

联合优化 PSF 估计与可逆性编码的去运动模糊

李俊山^{1,2} 杨亚威³ 王蕊⁴ 胡双演² 隋中山² 任鑫博¹

(1. 商洛学院经济与管理学院, 商洛, 726000; 2. 火箭军工程大学信息工程系, 西安, 710025; 3. 中国人民解放军 96215 部队, 柳州, 545616; 4. 火箭军工程大学核工程系, 西安, 710025)

摘要: 针对传统相机捕获的图像去运动模糊性能不稳定的问题, 对编码相机的原理和编码策略进行研究, 提出了一种基于相机优化编码和图像有效边缘的点扩展函数(Point spread function, PSF)估计与去运动模糊方法。首先, 对传统相机的 alpha 蒙板去模糊方法进行研究, 并将其扩展到编码相机的去运动模糊; 然后, 对影响去模糊性能的编码因素进行分析, 找出适宜于 PSF 估计和可逆性的最优化编码; 最后, 对一种基于有效边缘和最大后验分布的 PSF 估计方法进行改进, 并以有效的边缘梯度为空间先验信息采用由粗到精的迭代方式完成图像的去运动模糊。基于仿真模糊图像与真实模糊图像的实验结果表明, 本文方法能够有效地估计 PSF, 并且去运动模糊方法的性能优于当前技术条件下的其他方法。

关键词: 去运动模糊; 点扩展函数估计; alpha 蒙板; 最大后验分布

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A

Motion Deblurring Based on Jointly-Optimized Codes of PSF Estimation and Invertibility

Li Junshan^{1,2}, Yang Yawei³, Wang Rui⁴, Hu Shuangyan², Sui Zhongshan², Ren Xinbo¹

(1. Faculty of economics and management, Shangluo University, Shangluo, 726000, China; 2. Department of Information Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an, 710025, China; 3. 96215 Unit of People's Liberation Army, Liuzhou, 545616, China; 4. Department of Nuclear Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an, 710025, China)

Abstract: The performance of images captured by traditional camera for motion deblurring is unstable. To tackle the problem, the principle and coded strategy of coded exposure camera are studied, and a novel point spread function (PSF) estimation and motion deblurring approach based on camera-optimized codes and efficient marginal estimation is proposed. Firstly, the alpha matting deblurring approach for traditional camera is investigated, which is extended to coded exposure camera. Then the coded factors influencing deblurring performance are analyzed to find the optimized code fitting for PSF estimation and invertibility. Finally, a PSF estimation approach based on efficient margin and maximum posteriori is modified, and images motion deblurring is accomplished with spatial prior of efficient marginal gradient in a coarse-to-fine way. Experimental results based on simulated and real images show that the proposed algorithm can effectively estimate PSF, and the performance for motion deblurring is superior to that of other existing approaches.

Key words: motion deblurring; point spread function estimation; alpha matting; maximum a posteriori

引 言

在曝光时间内,相机或者目标的快速运动都会产生运动模糊图像,由于照度变化随时间被融合在一起,图像的清晰度会遭到破坏,严重影响后续的处理与应用,因此需要对模糊图像进行复原。通常情况下,将图像复原建模为一个反卷积过程^[1-3],但由于传统相机捕获的模糊图像中高频信息的丢失,使得相应的图像去运动模糊难题呈病态。为了获得更好的解卷积性能,通常需对相机编码进行优化而使产生的点扩展函数(Point spread function, PSF)可逆^[4,5]。对于成功的去运动模糊方法,PSF估计与PSF可逆性同等重要。如果运动模糊是平滑的,则PSF估计就比较容易;但为了PSF的可逆性而采用的最优化编码可能会因为产生非平滑的模糊而妨碍PSF估计。文献[6]最早提出有关PSF可逆性的工程学思想,并以此简化去运动模糊,其核心思想是使用一个精心设计的二进制编码在曝光时间内打开和关闭快门以保留捕获图像中的高频信息。编码使得产生的PSF在频率域没有任何0值,以此减少逆滤波过程中噪声和振铃效应的影响。而对于传统相机,在整个曝光期间保持快门打开而产生的低通PSF是不可逆的,这也成为目前去运动模糊算法效果不理想的一个重要原因。对于去运动模糊,PSF估计是一个备受关注的难题^[7-9]。文献[7]利用Radon变换频域估计算法求解匀速直线运动的模糊参数;文献[8]利用模糊图像的二次傅里叶频谱图所呈现的特征估计运动角度和尺度;文献[9]提出一种从模糊图像估计运动向量的方法,并通过改进的Richardson-Lucy方法解决了空间不变和空间变化(包括仿射运动、旋转运动和多元运动)去运动模糊的难题。一般来说,优化PSF估计和PSF可逆性很难同时完成。文献[10]为编码光圈设计了一个二维编码,该编码首先在PSF频谱中插入0值,然后通过0值的位置估计PSF的尺寸。但是在PSF频谱中插入0值会产生非可逆的PSF而使解卷积呈病态。另外,由于噪声的存在,决定哪些频率幅度为0是极其不稳定的。文献[10]使用了几种探索性方法,利用图像先验和基于学习的方法在模糊图像的频谱中定位0值和去模糊。文献[5]的研究表明,为了优化PSF估计并且不牺牲可逆性,通过精心设计的编码可同时使两者的目的都能够达到,但与最优可逆性编码相比会在解卷积过程中稍微地增加噪声。该方法不仅能够自动估计PSF,而且不需要使用任何训练数据或者学习方法。

本文在上述思路的基础上,提出了一种基于相机优化编码和图像有效边缘的PSF估计与去运动模糊方法。该方法能够同时优化PSF估计和可逆性,极大地减少了解卷积过程中噪声和振铃的影响。基于仿真模糊图像和真实模糊图像的实验结果均表明了本文方法的有效性。

1 去运动模糊分析与PSF的优化编码

1.1 使用alpha蒙板的模糊估计

令 $s(x, y)$ 表示静止的目标图像, $h(x, y)$ 为运动的PSF。 $M(x, y)$ 为对目标(假设目标不透明,并且被清晰地聚焦)的一个二进制标识函数。当目标在背景 $b(x, y)$ 中运动时,捕获的模糊图像 I 通过模糊的前景目标和不完全的背景^[6]求和得到,即

$$I = s * h + (1 - M * h) b \quad (1)$$

对照蒙板等式 $I = \alpha F + (1 - \alpha) B$,可得

$$B = b, \alpha = M * h, F = (s * h) / (M * h) \quad (2)$$

需要注意的是蒙板算法的前景并不是实际的目标 s ,而是依赖于PSF的模糊目标。尽管蒙板算法能够处理复杂的 α (例如头发,烟幕等),但对于不连续的 I ,该算法要求前景和背景是局部平滑或者低频的。对于传统相机,PSF是一个box函数(h 低通),并且产生平滑的背景 F 。基于蒙板的运动模糊估计算法在传统相机捕获的图像上显示出了很好的结果。但由于 h 是低通的,去模糊呈病态,所以导致复原

效果不理想。

1.2 编码相机原理与编码策略

编码相机的核心思想是通过伪随机的二进制码打开或者关闭快门以保护捕获的模糊图像中的高频信息。这样 PSF 就会变宽,并且去模糊是适定的,但这在模糊轮廓中会产生高频变化。由于前景非平滑, alpha 蒙板就不够平滑和鲁棒,使用透明性进行 PSF 估计也就变得十分困难。本节目标旨在设计编码,使编码的某些部分产生平滑的模糊以帮助蒙板计算和 PSF 估计,然而整体上编码对于去模糊仍然是可逆的。

令 $c(x)$ 为编码, n 为编码长度, s 为 1 值的总体数量, t 为过渡的数量, r 为在编码中连续 1 值的最大数量。传统相机利用 $s=r=n$ 和 $t=0$ 也能够像编码相机一样被特征化。需要注意的是编码相机通过 $\frac{n}{s}$ 因子度量损失的光线。相应的运动模糊线性系统通过 $\mathbf{Ax}=\mathbf{b}$ 给定,这里 \mathbf{A} 为运动的污迹矩阵, \mathbf{x} 为未知的清晰图像, \mathbf{b} 为模糊的图像。与文献[6]相同,本文采用 $f_{\text{noise}}=\text{mean}(\mathbf{A}^T\mathbf{A})^{-1}$ 评估解卷积过程中噪声的增加。

具有相同去模糊性能的编码在产生的模糊轮廓上会有很大的不同,本节以文献[5]中两个编码为例研究编码策略。对于两个 $n=31$ 的编码: $C_1=1010101011100111101110101111011$, $C_2=111111111111100010011101000111$ 。两个编码有相同的 1 值数量($s=21$),因此将获得相同数量的光照。对两个编码填充 0 值后进行频域变换,发现两个编码的最小频域幅值相同。事实上,在解卷积中编码 C_1 和 C_2 的噪声增加量分别是 19.7 dB 和 20.1 dB(传统相机为 35.7 dB)。这表明两个编码将会产生相似的去模糊性能,但它们却产生差别很大的模糊轮廓。过渡数量 t ,对于 C_1 等于 18,对于 C_2 等于 8,并且 C_2 有较长的连续 1 值($r=13$)。文献[5]中的实验表明, C_2 对应的模糊轮廓在一端是平滑的,与 C_1 对应的模糊轮廓相比具有较少数量的间断点。这样,具有相同去模糊性能的编码,对于整体运动模糊的一些部分能够产生平滑模糊的编码将是合适的选择。由于大部分的 alpha 蒙板算法在邻域内(例如 5×5)要求局部平滑,在编码中最小化过渡数量 t 将会在前景中减少间断点,产生更好的 alpha 映射估计。而且在相同区域内,平滑变化的 alpha 值更利于梯度计算,也就更便于 PSF 估计。

通过以上分析,在给定编码长度 n 的条件下,满足 PSF 估计和可逆性的优化编码应满足以下标准:(1)最小化 f_{noise} ; (2)最小化 t ; (3)最大化 s ; (4)最大化 r 。编码的第一位和最后一位不能为 0,否则编码长度将会减少。一般来说,对于编码长度 n 搜索空间是 2^{n-2} 数量级。对于较小的 n ,搜索空间比较小,所有可能的编码都能被测试。对于较大的 n ,如果搜索空间很大($>10^6$),从搜索空间随机采样这些编码进行测试。测试方法如下:首先设置编码中连续 1 的数量 r 。令第一个 r 位为 1,这样搜索空间就减少到 2^{n-r-2} (第 $(r+1)$ 位必须为 0,最后一位必须为 1)。在这些编码中,选择满足 $f_{\text{noise}}\leq f_{\text{noise}}^{\text{th}}$ 和 $s=s^{\text{th}}$ 条件的编码,其中具有最小 t 值的编码即为最优编码。如果没有满足标准的编码, r 值减 1,重复搜索。

2 有效边缘的 PSF 估计和去运动模糊

空间图像的边缘一般携带重要的细节信息,如何正确描述边缘的统计分布特性并以此对解进行约束是复原算法成功与否的关键。在图像复原中,目前普遍使用边缘的一些稀疏性先验信息作为约束条件进行 PSF 估计,能够获得比较好的效果^[11-14]。但是 Xu 等^[15]研究发现图像边缘与 PSF 估计的质量之间有着不同寻常的联系,即显著的边缘并不一直能够提升 PSF 估计;相反,如果目标尺寸比 PSF 小,边缘信息可能会破坏 PSF 估计。

在 PSF 估计之前首先使用 alpha 蒙板方法^[16]获取 alpha 映射图。在参照文献[15]的基础上本文将

有效边缘的 PSF 估计直接用在 alpha 映射图而不是原始图像, 不仅简化了计算, 而且能够进一步提高 PSF 估计的精度。

根据文献[15], 有效梯度的标准定义为

$$r(x) = \frac{\| \sum_{y \in N_h(x)} \nabla \mathbf{B}(y) \|}{\sum_{y \in N_h(x)} \| \nabla \mathbf{B}(y) \| + 0.5} \quad (3)$$

式中: \mathbf{B} 代表模糊图像的 alpha 映射图; $N_h(x)$ 为以像素 x 为中心, 大小为 $h \times h$ 的窗口; 0.5 用于阻止在平坦区域产生一个较大的 r 值; $\| \sum_{y \in N_h(x)} \nabla \mathbf{B}(y) \|$ 表示映射图 \mathbf{B} 上与窗口 $N_h(x)$ 对应的那些像素的绝对梯度幅值的总和, 与窗口中图像结构的强健程度有关。对于狭窄目标(尖峰信号), 大部分有符号的 $\nabla \mathbf{B}(y)$ 将会在 $\| \sum_{y \in N_h(x)} \nabla \mathbf{B}(y) \|$ 里被抵消掉。较小的 r 值表明包含尖峰或者平坦区域, 意味着许多梯度矢量之间相互抵消。

本文利用一个掩码排除属于较小 r 值窗口的像素

$$M = H(r - \tau_r) \quad (4)$$

式中: τ_r 为阈值; $H(\cdot)$ 为 Heaviside 阶梯函数, 对于正值输出为 1, 否则输出为 0。最后对于 PSF 估计选择的有效边缘被确定为

$$\nabla \mathbf{I}^* = \nabla \tilde{\mathbf{I}} \cdot H(M \| \nabla \tilde{\mathbf{I}} \|_2 - \tau_r) \quad (5)$$

式中: $\tilde{\mathbf{I}}$ 为 shock 滤波图像; τ_r 是梯度幅值的阈值。式(3)剔除了部分梯度, 同时依赖于幅值 $\| \nabla \tilde{\mathbf{I}} \|_2$ 和先验信息掩模 M , 这样的选择过程能够降低后续 PSF 估计过程中的歧义性。

为了复原出更多的图像细微结构, 本文采用一种由粗到精的递推算法。首先选择较大的 τ_r 和 τ_s 值进行边缘预测和 PSF 估计, 复原模糊图像; 粗复原的图像进入下一次的迭代, 并在迭代过程中逐渐减少 τ_r 和 τ_s 值(每次传递除以 1.1), 依次循环直至达到相应的循环次数。这样就能通过不断的循环改良 PSF 估计, 复原出越来越多的边缘和细微结构。

虽然同时估计潜在图像和 PSF 的最大后验分布(Maximum a posterior, MAP)估计是病态的, 但考虑 PSF 尺寸与图像像素相比非常小, 单独估计 PSF 的 MAP 能够获得更好的效果^[14]。因此, 就产生 MAP_k 估计的表达式为

$$\hat{\mathbf{k}} = \arg \max_{\mathbf{k}} p(\mathbf{k} | \mathbf{y}) = \arg \max_{\mathbf{k}} \int p(\mathbf{x}, \mathbf{k} | \mathbf{y}) d\mathbf{x} \quad (6)$$

求解上述表达式是非常困难的, 主要挑战在于 $p(\mathbf{x}, \mathbf{k} | \mathbf{y})$ 对于所有可能的 \mathbf{x} 的解存在非确定性。Fergus 等^[17] 提出一种高斯混合先验方法较好地解决了这个难题。本文利用有效边缘估计对该框架进行优化, 得到如下表达式

$$p(\mathbf{k}, \nabla L_p | \nabla \mathbf{I}^*) \propto p(\nabla \mathbf{I}^* | \mathbf{k}, \nabla L_p) p(\nabla L_p) p(\mathbf{k}) = \prod_i N(\nabla \mathbf{I}^*(i) | (\mathbf{k} \otimes \nabla L_p(i)), \sigma^2) \cdot \prod_i \sum_{c=1}^C \pi_c N(\nabla L_p(i) | 0, v_c) \prod_j \sum_{d=1}^D \pi_d E(\mathbf{k}_j | \lambda_d) \quad (7)$$

式中: i 和 j 分别表示图像像素和 PSF 元素的索引; N 和 E 分别表示高斯分布和指数分布。未知清晰图像梯度上的先验信息 $p(\nabla L_p)$ 是一个 0 均值的混合 C 高斯(第 c 个 Gaussian 具有方差 v_c 和权重 π_c)。PSF 的稀疏先验 $p(\mathbf{k})$ 是一个混合的 D 指数分布(第 d 个分量具有尺度因素 λ_d 和权重 π_d)。

使用有效边缘梯度 $\nabla \mathbf{I}^*$ 作为空间的先验信息进行图像复原。目标函数为

$$E(\mathbf{I}) = \| \mathbf{I} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{B} \|^2 + \lambda \| \nabla \mathbf{I} - \nabla \mathbf{I}^* \|^2 \quad (8)$$

其中空间的先验信息 $\| \nabla \mathbf{I} - \nabla \mathbf{I}^* \|^2$ 不是盲目地执行强边缘附近的小梯度, 因此即使是利用高斯规整

化也能产生清晰的复原。在频率域,通过代数运算得到封闭形式的解决方案如下

$$\mathbf{I} = \mathbf{F}^{-1} \left(\frac{\overline{F(\mathbf{k})} F(\mathbf{B}) + \lambda \overline{F(\partial_x)} F(\mathbf{I}_x) + \overline{F(\partial_y)} F(\mathbf{I}_y)}{\overline{F(\mathbf{k})} F(\mathbf{k}) + \lambda \overline{F(\partial_x)} F(\partial_x) + \overline{F(\partial_y)} F(\partial_y)} \right) \quad (9)$$

处理过程可用算法 1 描述。

算法 1 PSF 估计与图像去模糊

输入:模糊图像 alpha 映射图 \mathbf{B} 和全为 0 的 PSF(大小为 $h \times h$)

利用层级索引 $\{1, 2, \dots, n\}$ 构建一个图像金子塔

for $l=1$ to n do

 计算所有像素的梯度置信度 r (式(3))

 for $i=1$ to m (m 为迭代次数)do

 基于置信度 r 为 PSF 估计选择边缘 $\nabla \mathbf{I}^l$ (式(5))

 利用 MAP 方法估计 PSF(式(7))

 利用空间先验信息估计潜在图像 \mathbf{I}^l (式(7)),并更新 $\tau_x \leftarrow \tau_x / 1.1, \tau_y \leftarrow \tau_y / 1.1$

 end for

 提升图像 $\mathbf{I}^{l+1} \leftarrow \mathbf{I}^l \uparrow$

end for

输出:估计的 PSF \mathbf{k} 和去模糊图像 \mathbf{I}

3 实验结果与分析

本文在 Intel(R) Xeon(R) 2.27 GHz CPU, 4 GB 内存的硬件环境和 Windows7 32 位系统, Matlab R2010a 的软件环境条件下进行了实验。实验包含两部分,一是使用仿真的模糊图像验证本文方法的有效性,二是利用本文方法对传统相机和编码相机采集的真实模糊图像进行复原和对比,以验证编码相机对去运动模糊的有效性和必要性。

3.1 仿真模糊图像的 PSF 估计

首先利用 Matlab 自带函数 checkerboard 生成图 1(a)的图像,其中左上角方块尺寸为 5 像素 \times 5 像素,左下角方块尺寸为 10 像素 \times 10 像素,右边方块尺寸为 20 像素 \times 20 像素;然后使用大小为 7 像素 \times 7 像素、角度为 45° 的运动模糊 PSF(如图 1(b))对图像进行卷积处理,并添加方差为 10^{-4} 的高斯噪声得到图 1(c);最后应用盲解卷积算法和本文算法估计模糊图像的 PSF,结果分别如图 1(d)和图 1(e)所示。

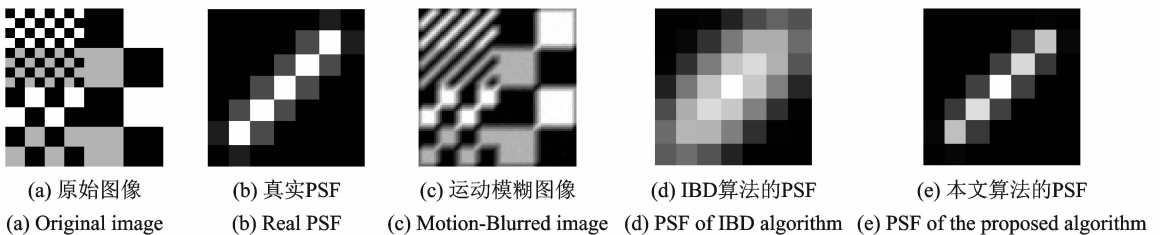


图 1 仿真图像的 PSF 估计

Fig. 1 PSF estimation of simulated image

从图 1 可以看出,当 PSF 的尺度大于图像的边缘纹理时,退化图像的边缘纹理会混叠在一起,如图 1(c)所示。如果继续利用这些区域的信息估计 PSF,势必会造成 PSF 的退化,这也表明了本文选择有效

边缘的必要性。本文采用的有效边缘策略能够较好地估计出 PSF。为了定量评价本文方法的性能,采用差的平方和(Sum of squared difference, SSD)指标进行性能评估,该指标定义为

$$SSD = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [\bar{h}(i, j) - \hat{h}(i, j)]^2 \quad (10)$$

式中: M 和 N 代表 PSF 尺寸, $\bar{h}(i, j)$ 和 $\hat{h}(i, j)$ 分别表示真实 PSF 和估计 PSF。本文方法的 SSD 为 0.008 4, 与 IBD 算法相比(SSD 为 0.041 5), 具有更小的估计误差。

3.2 真实模糊图像的去模糊

本节对传统相机与编码相机的运动模糊图像和去模糊图像进行了对比实验, 实验结果如图 2 所示。图像尺寸为 1 600 像素 \times 1 200 像素, 运动 PSF 尺寸为 15 像素 \times 15 像素, 编码相机和传统相机的焦平面相同(引入的噪声相同)。从图 2 可以看出, 编码相机的去运动模糊图像的效果明显优于传统相机, 这表明了去运动模糊过程中编码相机的有效性和必要性。另外, 实验采用峰值信噪比(Peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似度(Structural similarity, SSIM)定量评价本文方法的性能。本文去模糊方法的 PSNR 和 SSIM 分别为 21.295 3 和 0.835 8, 优于文献[2]的方法(PSNR 和 SSIM 分别为 19.451 2 和 0.731 6)。

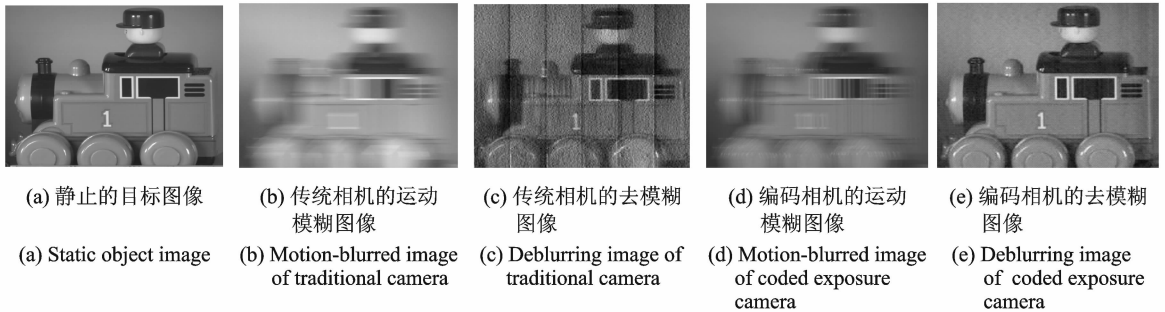


图 2 传统相机与编码相机的运动模糊图像与去模糊图像的对比

Fig. 2 Comparison of motion-blurred and deblurring images between traditional and coded exposure camera

4 结束语

本文提出了一种基于相机优化编码和图像有效边缘的 PSF 估计与去运动模糊方法。该方法以编码相机的原理为基础, 对运动模糊图像的 PSF 估计和可逆性进行联合优化, 能够很好地解决去运动模糊的难题。实验结果表明本文方法估计的 PSF 和去运动模糊图像的质量均优于当前技术条件下的方法, 具有很好的工程应用价值。但由于本文方法未涉及到景深和散焦模糊, 所以在实际应用中具有一定的局限性, 研究编码相机与景深和散焦模糊之间的关系, 将其扩展到散焦图像和多元模糊图像将是下一步工作的重点。

参考文献:

- [1] 张玉叶, 姜彬, 王春歆. Kronecker 积重构卷积核矩阵的图像迭代复原方法[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(1): 80-84. Zhang Yuye, Jiang Bin, Wang Chunxin. Image restoration iterative method based on convolution kernel matrix reconstructed by Kronecker product[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2011, 26(1): 80-84.
- [2] 王国栋, 潘振宽, 刘存良, 等. 基于混合数据项的运动去模糊变分方法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(7): 1552-1558. Wang Guodong, Pan Zhenkuan, Liu Cunliang, et al. Mixed data term based variation method for motion deblurring[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(7): 1552-1558.

- [3] Huang H Y, Tsai W C. Motion deblurring from a single photograph based on kernel estimation[C]//9th International Conference on Information, Communication and Signal Processing. Tainan: IEEE, 2013;1-5.
- [4] 沈辰,敬忠良,潘汉. 基于卷积核优化的运动图像盲去模糊算法[J]. 信息与控制, 2014,43(1):68-75.
Shen Chen, Jing Zhongliang, Pan Han. Blind motion image deblurring based on optimized convolution kernel[J]. Information and Control, 2014,43(1):68-75.
- [5] Agrawal A, Xu Y. Coded exposure deblurring: Optimized codes for PSF estimation and invertibility[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009;2066-2073.
- [6] Raskar R, Agrawal A, Tumblin J. Coded exposure photography: Motion deblurring via fluttered shutter[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006,25(3):795-804.
- [7] 段若颖, 谏德荣, 蒋玉萍, 等. Radon 变换对短模糊尺度下匀速直线运动模糊参数的准确估计[J]. 兵工学报, 2013, 34(10): 1231-1235.
Duan Ruoying, Chen Derong, Jiang Yuping, et al. Accurate estimation of motion blur parameters at short blurred extent based on Radon transform[J]. Acta Armamentarii, 2013,34(10):1231-1235.
- [8] 梁敏, 朱虹. 基于参考图相关系数分析的运动模糊参数估计[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 88-96.
Liang Min, Zhu Hong. Motion blur parameter estimation based on correlation coefficient analysis with reference image[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014,35(1):88-96.
- [9] Dai S, Wu Y. Motion from blur[C]//Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage: IEEE, 2008;1-8.
- [10] Levin A, Fergus R, Durand F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007,26(70):701-709.
- [11] Shan Q, Jia J Y, Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008,27(3):1-10.
- [12] Joshi N, Szeliski R, Kriegman D. PSF estimation using sharp edge prediction[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage: IEEE 2008;1-8.
- [13] Cho S, Lee S. Fast motion deblurring[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009,28(5):1451-1458.
- [14] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009;1964-1971.
- [15] Xu L, Jia J Y. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring[C]//Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2010;157-170.
- [16] Levin A, Lischinski D, Weiss Y. A closed form solution to natural image matting[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008,30(2):228-242.
- [17] 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.

作者简介:



李俊山(1956-),男,博士,教授,博士生导师,研究方向:图像处理与目标识别,图像理解与计算机视觉,E-mail:lijunshan403@163.com.



杨亚威(1986-),男,博士,工程师,研究方向:图像理解与图像复原。



王蕊(1977-),女,博士,讲师,研究方向:虚拟现实技术。



胡双演(1978-),男,博士,讲师,研究方向:图像处理与基于内容的检索。



隋中山(1985-),男,博士研究生,讲师,研究方向:图像处理与气体目标识别。



任博鑫(1986-),男,硕士,讲师,研究方向:模式识别与智能系统。

