

空间尺度信息的运动模糊核估计方法*

唐述, 万盛道, 杨书丽, 谢显中, 夏明, 张旭



(计算机网络和通信技术重庆市重点实验室(重庆邮电大学), 重庆 400065)

通讯作者: 唐述, E-mail: tangshu@cqupt.edu.cn

摘要: 运动模糊核的准确估计是实现单幅运动模糊图像盲复原成功的关键。但是, 因为不能准确提取出有利的图像边缘以及简单的正则化约束项的设计, 导致现有运动模糊核(motion blur kernel, 简称 MBK)的估计并不十分准确, 存在瑕疵。因此, 为了能够估计出准确的运动模糊核, 提出了一种基于空间尺度信息的运动模糊核估计方法。首先, 为了准确地提取有利的图像边缘, 移除有害的图像结构, 提出了一种基于图像空间尺度信息的图像平滑模型, 实现有利图像边缘的准确快速提取; 然后, 从运动模糊核的内在特性出发, 将空间域的 L_0 范数和梯度域的 L_2 范数结合到一起, 提出了一种正则化约束模型, 很好地保证了运动模糊核的稀疏平滑特性, 并结合之前提取出的有利的图像边缘, 共同实现运动模糊核的准确估计; 最后, 采用一种半二次性分裂的交互式最优化策略对提出的模型进行最优化求解。在客观的评价指标和主观的视觉效果上进行了大量实验, 其结果证明所提出的方法能够估计出更准确的 MBK 和复原出更高质量的去模糊图像。

关键词: 运动模糊图像盲复原; 运动模糊核; 有利的图像边缘; 空间尺度信息; 多正则化约束模型

中图法分类号: TP391

中文引用格式: 唐述, 万盛道, 杨书丽, 谢显中, 夏明, 张旭. 空间尺度信息的运动模糊核估计方法. 软件学报, 2019, 30(12): 3876-3891. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5587.htm>

英文引用格式: Tang S, Wan SD, Yang SL, Xie XZ, Xia M, Zhang X. Spatial-scale-information method for motion blur kernel estimation. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2019, 30(12): 3876-3891 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5587.htm>

Spatial-scale-information Method for Motion Blur Kernel Estimation

TANG Shu, WAN Sheng-Dao, YANG Shu-Li, XIE Xian-Zhong, XIA Ming, ZHANG Xu

(Chongqing Key Laboratory of Computer Network and Communications Technology (Chongqing University of Posts and Telecommunications), Chongqing 400065, China)

Abstract: The accurate motion blur kernel (MBK) estimation is the key for the success of the single-image blind motion deblurring. Nevertheless, because of the imperfect useful edges selection and the simple regularizers design, the MBKs estimated by existing methods are inaccurate and contain various flaws. Therefore, in order to estimate an accurate MBK, in this study, a spatial-scale-information method for MBK estimation is proposed. First, in order to accurately extract the useful image edges and remove the pernicious image structures, an image smoothing model based on the spatial scale information is proposed, such that the useful image edges can be extracted accurately and quickly. Then, according to the characteristics of the MBK, a regularization constraint model, which combines

* 基金项目: 国家自然科学基金(61601070, 61271259); 重庆市教委科学技术研究计划(KJZD-K201800603, KJZD-M201900602); 重庆市基础与前沿研究计划(CSTC2016jcyjA0455, CSTC2014kjrc-qnc40002); 重庆市教委科学技术研究项目(KJ1600411, KJ1400429)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61601070, 61271259); Project of Science and Technology Research of Chongqing Education Commission (KJZD-K201800603, KJZD-M201900602); Fundamental and Advanced Technology Research Project of Chongqing (CSTC2016jcyjA0455, CSTC2014kjrc-qnc40002); Science and Technology Research Project of Chongqing Municipal Education Commission (KJ1600411, KJ1400429)

收稿时间: 2017-04-19; 修改时间: 2018-01-26; 采用时间: 2018-04-13

spatial L_0 norm with gradient L_2 norm, is proposed for preserving the continuity and the sparsity of the MBK well. By combining the extracted useful image edges and the proposed regularization constraint model, the accurate MBK estimation can be achieved. Finally, a half-quadratic splitting alternating optimization strategy is employed to solve the proposed model. Extensive experiments results demonstrate that the proposed method can estimate more accurate MBKs and obtain higher quality deblurring images in terms of both quantitative metrics and subjective vision.

Key words: blind motion deblurring; motion blur kernel; the useful image edges; spatial scale information; multi-regularization constraint model

由于成像系统的像差、散焦、大气湍流、噪声以及成像镜头与所拍摄场景的相对运动等众多因素的影响,不可避免地会导致拍摄到的图像出现模糊.近几年,随着相机的成像分辨率不断提高以及焦距范围的不断扩大,在引起图像模糊的众多因素中,由成像设备与被拍摄物体之间的相对运动所造成的图像运动模糊已成为图像模糊最主要的因素之一,因此,本文将主要针对场景静止,由相机的平面内平移所造成的单幅运动模糊图像的盲复原方法进行研究.在运动模糊图像的盲复原研究中,能否准确估计出引起图像模糊的运动模糊核(motion blur kernel,简称 MBK)是能够复原出原始清晰图像的关键,而其中,图像有利边缘的准确提取和正则化约束项的合理设计,又是实现 MBK 准确估计的关键.2008 年,Shan 等人在算法的初始阶段先利用较强的正则化约束来选择幅值较大的强边缘来引导 MBK 的估计,然后随着迭代的进行再逐渐减小正则化的强度从而复原出丰富的图像细节,同时在对 MBK 的约束方面则采用了空间域的 L_1 范数稀疏性约束^[1].2009 年,Cho 等人采用双边滤波器、shock 滤波器和一种梯度阈值策略来提取图像中幅值较大的强壮边缘,然后仅利用提取的强壮边缘对 MBK 进行估计,同时,Cho 等人仅利用了简单的 L_2 范数来对 MBK 进行稀疏性约束^[2].2011 年,Krishnan 等人提出了一种 L_1/L_2 的正则化策略.该方法利用先前估计的潜在图像梯度的 L_2 范数作为当前潜在图像梯度的 L_1 范数的权重,可以被认为是一种归一化的 L_1 范数^[3].2012 年,Li 等人对 MBK 进行了全变差的正则化约束,并结合分裂的布雷格曼迭代,提出了一种扩展的分裂布雷格曼迭代盲复原算法^[4].2010 年,Xu 等人的研究发现,与图像边缘的幅值相比,图像边缘的空间尺度更能决定 MBK 估计的准确性^[5]——只有当图像中边缘的空间尺度大于 MBK 的尺度时,这样的边缘才会有利于 MBK 的估计(图像边缘的空间尺度是指图像中边缘的宽度,而 MBK 的尺度是指 MBK 的支持域的大小).2013 年,Xu 等人提出了一族损失函数来选择图像中的有利边缘,虽然这些损失函数能够较好地近似稀疏性最强的 L_0 范数,但是在所选择的有利边缘中,绝大多数仍是由图像边缘的幅度值所决定的^[6],并且该方法同样也是仅利用了简单的 L_2 范数来对 MBK 进行稀疏性的约束.2013 年,Pan 等人将图像边缘的空间尺度信息结合到全变差的图像去噪模型中,实现有利图像边缘的准确提取,并提出了一种双重正则化约束模型来同时对 MBK 的稀疏性和连续性进行约束:空间域的超拉普拉斯分布约束 MBK 的稀疏性和梯度域的 L_0 范数保证 MBK 的连续性^[7].2016 年,Pan 等人根据图像暗信道的稀疏性,提出了一种基于暗信道先验的模糊图像盲复原方法^[8].2015 年,Ma 等人提出了一种时间区域选择策略来提取模糊视频中每帧的有利图像结构,能够在有效去除视频运动模糊的同时实现视频的超分辨率重建^[9].但是该方法仍然仅对 MBK 进行了简单的 L_2 范数约束.2015 年,Perrone 等人提出了一种基于最大边缘分布的模糊图像盲复原方法,该方法通过在所有可能的潜在图像上进行最大化边缘分布来估计 MBK^[10].虽然该方法能够估计出较为合理的 MBK,但是其计算量太大.2016 年,Zuo 等人提出了一种逐迭代的 p 范数正则化方法,并结合一种数据驱动策略来自适应地选择有利的图像边缘^[11],该方法对于 MBK 则采用了超拉普拉斯分布来约束其稀疏性.2017 年,Pan 等人通过同时在图像的空间域和梯度域进行 L_0 的稀疏性正则化约束来提取图像中的有利边缘,该方法同时也仅利用了简单的 L_2 范数来对 MBK 进行稀疏性约束^[12].

综上所述,现有方法存在的问题主要有:

- 一方面,在图像有利边缘的提取阶段,现有的绝大多数方法都是基于图像边缘的幅度值而非图像边缘的空间尺度信息^[1-4,6,11,12].虽然 Xu 等人^[5]提出了一种基于空间尺度的边缘提取策略,但是该方法对于用该策略计算出的边缘地图,仅采用了一种简单的阈值法(文献[5]中的公式(2)和公式(3)),从中选择出大尺度的有利边缘(在本文中,将空间尺度大于 MBK 尺度的图像边缘称为有利的图像边缘或者大尺度

边缘;反之,将空间尺度小于 MBK 尺度的图像边缘称为有害的图像边缘或者小尺度边缘),因而并不能实现有利边缘的最优提取.另外,虽然 Pan 等人^[7]也提出了一种结合空间尺度信息和全变差图像去噪模型的边缘提取方法,但是该方法的空间尺度信息地图仅是从观察到的模糊图像中计算得到的,而并没有在后续的迭代中进行更新(文献[7]中的公式(4)),并且该方法还存在计算量大和耗时多的问题.由此可见,现有的方法并不能真正准确地提取出图像的有利边缘.

- 另一方面,现有方法针对 MBK 正则化约束项的设计都过于简单,仅仅考虑了 MBK 的稀疏性^[1-6,9,11,12],而忽略了 MBK 的连续性.虽然 Pan 等人^[7]提出了一种双重正则化约束模型来同时对 MBK 的稀疏性和连续性进行约束,但是如前所述,该方法计算量太大,耗时太多.

由此可见,现有的方法并不能真正实现对 MBK 的准确估计,尤其是在严重运动模糊或者图像中纹理细节较为复杂的情况下,进而不能得到高质量的复原图像.

针对现有方法存在的两方面缺陷,本文提出了一种基于空间尺度信息的运动模糊核估计方法:首先,为了准确地提取有利的图像边缘,移除有害的图像结构,本文提出了一种基于图像空间尺度信息的图像平滑模型,提出的模型能够被有效的最优化求解,从而能够快速而准确地提取出最优的有利图像边缘;然后,从运动模糊退化函数的内在特性出发,提出了一种结合 L_0 先验和 L_2 先验的新的双重正则化约束模型来对 MBK 的稀疏性和连续性进行较好的约束,实现运动模糊核的准确估计,而且提出的双重正则化约束模型同样能够被有效地最优化求解.本文在客观的评价指标和主观的视觉效果上进行了大量实验,结果证明了提出的方法能够估计出更准确的 MBK 和复原出更高质量的去模糊图像.

1 提出的模糊核估计方法

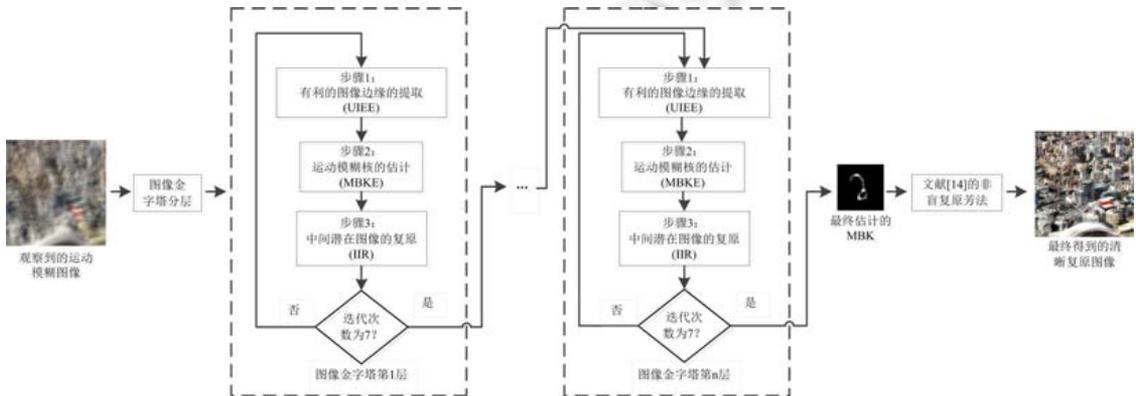
图像的运动模糊可用如下的数学模型来表示:

$$y=x*k+n \tag{1}$$

其中, y 为观察到的模糊噪声图像; k 为未知的线性退化函数(blur kernel,简称 BK); x 为原始的清晰图像; n 为零均值,方差为 σ^2 的加性高斯噪声;*表示卷积运算.本文提出的方法采用了模糊图像盲复原领域常用的一种从粗到精的多尺度策略,并在每个尺度上都循环地执行以下 3 个步骤.

- 1) 有利的图像边缘的提取(useful image edges extraction,简称 UIEE);
- 2) MBK 的估计(motion blur kernel estimation,简称 MBKE);
- 3) 中间潜在图像的复原(interim image restoration,简称 IIR).

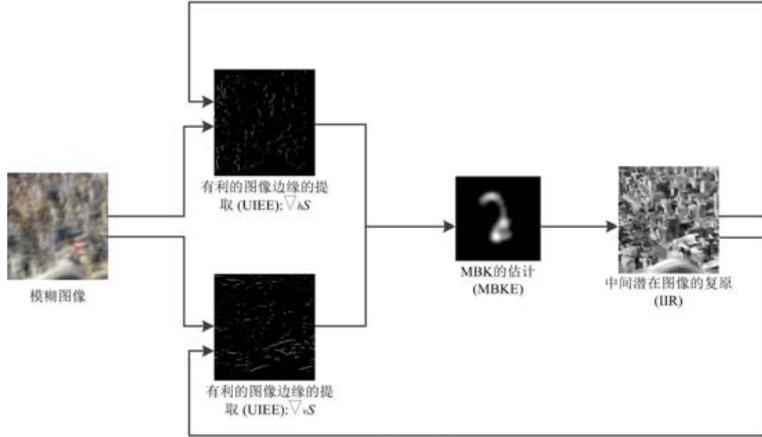
本文提出方法的流程如图 1 所示.



(a) 从粗到精的多尺度策略

Fig.1 Overall process of our method

图 1 本文提出方法的流程



(b) 单个分辨率层中 3 个步骤的结果

Fig.1 Overall process of our method (Continued)

图 1 本文提出方法的流程(续)

由图 1 可知,UIEE,MBKE 和 IIR 是本文提出方法的关键.因此在接下来的章节中,本文将分别对 UIEE, MBKE 和 IIR 进行详细介绍.

1.1 有利的图像边缘的提取

如前所述,图像边缘的空间尺度更能决定 MBK 估计的准确性^[5],因此,本文提出了一种基于图像空间尺度信息的图像平滑模型以实现图像有利边缘的准确提取:

$$\arg \min_S \sum_p (((\nabla S)_p - (\nabla I)_p)^2 + \lambda(R_h(S_p) + R_v(S_p))), R_h(S_p) = \frac{\sum_{q \in R(p)} |(\nabla_h S)_q|}{\left| \sum_{q \in R(p)} (\nabla_h S)_q \right| + \varepsilon}, R_v(S_p) = \frac{\sum_{q \in R(p)} |(\nabla_v S)_q|}{\left| \sum_{q \in R(p)} (\nabla_v S)_q \right| + \varepsilon} \quad (2)$$

其中,

- S 表示结果图像;
- I 表示输入图像,初始输入即为观察到的模糊噪声图像;之后,随着迭代的进行,输入则为中间的潜在复原图像;
- $\nabla_h S$ 表示图像 S 在水平方向上的一阶梯度;
- $\nabla_v S$ 表示图像 S 在垂直方向上的一阶梯度;
- ε 为一个很小的正数,以防止分母等于 0 的情况产生;
- $\nabla S = \begin{pmatrix} \nabla_h S \\ \nabla_v S \end{pmatrix}$;
- $R(p)$ 表示以像素点 p 为中心的局部矩形图像块.

从公式(2)的右边(第 2 项和第 3 项)可以得到:在图像块 $R(p)$ 中,宽度小于 $R(p)$ 宽度的图像边缘将会产生较大的 $R_h(S_p)$ 值和 $R_v(S_p)$ 值(因为在 $R_h(S_p)$ 和 $R_v(S_p)$ 的分母中,宽度小于 $R(p)$ 宽度的图像边缘会产生成对的正负梯度值,这些成对的正负梯度值会在 $R_h(S_p)$ 和 $R_v(S_p)$ 的分母中正负相消);反之,宽度大于 $R(p)$ 宽度的图像边缘会得到较小的 $R_h(S_p)$ 值和 $R_v(S_p)$ 值.因此,最小化 $R_h(S_p)$ 和 $R_v(S_p)$ 即可将宽度大于 $R(p)$ 宽度的图像边缘准确地提取出来.由此可见,最小化 $R_h(S_p)$ 和 $R_v(S_p)$ 是一种基于图像边缘空间尺度的而非幅度值的图像边缘提取方法.于是我们得到:只要将图像块 $R(p)$ 的宽度设置为等于或略大于 MBK 支持域的宽度,就能够通过最小化公式(2)将图像中的有利边缘准确地提取出来.公式(2)的第 1 项是为了保证输出图像和输入图像在内容上不会有较大的偏差.关于

该模型的最优化求解,会在第 2 节详细给出.

1.2 MBK的估计

除了图像有利边缘的准确提取之外,正则化约束项的设计是影响 MBK 估计的另一个重要因素.Cai 等人已经证明^[13],运动模糊退化函数具有两种重要的特性:支持域的稀疏特性和连续特性.但是现有的方法针对 MBK 正则化约束项的设计几乎都仅仅只考虑了 MBK 的稀疏特性^[1-6,8,9,11,12],而忽略了 MBK 的连续特性.虽然 Cai 等人提出了一种双重正则化约束模型来同时约束 MBK 的稀疏特性和连续特性,但是对于连续特性的约束,Cai 等人却是对 MBK 进行像素值强度的高斯分布约束,即 $\|k\|_2^2$.然而,这类约束仿佛却更加偏向于稀疏的特性^[2,5,6,12].虽然 Pan 等人也提出了一种双重正则化约束模型来同时对 MBK 的稀疏性和连续性进行约束,但是如前所述,该方法耗时太多^[7].

通过对现有正则化约束项的分析,我们发现:直接对 MBK 的像素值强度进行稀疏特性的约束较为有效,例如 $\|k\|_\alpha^\alpha$ ^[7,11],其中, $0 < \alpha < 1$, $\|k\|_{L_2}^2$ ^[2,5,6,12];而对于连续特性的约束,在梯度域进行则比较有效,例如 $\|\nabla k\|_1$ ^[4,13], $\|\nabla k\|_0$ ^[7].即使 L_0 范数是最稀疏的表示,但仍能够在梯度域中保证 MBK 的连续性^[7].基于以上的分析,本文提出一种结合 L_0 先验和高斯先验的新的双重正则化约束模型,对 MBK 的稀疏性和连续性进行较好的约束.

$$\min_k = \frac{1}{2} \|\nabla S * k - \nabla y\|_2^2 + \frac{\gamma_{kc}}{2} \|\nabla k\|_2^2 + \frac{\gamma_{ks}}{2} \|k\|_0 \quad (3)$$

其中, γ_{kc} 和 γ_{ks} 分别表示连续性正则化参数和稀疏性正则化参数.由公式(3)可知:提出的模型将最稀疏的 L_0 范数直接运用到 MBK 的像素值强度上,同时将具有平滑渐变特性的高斯先验运用到 MBK 的梯度域.因此,提出的模型能够很好地同时保证 MBK 的稀疏性和连续性.同样,在第 2 节会详细给出对该模型的最优化求解.

1.3 中间潜在图像的复原

在 IIR 阶段,本文采用了 Krishnan 等人提出的超拉普拉斯先验^[14]来对中间的潜在图像进行复原:

$$\min_I = \frac{1}{2} \|I * k - y\|_2^2 + \frac{\gamma_I}{2} \|\nabla I\|_{0.5} \quad (4)$$

其中, γ_I 为正则化参数.本文直接采用了文献[14]中的方法来对公式(4)进行最优化求解.

2 对提出模型的最优化求解

2.1 基于空间尺度信息的图像平滑模型的求解

由公式(2)可知,提出的图像平滑模型是非凸的,主要是因为其中的 $R_h(S_p)$ 和 $R_v(S_p)$.因此,我们采用 Xu 等人提出的一种最优化策略^[15],将 $\sum_p R_h(S_p)$ 和 $\sum_p R_v(S_p)$ 分解为一个非线性的项和一个二次性的项,进而实现对模型(公式(2))的求解.接下来,我们将详细讨论 $\sum_p R_h(S_p)$ 的分解,而 $\sum_p R_v(S_p)$ 则能够被相同地处理.

$$\sum_p R_h(S_p) = \sum_p \frac{\sum_{q \in R(p)} |(\nabla_h S)_q|}{\left| \sum_{q \in R(p)} (\nabla_h S)_q \right| + \varepsilon} \quad (5)$$

我们将分子中的 $|(\nabla_h S)_q|$ 提取出来,并重新排列像素,得到:

$$\sum_p \frac{\sum_{q \in R(p)} |(\nabla_h S)_q|}{\left| \sum_{q \in R(p)} (\nabla_h S)_q \right| + \varepsilon} = \sum_q \sum_{p \in R(q)} \frac{1}{\left| \sum_{q \in R(p)} (\nabla_h S)_q \right| + \varepsilon} |(\nabla_h S)_q| \approx \sum_q \sum_{p \in R(q)} \frac{1}{\left| \sum_{q \in R(p)} (\nabla_h S)_q \right| + \varepsilon} \frac{(\nabla_h S)_q^2}{|(\nabla_h S)_q| + \varepsilon_s} \quad (6)$$

其中, ε_s 为一个很小的正数,防止分母等于 0.接下来,令

$$u_{h,q} = \sum_{p \in R(q)} \frac{1}{\left| \sum_{q \in R(p)} (\nabla_h S)_q \right| + \varepsilon} = \left(O * \frac{1}{|O * \nabla_h S| + \varepsilon} \right); w_{h,q} = \frac{1}{|(\nabla_h S)_q| + \varepsilon_s} \quad (7)$$

其中, O 为与 $R(p)$ 相同大小的全 1 的矩形窗口. 那么, 公式(6)则转变为

$$\sum_p \frac{\sum_{q \in R(p)} |(\nabla_h S)_q|}{\left| \sum_{q \in R(p)} (\nabla_h S)_q \right| + \varepsilon} \approx \sum_q u_{h,q} w_{h,q} (\nabla_h S)_q^2 \quad (8)$$

由此可见, $\sum_p R_h(S_p)$ 可被分解为一个非线性项 $u_{h,q} w_{h,q}$ 和一个二次项 $(\nabla_h S)_q^2$.

相类似地, $\sum_p R_v(S_p)$ 可被分解为

$$\sum_p \frac{\sum_{q \in R(p)} |(\nabla_v S)_q|}{\left| \sum_{q \in R(p)} (\nabla_v S)_q \right| + \varepsilon} \approx \sum_q u_{v,q} w_{v,q} (\nabla_v S)_q^2 \quad (9)$$

其中, $u_{v,q} = \left(O * \frac{1}{|O * \nabla_v S| + \varepsilon} \right)$, $w_{v,q} = \frac{1}{|(\nabla_v S)_q| + \varepsilon_s}$. 因此, 公式(2)能够用矩阵的形式来表达:

$$(V(\nabla S) - V(\nabla T))^T (V(\nabla S) - V(\nabla T)) + \lambda ((V(\nabla_h S))^T U_h W_h (V(\nabla_h S)) + (V(\nabla_v S))^T U_v W_v (V(\nabla_v S))) \quad (10)$$

其中, $V(\nabla S)$ 表示将矩阵 ∇S 转换为向量形式; U_h, U_v, W_h 和 W_v 均为对角矩阵, 对角线元素分别为 $U_h[i, i] = u_{h,i}$, $U_v[i, i] = u_{v,i}$, $W_h[i, i] = w_{h,i}$, $W_v[i, i] = w_{v,i}$. 由公式(10)可知: 经过对 $\sum_p R_h(S_p)$ 和 $\sum_p R_v(S_p)$ 的分解, 公式(10)对于 $\nabla_h S$ 和 $\nabla_v S$ 均是二次性的. 因此, 我们将直接对 $\nabla_h S$ 和 $\nabla_v S$ 而不是对 S 进行求解, 得到:

$$\begin{cases} (\mathbf{1} + \lambda L_h^m) V(\nabla_h S^{m+1}) = V(\nabla_h I) \\ (\mathbf{1} + \lambda L_v^m) V(\nabla_v S^{m+1}) = V(\nabla_v I) \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{1}$ 是单位矩阵, m 为迭代次数, $L_h^m = U_h^m W_h^m$, $L_v^m = U_v^m W_v^m$ 是由 $\nabla_h S^m$ 和 $\nabla_v S^m$ 计算得到的.

由以上的分析可知: 首先, 与文献[5]中的硬阈值方法相比, 本文通过分解 $\sum_p R_h(S_p)$ 和 $\sum_p R_v(S_p)$, 实现了对图像中有利边缘的最优化求解, 能够更加准确地提取出有利的图像边缘, 即 $\nabla_h S$ 和 $\nabla_v S$; 其次, 与文献[7]方法中上百次的迭代次数相比, 本文采用的最优化策略仅需 3 次~5 次迭代就可得到有利的图像边缘 $\nabla_h S$ 和 $\nabla_v S$, 因此能够极大地提高算法的速度.

2.2 双重正则化约束模型的求解

由公式(3)可知, 提出的双重正则化约束模型引入了一种离散的计数测量, 即 $\|k\|_0 = \#\{p | k_p \neq 0\}$, 因此, 我们采用了一种与文献[16]相类似的半二次性分裂的交互式最优化策略对提出的模型(公式(3))进行最优化求解. 首先引入一个辅助变量 b_k , 并引入一个额外的约束: $b_k = k$, 那么公式(3)被转换为

$$\min_{b_k, k} \frac{1}{2} \|\nabla S * k - \nabla y\|_2^2 + \frac{\gamma_{kc}}{2} \|\nabla k\|_2^2 + \frac{\gamma_{ks}}{2} \|b_k\|_0 + \frac{\beta_k}{2} \|b_k - k\|_2^2 \quad (12)$$

其中, β_k 为惩罚参数. 接下来, 我们将交互式地迭代求解 k 和 b_k .

- 固定 b_k , 那么 k 可通过求解下式得到:

$$\min_k \frac{1}{2} \|\nabla S * k - \nabla y\|_2^2 + \frac{\gamma_{kc}}{2} \|\nabla k\|_2^2 + \frac{\beta_k}{2} \|b_k - k\|_2^2 \quad (13)$$

公式(13)对于 k 是二次性的, 因此可在频率域求其闭合式解:

$$k = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(\nabla_h S)} \circ F(\nabla_h y) + \overline{F(\nabla_v S)} \circ F(\nabla_v y) + \beta_k F(b_k)}{\overline{F(\nabla_h S)} \circ F(\nabla_h S) + \overline{F(\nabla_v S)} \circ F(\nabla_v S) + \gamma_{kc} (F(\nabla_h) \circ F(\nabla_h) + F(\nabla_v) \circ F(\nabla_v)) + \beta_k} \right) \quad (14)$$

其中, $F(\cdot)$ 和 $F^{-1}(\cdot)$ 分别表示快速的傅里叶变换和快速的傅里叶逆变换, $\overline{F(\cdot)}$ 表示 $F(\cdot)$ 的复共轭, \circ 表示逐元素相乘操作.

- 固定 k , 那么 b_k 可以通过求解下式得到:

$$\min_{b_k} \frac{\gamma_{ks}}{2} \|b_k\|_0 + \frac{\beta_k}{2} \|b_k - k\|_2^2 \quad (15)$$

公式(15)是一种逐元素的最小化问题, 因此 b_k 由下式可得:

$$b_k = \begin{cases} k, & |k|^2 \geq \frac{\gamma_{ks}}{\beta_k} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

同时, 还在每次迭代中对 MBK 进行了归一化和非负的约束:

$$k(i, j) = \begin{cases} k(i, j), & \text{else} \\ 0, & k(i, j) < 0.01 \times k_{\max} \end{cases}, \text{ and } \sum_{(i, j) \in D} k(i, j) = 1 \quad (17)$$

其中, D 表示模糊核支持域的大小, k_{\max} 表示 k 中最大的元素.

本论文的方法将最低尺度的模糊噪声图像 y_{coarsest} 作为算法的初始输入值; 同时, b_k 的初始值设为 0. 最终, 一旦 MBK 被最终估计得到, 我们就采用文献[14]中提出的基于超拉普拉斯先验的非盲复原方法来得到最终的清晰复原图像.

3 实验及分析

本文在客观的评价指标和主观的视觉效果上进行了大量的比较实验(分别与文献[2]、文献[3]、文献[5-7]和文献[11]的方法进行了比较)来验证提出方法的优越性. 在客观的评价指标方面, 本文分别采用了峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, 简称 PSNR)^[6] 和逆卷积错误比率 (ratio between deconvolution error, 简称 RBDE)^[6] 来衡量所有盲复原方法的性能. 实验所用的计算机具有 8G 内存和 2.3GHz 的双核 Intel 处理器. 所有图像的像素值都被归一化到 0~1 之间. 由公式(4)、公式(7)和公式(12)可知, 提出的方法一共涉及到 6 个参数: $\varepsilon_s, \varepsilon_r, \gamma_{kc}, \gamma_{ks}, \beta_k$ 和 γ_l . 对于参数 γ_{kc} 和 γ_{ks} 而言, 参数 γ_{kc} 决定了 MBK 的连续平滑扩散的程度, 而参数 γ_{ks} 决定了 MBK 的稀疏程度, 因此, γ_{kc} 和 γ_{ks} 共同决定了 MBK 估计的准确性. 因为模糊图像中含有 MBK 的信息, 因此在本文中, 我们将 γ_{kc} 和 γ_{ks} 的设置直接与模糊图像联系起来. 经过反复实验, 我们得到: 在本文的所有实验中, γ_{kc} 和 γ_{ks} 分别被设置为 $\gamma_{kc} = 50 \times \left(\sum_p y_p \right)$, $\gamma_{ks} = 0.000005 \times \gamma_{kc}$. 参数 β_k 控制着辅助变量 b_k 与 k 之间的相似程度. 在这里, 本文采用了文献[16]中的方法来对参数 β_k 进行设置: 在算法的初始阶段, 对参数 β_k 设定一个较小的初始值; 然后, 在每次迭代之后对 β_k 的值加倍, 直到达到 β_k 的最大值为止. 参数 β_k 的初始值为 $\beta_{k_ini} = 2\gamma_{ks}$, 最大值为 $\beta_{k_max} = 10^5$. ε 和 ε_s 分别被设置为 0.001 和 0.02. 参数 γ_l 则遵循文献[14]的方法进行设置. 为了实验的公平性, 在 MBK 的估计阶段, 实验中所有方法的实验结果都经过了大量实验, 通过对每种方法中参数的反复调试而得到的最佳实验结果; 而在最终的清晰图像复原阶段, 所有方法均统一采用文献[14]的非盲复原方法来得到最终的清晰复原图像.

3.1 人造运动模糊图像的实验

在人造运动模糊图像的实验中, 本文采用了文献[6]所使用的测试图像数据集和文献[17]的测试数据集. 其中, 文献[6]所使用的数据集为 4 幅 255×255 大小的灰度级清晰测试图像(如图 2 所示). 而文献[17]的数据集为 80 幅大小不一的灰度级清晰测试图像. 它们均采用了图 3 所示的 8 种不同的 MBK 来代表 8 种不同的运动模糊, 共产生出了 672 幅人造的运动模糊图像. 同时, 本文在文献[6]的 32 幅运动模糊图像上还加入了均值为 0、标准差为 0.001 的加性高斯噪声, 而在文献[17]的 640 幅运动模糊图像上则加入了均值为 0、标准差为 0.01 的加性高斯噪声. 为了验证提出方法的优越性, 将提出的方法与 Cho 等人的方法^[2]、Krishnan 等人的方法^[3]、Xu 等人的方法^[5,6] 以及 Pan 等人的方法^[7,11] 进行了比较.

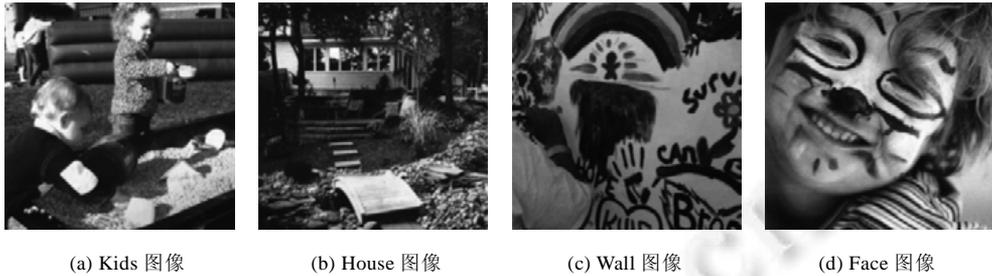


Fig.2 Four grayscale test images of Ref.[6]
图 2 文献[6]所采用的 4 幅灰度级标准测试图像

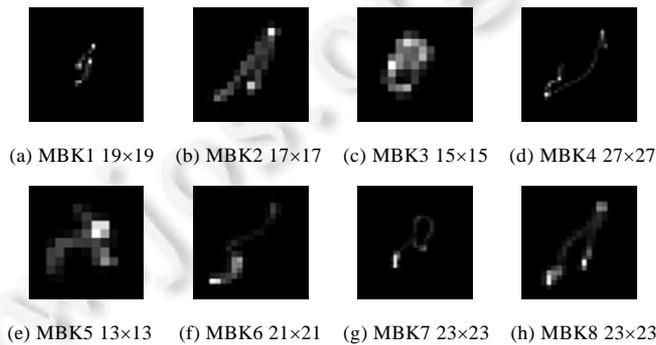


Fig.3 Eight different MBKs

图 3 8 种不同的运动模糊核

本文对所有的 672 幅人造模糊图像进行了比较实验,但是因为篇幅有限,在主观视觉效果比较上,本节仅给出了 Face 图像在 MBK4(最大的 MBK)上的实验结果,如图 4 所示。

如图 4 所示,因为文献[2,6]中的方法是基于梯度的幅值来选择有利的图像边缘,同时,它们又只考虑了 MBK 的稀疏特性,因此,估计的 MBK 存在一定程度的噪声瑕疵,尤其是对于含有较多高对比度细边缘的 Face 图像.因此,文献[2,6]的方法所复原出的图像存在较多的 ringing 瑕疵(如图 4(c)和图 4(f)所示).基于 L_1/L_2 范数的盲去模糊方法所估计的 MBK 存在较为严重的间断,其复原图像存在较为严重的振铃瑕疵(图 4(d)).虽然文献[5]中的方法是基于空间尺度的大小来测量图像中的有利边缘,但是所采用的硬阈值法并不能准确地提取出图像中所有的有利边缘,而且文献[5]也只考虑了 MBK 的稀疏特性,因此,文献[5]中方法所估计得到的 MBK 同样存在一定程度的噪声瑕疵和拖尾瑕疵,导致最终获得的复原图像不可避免地也存在一定程度的 ringing 瑕疵(如图 4(e)所示).虽然文献[7]中的方法也是基于空间尺度来提取图像中的有利边缘,但是该方法仍然不能估计出准确的 MBK:对于含有较多高对比度细边缘的 Face 图像,用该方法估计出的 MBK 趋向于 delta 函数,导致得到的复原图像没有任何的去模糊效果(如图 4(g)所示).文献[12]中的方法也是一种基于图像梯度幅值的边缘选择策略,因此该方法所估计的 MBK 与文献[6]中方法估计的 MBK 相似,失真较为严重,因此其最终复原出的图像也不可避免地存在较多的 ringing 瑕疵(如图 4(h)所示).相比之下,本文提出的方法因为实现了图像中大尺度有利边缘的最优化求解,同时利用 L_0 先验和高斯先验很好地约束了 MBK 的稀疏特性和连续特性,因此本文提出的方法能够在很好地保证 MBK 稀疏性和连续性的同时有效地去除噪声和拖尾等瑕疵,估计出最准确的 MBK,进而能够获得最高质量的复原图像(如图 4(i)所示)。



Fig.4 Recovered results and estimated MBKs of all methods with test image Face and MBK4

图 4 所有方法在 Face 图像和 MBK4 实验中的复原图像结果以及估计的运动模糊核

在客观的评价指标方面,本文分别采用了 PSNR 和 RBDE 来比较实验中所有盲复原方法的性能.图 5 表示所有方法在所有 672 幅人造运动模糊图像上的 RBDE 值.表 1 则表示在所有的 672 幅人造运动模糊图像中,每种方法在每个 MBK 上所得到的平均 PSNR 值.

图 5 中,横坐标上的数字 2 表示在所有的 32 幅人造模糊图像的实验中,满足 $RBDE < 2$ 的所有复原图像所占的百分比.已经证明:只有当 $RBDE < 2$ 时,得到的复原图像的质量才是可以接受的^[6,7,17].如图 5 所示:本文提出的方法在 $RBDE < 2$ 的情况下达到了最高的 70.7%,明显优于其余的 6 种盲复原方法.表 1 列出了在所有的 672 幅人造运动模糊图像中,每种方法在每个 MBK 上所得到的平均 PSNR 值.由表 1 可以明显地看到:在绝大多数情况下,本文所提出的方法能够获得最高的平均 PSNR 值(在所有的 672 幅人造模糊图像的盲复原实验中,6 种 MBK 所获得的平均 PSNR 值达到了最高),明显优于其余 6 种盲复原方法.图 5 和表 1 从客观的评价指标方面证明了

本文提出方法的有效性.

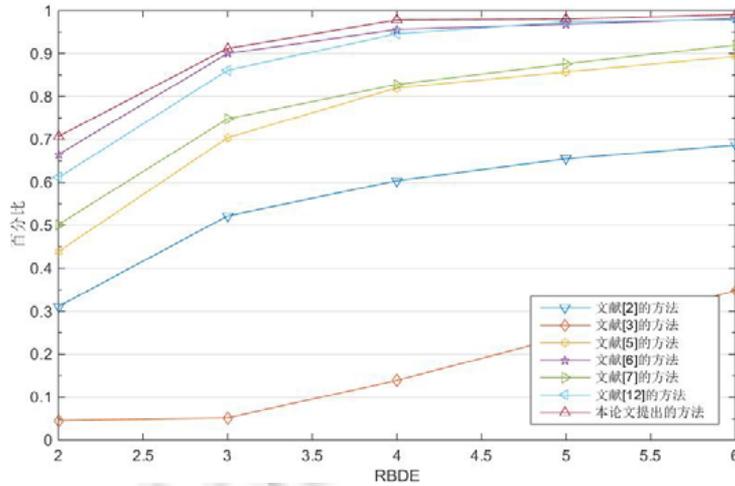


Fig.5 Percentages of the RBDEs of all the methods on all the 672 synthetic blurred images
图 5 所有方法在所有 672 幅人造模糊图像上的 RBDE 统计百分比

Table 1 Average PSNR (dB) values of each method for each MBK on all the 672 synthetic blurred images
表 1 在所有的 672 幅人造运动模糊图像中,每种方法在每个 MBK 上所得到的平均 PSNR 值

MBKs	文献[2]	文献[3]	文献[5]	文献[6]	文献[7]	文献[12]	本文提出的方法
MBK 1	25.964	22.957	27.241	28.697	27.319	27.841	28.852
MBK 2	25.749	21.552	27.919	29.243	23.920	29.325	30.126
MBK 3	25.397	24.758	28.237	25.750	27.344	26.758	29.015
MBK 4	25.135	21.475	27.025	21.583	20.091	21.241	26.952
MBK 5	27.962	24.848	29.476	29.499	25.497	29.264	29.771
MBK 6	27.589	22.799	29.139	19.647	19.743	19.387	29.053
MBK 7	26.756	23.752	28.735	22.056	20.667	21.601	29.106
MBK 8	25.327	23.499	28.733	22.863	21.368	22.541	29.010

3.2 真实运动模糊图像的实验

除了人造的模糊图像之外,在本节中还将提出的方法运用到真实运动模糊图像的盲复原中.图 6(a)为一幅大小为 247×265 的真实模糊图像(“structure”),MBK 的大小为 45×45 个像素.该幅模糊图像包含有复杂的结构和丰富的小尺度边缘,具有一定的挑战性.

如图 6 所示,因为仅考虑了 MBK 的稀疏性,文献[2,5,6]中方法所估计的 MBKs 都含有或多或少的噪声瑕疵,其最后的复原图像具有显而易见的阴影瑕疵(如图 6(b)、图 6(d)和图 6(e)所示).文献[3]无法估计出一个合理的 MBK,导致最后的复原图像出现严重的失真(如图 6(c)所示).文献[12]中方法估计出的 MBK 含有较为明显的噪声瑕疵,其最后的复原图像也存在于有显而易见的阴影瑕疵(如图 6(g)所示).虽然文献[7]的方法能够估计出一个较好的 MBK,但其最后的复原图像中仍含有一定程度的阴影效应(如图 6(f)所示).相比之下,本文提出的方法在 MBK 的估计和最终图像的复原上都明显优于其余的 6 种方法.在 MBK 的估计中,本文的方法能够有效去除噪声等瑕疵,很好地保证 MBK 的稀疏性和连续性,因此能够复原出更加锐化的边缘和更多的细节,同时有效抑制阴影等瑕疵(如图 6(h)所示).

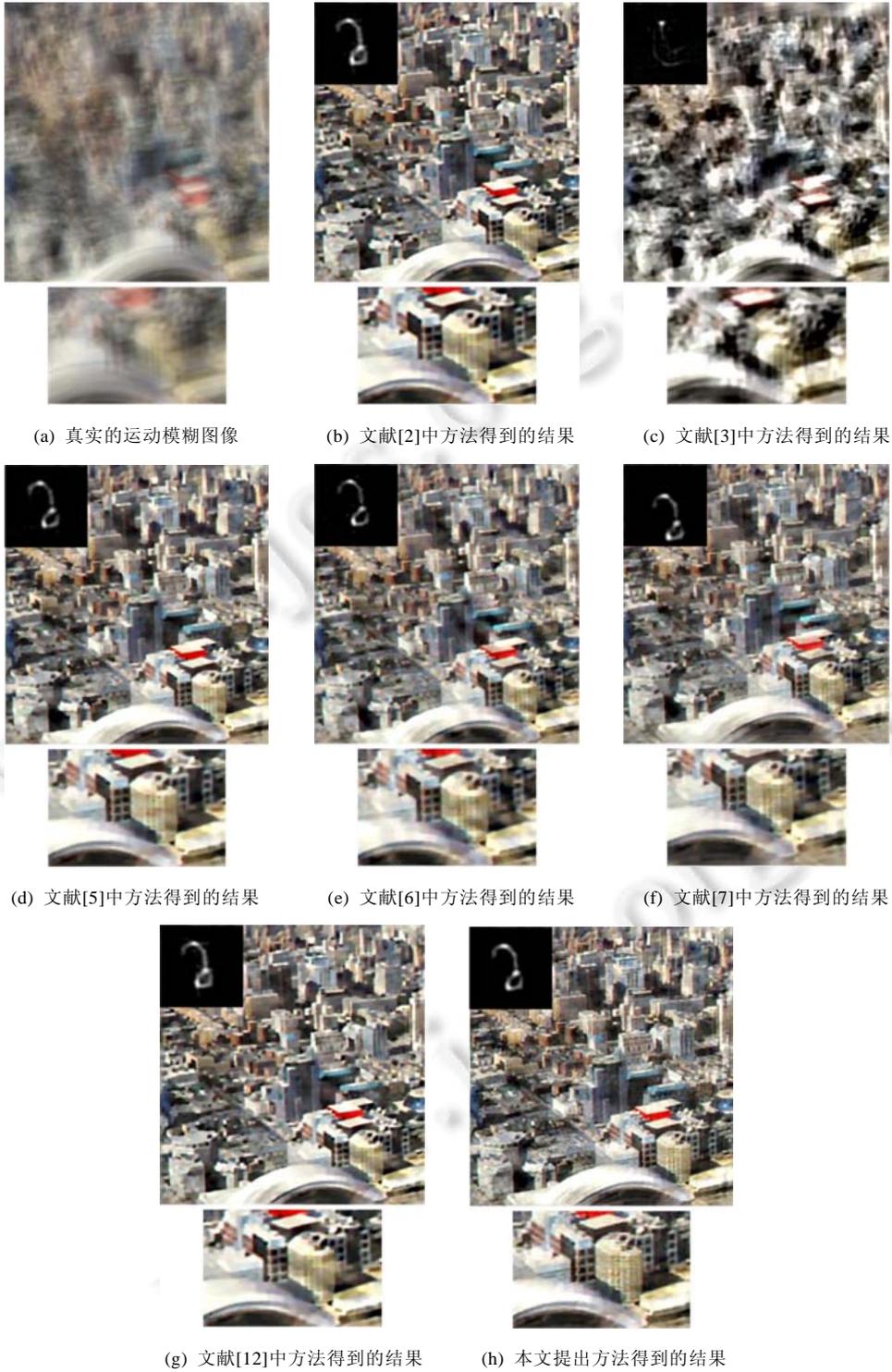


Fig.6 Restoration results, estimated MBKs and the zoomed in regions of the real motion blurred image with complex structures and rich thin edges

图6 含有复杂结构和丰富小尺度边缘的真实运动模糊图像盲复原结果,估计的 MBK 和局部放大图

图 7(a)和图 8(a)所示为两幅真实的严重运动模糊图像.图 7(a)为一幅大小为 728×470 的真实运动模糊图像 (“postcard”),其 MBK 的支持域为 75×91 个像素.图 8(a)为一幅大小为 685×561 的真实运动模糊图像 (“toy”),其 MBK 的支持域为 95×95 个像素.



Fig.7 Restoration results, estimated MBKs and the zoomed in regions of the real large motion blurred image

图 7 严重的真实运动模糊图像盲复原结果,估计的 MBK 和局部放大图



Fig.8 Restoration results, estimated MBKs and the zoomed in regions of the real large motion blurred image

图 8 严重的真实运动模糊图像盲复原结果,估计的 MBK 和局部放大图

注意,图 7(a)似乎超出了文献[2]方法的处理能力,不能得到任何的结果.如图 7 所示,文献[3]无法估计出一个合理的 MBK,因此最后的复原图像出现严重的失真(如图 7(b)所示);文献[5,6]中方法所估计的 MBK 都含有少量的噪声瑕疵,其中,文献[5]的复原图像存在少量的 ringing 瑕疵(如图 7(c)所示),文献[6]的复原图像存在类似波浪的阴影瑕疵(如图 7(d)所示);文献[7]中方法所估计的 MBK 的尾部呈现出断裂,其复原图像的右上方也呈现出一定程度的 ringing 瑕疵(如图 7(e)所示);文献[12]中方法估计出的 MBK 含有明显的噪声瑕疵,其最后的

复原图像则呈现出令人不太舒服的过度锐化瑕疵(如图 7(f)所示);相比之下,本文提出的方法能够在有效去除 MBK 噪声的同时,很好地保证其连续性,获得最准确的 MBK,得到最高质量的复原图像(如图 7(g)所示)。

如图 8 所示,文献[2,5,6]中方法所估计的 MBKs 都含有噪声和断裂等瑕疵,其最终的复原图像也存在明显的 ringing 瑕疵(如图 8(b)、图 8(d)和图 8(e)所示)。文献[3]仍然无法估计出一个合理的 MBK,导致最后的复原图像出现严重的振动(如图 8(c)所示)。虽然文献[7,12]的方法分别能够估计出较好的 MBK,但是其最后得到的复原图像中仍含有一定程度的 ringing 瑕疵(如图 8(f)和图 8(g)所示)。相比之下,本文提出的方法不仅能够估计出准确合理的 MBK,而且能够明显抑制复原图像中的 ringing 瑕疵(如图 8(h)所示);并且从局部放大图中可见,本文提出方法所复原出的边缘和细节也更加的清晰。

图 6~图 8 从主观的视觉效果上证明了本文提出方法的优越性。接下来,我们将采用一种无参考的图像质量评价方法^[18],从客观的评价指标方面进一步验证本文提出方法在真实运动模糊图像上的性能。表 2 为所有方法在真实运动模糊图像上采用文献[18]所得到的客观评价值,其中,数字越高,说明图像质量越好。

Table 2 Objective metric values of the methods^[2,3,5-7,12] and the proposed methods for real motion blurred images Fig.6~Fig.8 by using Ref.[18]

表 2 文献[2,3,5-7,12]和本文提出方法在真实运动模糊图像上采用文献[18]方法所得到的客观评价值

Real blurred images	The values by using Ref.[18]						
	Ref.[2]	Ref.[3]	Ref.[5]	Ref.[6]	Ref.[7]	Ref.[12]	Our method
Fig.6: 247×265	20.91	14.98	22.03	18.94	20.63	24.90	26.96
Fig.7: 728×470	-	26.66	41.63	42.98	38.04	48.59	48.13
Fig.8: 685×561	45.82	15.28	42.02	47.26	24.12	37.39	47.89

由表 2 可知,本论文提出方法在真实的运动模糊图像(如图 6 和图 8 所示)中均能获得最高的客观测量值;在图 7 中则略低于文献[12]的方法。结合复原图像图 7(f)和图 7(g)可知,这或许是因为本文提出方法所得到的复原图像的对比度较文献[12]方法的复原图像的对比度较低所致。

除了主观和客观的比较之外,表 3 为文献[3,5-7,12]和本文提出方法在真实运动模糊图像的实验中估计 MBK 的时长。

Table 3 Processing times of MBK estimation of the methods^[3,5-7,12] and the proposed methods for Fig.6~Fig.8

表 3 文献[3,5-7,12]和本文提出方法在图 6~图 8 的实验中估计 MBK 的运行时间

Real blurred images	MBKs	Processing time (s)					
		Ref.[3]	Ref.[5]	Ref.[6]	Ref.[7]	Ref.[12]	Our method
Fig.6: 247×265	MBK 45×45	97.169	13.56	25.43	1 103.52	67.711	14.68
Fig.7: 728×470	MBK 75×91	999.796	51.78	128.46	9 262.03	801.44	61.75
Fig.8: 685×561	MBK 95×95	1 125.023	64.96	164.56	21 292.08	520.295	73.57

由图 6~图 8、表 2 和表 3 可知,虽然本文提出方法估计 MBK 所需的时间略高于文献[5]中的方法,但是估计和复原的效果都有较大地提升。而相比其余的 4 种方法(文献[3,6,7,12]),本文提出的方法无论是在运行时间上还是在估计和复原的效果上都优于这 4 种方法,尤其是相比于文献[7]中的方法,运行时间呈数量级的减少。

3.3 散焦模糊图像的实验

为了验证本文提出方法的普适性,在本节中,将提出的方法运用到散焦模糊图像的盲复原中。在本次实验中,我们仅利用了人造的散焦模糊图像来验证本文方法的有效性,并且利用高斯核来模拟散焦的情况。实验采用了 9×9 个像素点大小,标准差为 3 个像素点的高斯模糊核和 Kids 图像(如图 2(a)所示),结果如图 9 所示。

如图 9 所示,在散焦模糊的情况下,本文提出的方法并不能估计出准确的模糊核,也并不能复原出清晰锐化的图像边缘和细节。这有可能是因为对于散焦模糊而言,大部分的图像高频成分信息已经在模糊的过程中丢失了,而公式(2)只是对给定图像中大尺度边缘的提取,因此对于信息已经丢失了的散焦模糊图像,其提取出的也只能是不完整或错误的边缘信息,因此不能实现模糊核的准确估计,进而也就不能复原出高质量的清晰锐化图像。



Fig.9 Restoration experiment of defocus blurred image

图9 散焦模糊图像的复原实验

4 结论

本文提出了一种基于空间尺度信息的运动模糊核估计方法.首先建立一种基于图像空间尺度信息的图像平滑模型,并通过对约束项进行分解,实现了对图像有利边缘的最优化求解;其次,提出了一种结合空间 L_0 先验和梯度 L_2 先验的新的正则化约束模型来对 MBK 的稀疏性和连续性进行较好的约束,实现了 MBK 的准确估计.本文的方法在客观的评价指标和主观的视觉效果上进行了大量实验,结果证明了所提出方法的优越性.

但是,提出的方法还存在一定的局限性,例如含有饱和像素区域的模糊图像或者空间变化的运动模糊图像等,本方法就会失效,因为它们的模糊原理均违反了公式(1)中的均匀卷积操作.另一方面,本文提出的方法对于散焦模糊的图像也不能得到令人满意的复原结果.因此,将提出方法的思想运用到处理饱和和像素区域和空间变化的模糊以及散焦模糊图像的复原,是我们接下来研究工作的重点.

致谢 感谢 Sunghyun Cho、Seungyong Lee、Li Xu、Jiaya Jia 和 Jinshan Pan 等人提供了他们的方法的程序代码.

References:

- [1] Shan Q, Jia J, Agarwala A. High-Quality motion deblurring from a single image. ACM Trans. on Graphics, 2008,27(3):Article No. 73.
- [2] Cho S, Lee S. Fast motion deblurring. ACM Trans. on Graphics, 2009,28(5):Article No.145.
- [3] Krishnan D, Tay T, Fergus R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure. In: Proc. of the IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence: IEEE, 2011. 233–240. [doi: 10.1109/CVPR.2011.5995521]
- [4] Li WH, Li QL, Gong WG, Tang S. Total variation blind deconvolution employing split Bregman iteration. ELSEVIER Journal of Visual Communication and Image Representation, 2012,23(3):409–417.
- [5] Xu L, Jia J. Two-Phase kernel estimation for robust motion deblurring. In: Daniilidis K, Maragos P, Paragios N, eds. Proc. of the 11th European Conf. on Computer Vision (ECCV). Part I. LNCS 6311, Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2010. 157–170.
- [6] Xu L, Zheng SC, Jia J. Unnatural L_0 sparse representation for natural image deblurring. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Society Vision and Pattern Recognition (CVPR). Portland: IEEE, 2013. 1107–1114. [doi: 10.1109/CVPR.2013.147]
- [7] Pan JS, Liu RS, Su ZX, Gu XF. Kernel estimation from salient structure for robust motion deblurring. ELSEVIER Signal Processing: Image Communication, 2013,28:1156–1170.
- [8] Pan J, Sun D, Pfister H, and Yang MH. Blind image deblurring using dark channel prior. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Society Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016. 1628-1636. [doi: 10.1109/CVPR.2016.180]
- [9] Ma ZY, Liao RJ, Tao X, Xu L, Jia J, Wu EH. Handling motion blur in multi-frame super-resolution. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Society Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston: IEEE, 2015. 5224–5232. [doi: 10.1109/CVPR.2015.7299159]

- [10] Perrone D, Diethelm R, Favaro P. Blind deconvolution via lower-bounded logarithmic image priors. In: Tai XC, *et al.*, eds. Proc. of the Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition (EMMCVPR). LNCS 8932, Springer Int'l Publishing, 2015. 112–125.
- [11] Zuo WM, Ren DW, Zhang D, Gu SH, Zhang L. Learning iteration-wise generalized shrinkage-thresholding operators for blind deconvolution. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2016,25(4):1751–1764.
- [12] Pan JS, Hu Z, Su ZX, Yang MH. L_0 -Regularized intensity and gradient prior for deblurring text images and beyond. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017,39(2):342–355.
- [13] Cai JF, Ji H, Liu CQ, Shen ZW. Framelet-Based blind motion deblurring from a single image. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2012,21(2):562–572.
- [14] Krishnan D, Fergus R. Fast image deconvolution using hyper-laplacian priors. In: Proc. of the Advances in Neural Information Processing Systems. 2009. 1033–1041.
- [15] Xu L, Yan Q, Xia Y, Jia J. Structure extraction from texture via relative total variation. *ACM Trans. on Graphics*, 2012,31(6):139:1–139:10.
- [16] Xu L, Lu CW, Xu Y, Jia JY. Image smoothing via L_0 gradient minimization. *ACM Trans. on Graphics*, 2011,30(6):174:1–174:12.
- [17] Sun L, Cho S, Wang J, Hays J. Edge-Based blur kernel estimation using patch priors. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computational Photography (ICCP). Cambridge: IEEE. 2013. 1–8. [doi: 10.1109/ICCPot.2013.6528301]
- [18] Ghadiyaram D, Bovik AC. Perceptual quality prediction on authentically distorted images using a bag of features approach. *Journal of Vision*, 2017,17(1):Article No.32.



唐述(1981—),男,重庆人,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为图像处理,信息获取与处理.



谢显中(1965—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为感知无线电,协作通信,MIMO 预编码.



万盛道(1995—),男,硕士生,主要研究领域为模糊图像复原,深度学习,神经网络.



夏明(1989—),男,硕士生,主要研究领域为图像编码,压缩感知.



杨书丽(1995—),女,硕士生,主要研究领域为图像超分辨率重建,深度学习,神经网络.



张旭(1981—),男,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为大规模数据智能处理与分析.