r} W(k,l) \geq 1$

则认为点  $m(row_r, col_r)$  为右下角、行和列分别为 row<sub>r</sub> 和 width 的矩形，即  $W(1:row_r, col_r-width:col_r)$ ，也是该滑窗  $W$  中对应的振铃区域；遍历细节区域的掩膜 Mask<sub>d</sub> 中的每一点  $m(i,j)$ ，得到水平方向上的振铃区域掩膜 Mask<sub>rh</sub>；

(3)与从水平方向进行检测类似，从垂直方向进行检测，得到垂直方向的振铃区域掩膜 Mask<sub>rv</sub>；

(4)对水平方向掩膜 Mask<sub>rh</sub> 和垂直方向掩膜 Mask<sub>rv</sub> 进行或操作，得到最终的振铃掩膜 Mask<sub>r</sub>；

步骤 4 边缘图像 BW 中，除去细节区域掩膜和振铃区域掩膜对应的区域，得到平坦区域掩膜 Mask<sub>s</sub>；

步骤 5 利用上述得到的细节、振铃和平坦区域对应的掩膜，针对不同区域采用不同程度的 Fuzzy

滤波器进行滤波处理，得到去振铃效应后的复原图像。

### 3 实验结果及分析

#### 3.1 图像盲复原的实验结果及比较

为了验证本文提出的图像盲复原算法的有效性，本文对真实的模糊图像进行了大量的实验，并与文献 [3] 算法<sup>[3]</sup> 和 Matlab 软件包中的“deconvblind”算法进行了比较，下面以图像“stone”为例进行说明。

图 2 是相机抖动模糊图像“stone”的盲复原实验结果及其比较。图 2(a)是模糊图像“stone”；图 2(b)-2(d) 分别是本文算法、文献 [3] 算法和“deconvblind”算法的复原结果；图 2(a1)-2(d1) 分别是图 2(a)-2(d) 的局部区域放大图。从实验结果可以看出，从图像的整体视觉效果和局部细节的恢复程度两方面，本文算法的复原效果明显高于其他两种算法的复原效果，尤其观察局部区域的放大图，仅有本文算法能够清晰地恢复出“国防科大”字样，而其他两种算法无法恢复。

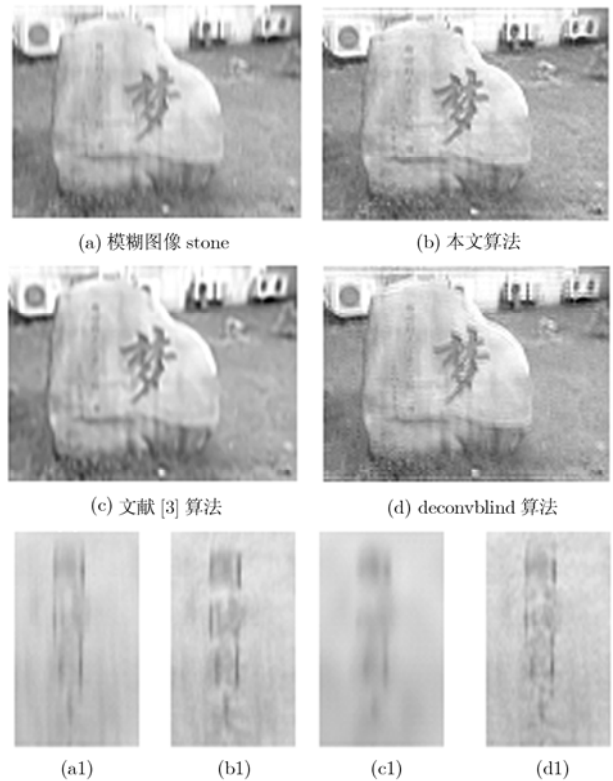


图 2 模糊图像“stone”的盲复原结果比较

#### 3.2 去振铃效应的实验结果及比较

为了验证本文提出的去振铃效应方法的有效性，首先以相机抖动模糊图像“bird”为例说明去振铃的具体过程，然后以“bird”图像和本文拍摄

的“tree”模糊图像为例，进行去振铃实验，并与文献[10]算法进行比较。

图 3 是利用本文方法对模糊图像“bird”去振铃效应的具体过程。图 3(a)是模糊图像“bird”；图 3(b)是存在振铃的复原图像，可见，稀疏树枝以及小鸟的周围存在着明显的振铃效应，即振铃效应一般存在于强边缘附近的平坦区域，而右下角树枝丰富区域(即细节丰富区域)的振铃效应并不明显，上述观察结果与文中 2.4 节的分析基本吻合，从而表明了本文方法的合理性；图 3(c)是利用“canny”算子得到的边缘检测图；图 3(d)是在图 3(c)的基础上得到的图像细节区域；考虑到图像的细节区域大多

是连通的，因此利用二值形态学方法对图 3(d)进行处理，结果如图 3(e)所示；图 3(f)是图像“bird”的细节区域和平坦区域的标识图，其中黑色部分表示平坦区域，而剩余部分为细节区域；图 3(g)是在二值图像图 3(e)的基础上进行检测，得到的振铃区域的定位图；图 3(h)是振铃区域在图 3(f)的基础上的标识结果，对比图 3(f)和图 3(h)可见，振铃效应存在于强边缘附近的平坦区域中，而对比图 3(b)和图 3(h)可知，本文算法能够较准确地检测出图 3(b)中的振铃区域；图 3(i)是去振铃后的复原图像，对比于图 3(b)可见，本文方法较大幅度地降低了振铃效应对图像复原质量的影响，而细节部分仍保持得较好，详细比较如图 4 和图 5 所示。

图 4 是图像“bird”去振铃效应前后的实验结果图及与文献[10]算法的比较。图 4(a)是模糊图像“bird”；图 4(b)是未去振铃效应的图像；图 4(c)和图 4(d)分别是利用本文方法和文献[10]算法对图 4(b)进行去振铃效应的结果；图 4(a1)–4(d1)分别是图 4(a)–4(d)的局部细节放大图。从整体视觉效果进行比较，本文方法的图像质量明显高于文献[10]算法；对比局部细节放大图可见，虽然文献[10]算法得到的复原图像的振铃效应的程度低于图 4(b)的振铃效应，但是其去振铃效应的效果及对图像边缘的保持程度却不如本文方法。

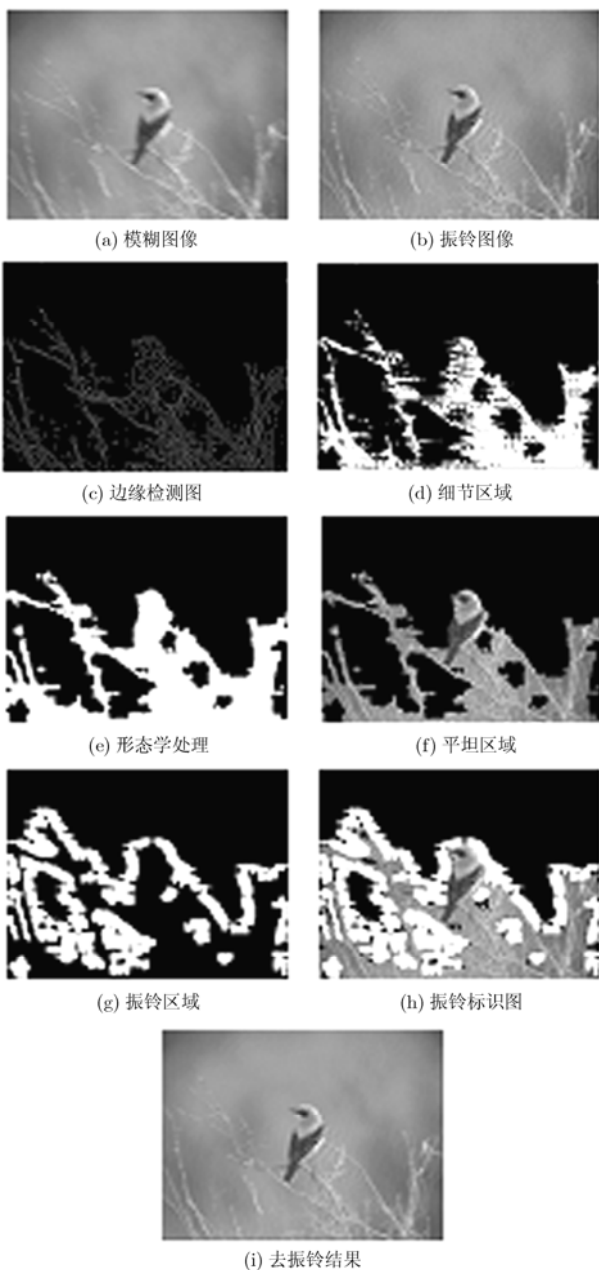


图 3 图像“bird”的去振铃效应的流程

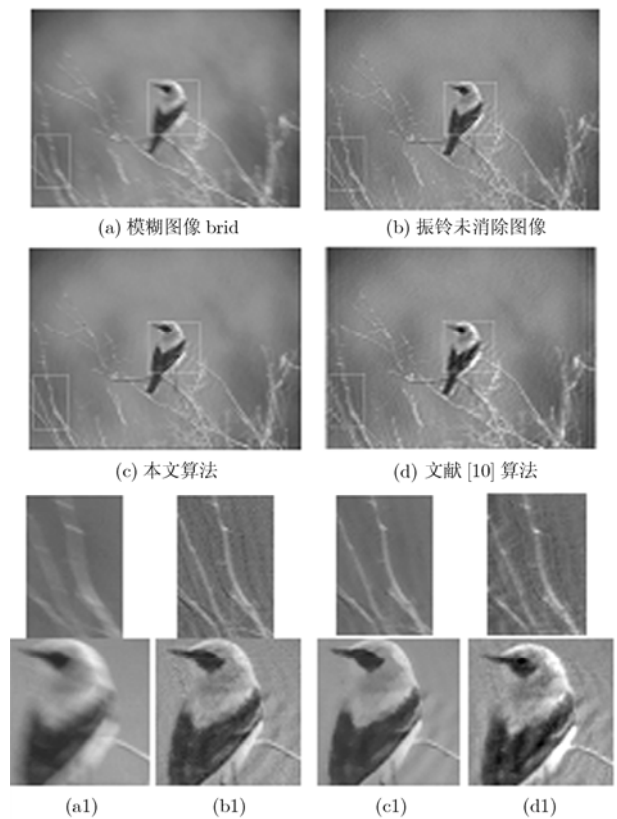


图 4 “bird”去振铃效应前后的实验结果图及比较

图 5 是图像“tree”的实验结果图及比较。图 5(a)是模糊图像“tree”；图 5(b)是未去振铃效应的图像；图 5(c)和图 5(d)分别是本文方法和文献[10]算法的去振铃实验结果；图 5(a1)–5(d1)分别是图 5(a)–5(d)的局部细节放大图。可见本文算法的去振铃效果优于文献[10]算法，尤其观察局部细节放大图可见文献[10]算法得到的复原图像的细节(如树叶和树杆附近路上的方格线)仍较模糊，表明文献[10]算法在去振铃效应的同时并不能很好地保持图像的细节部分。

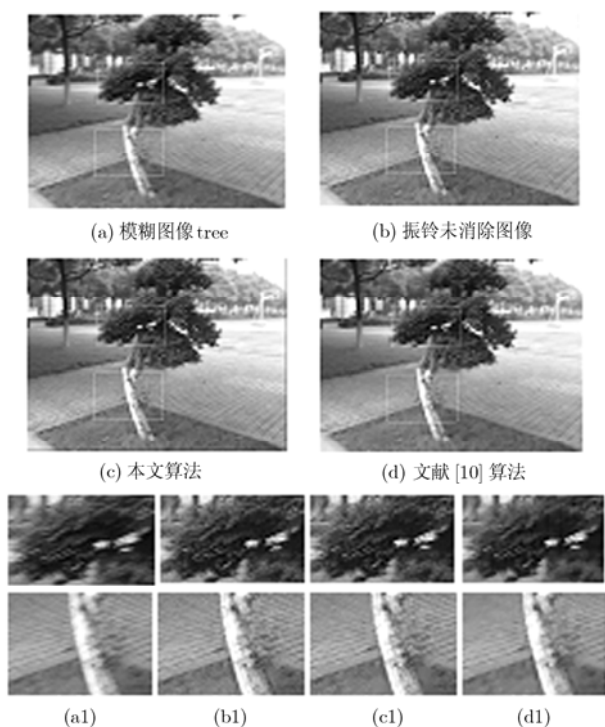


图 5 “tree”去振铃效应前后的实验结果图及比较

## 4 总结

针对相机抖动模糊图像，本文结合自然图像梯度的先验统计特性，提出了一种基于变分贝叶斯估计的盲复原方法，同时提出了一种基于分区域检测和 Fuzzy 滤波器的去振铃效应方法。对真实的相机抖动模糊图像的实验结果表明，该算法能够较好地去除图像中的相机抖动模糊，同时可以有效地降低振铃效应对图像复原质量的影响，并且能够在较大程度上保留图像的边缘和细节信息，具有一定的实用价值。

## 参考文献

- [1] Schuon S and Diepold K. Comparison of motion deblur algorithms and real world deployment[J]. *Acta Astronautica*, 2009, 64(11/12): 1050–1065.
- [2] 徐大宏. 基于正则化方法的图像复原算法研究[D]. [博士学位论文], 国防科学技术大学, 2008.
- [3] Takeda H, Farsiu S, and Milanfar P. Deblurring using regularized locally-adaptive kernel regression[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(4): 550–563.
- [4] Jia Jia-ya. Single image motion deblurring using transparency[C]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Minneapolis, MN, USA, 2007: 1–8.
- [5] Shan Qi, Jia Jia-ya, and Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1–10.
- [6] Miskin J W. Ensemble learning for independent component analysis[D]. [Ph.D. dissertation], Uni. Cambridge, 2000.
- [7] Fergus R, Singh B, and Hertzmann P, *et al.* Removing camera shake from a single photograph[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(3): 787–794.
- [8] Roth S and Black M J. Fields of experts: A framework for learning image priors[C]. *Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego, CA, USA, 2005, 2: 860–867.
- [9] 黄青华. 基于源信号模型的盲分离技术研究及应用[D]. [博士学位论文], 上海交通大学, 2007.
- [10] Zheng Hong-wei and Olaf H. Image statistics and local spatial conditions for nonstationary Blurred Image Reconstruction[C]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2007, LNCS 4713: 324–334.
- [11] Yao Nie and Barner K E. The fuzzy transformation and its applications in image processing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(4): 910–927.

孙韶杰：男，1981年生，博士生，研究方向为图像盲复原、图像盲取证。

吴琼：女，1980年生，博士，研究方向为图像信号处理、数字水印与信息隐藏、图像盲取证。

李国辉：男，1963年生，教授，博士生导师，主要研究领域为图像和视频处理、多媒体安全、多媒体数据挖掘。