

稀疏平滑特性的多正则化约束图像盲复原方法^{*}

唐 述¹, 龚卫国¹, 仲建华²

¹(光电技术及系统教育部重点实验室(重庆大学), 重庆 400044)

²(重庆轨道交通(集团)有限公司, 重庆 400042)

通讯作者: 龚卫国, E-mail: wggong@cqu.edu.cn, http://www.cqu.edu.cn

摘 要: 为了实现对线性空间不变的模糊图像的盲复原, 提出了一种基于稀疏性和平滑特性的多正则化约束的模糊图像盲复原方法. 首先, 根据自然图像边缘的稀疏特性, 运用了一种权重的全变差范数(weighted total variation norm, 简称 WTV-norm)对复原图像进行正则化约束; 然后, 从运动模糊的点扩散函数(motion point spread function, 简称 MPSF)的特性出发, 提出一种能够适用于多种模糊情况的多正则化约束; 最后, 提出了一种改进的变量分裂(modified variable splitting, 简称 MVS)方法来得到清晰的复原图像, 同时准确地估计出相应的模糊退化函数. 大量的实验结果表明, 该方法能够较好地复原多种不同类型的模糊(例如运动模糊、高斯模糊、均匀模糊、圆盘模糊). 与近几年提出的一些具有代表性的模糊图像盲复原方法相比, 该方法不仅主观的视觉效果得到了较为明显的改进, 而且客观的信噪比增量也增加了 1.20dB~4.22dB.

关键词: 图像盲复原; 权重的全变差范数; 多正则化约束; 运动模糊函数; 改进的变量分裂方法

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A

中文引用格式: 唐述, 龚卫国, 仲建华. 稀疏平滑特性的多正则化约束图像盲复原方法. 软件学报, 2013, 24(5): 1143–1154. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4256.htm>

英文引用格式: Tang S, Gong WG, Zhong JH. Sparsity and smoothing multi-regularization constraints for blind image deblurring. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2013, 24(5): 1143–1154 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4256.htm>

Sparsity and Smoothing Multi-Regularization Constraints for Blind Image Deblurring

TANG Shu¹, GONG Wei-Guo¹, ZHONG Jian-Hua²

¹(Key Laboratory of Optoelectronic Technology and System (Chongqing University), Ministry of Education, Chongqing 400044, China)

²(Chongqing Metro Corporation, Chongqing 400042, China)

Corresponding author: GONG Wei-Guo, E-mail: wggong@cqu.edu.cn, http://www.cqu.edu.cn

Abstract: In order to recover the linear spatial invariant blurred image blindly, a multi-regularization constraint- method for blind image resoration, which is based on the sparsity and the smoothing of the motion blur point spread function (MPSF), is proposed. First, according to the sparsity of the edges in the natural image, a weighted total variation norm (WTV-norm) is applied to the restoration image. Next, inspired from the characteristics of the MPSF, multi-regularization constraints that handle a wide variety of blurring degradations, it is applied to the blur kernel. Finally, a modified variable splitting (MVS) method is proposed to restore the image and simultaneously estimate exactly the blur function. A large number of experimental results indicate that the proposed method can also undo a wide variety of blurring degradations (e.g. motion blur, Gaussian blur, uniform blur, disk blur). In comparison with several recent representative image blind restoration methods, the subjective vision is not only more effective, but the ISNR also improved between 1.20dB and 4.22dB.

Key words: blind image resoration; weighted total-variation-norm; multi-regularization constraint; motion blurring function; modified variable splitting method

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(61105093); 国家高技术研究发展计划(863)(2007AA01Z423); 中央高校基本科研业务费(CDJXS11122221); 重庆市科技攻关重大项目(CSTC2012gg-yyjsB4001)

收稿时间: 2012-01-13; 修改时间: 2012-03-23; 定稿时间: 2012-05-18

各种客观和主观因素(大气湍流、光学系统的像差以及摄像机与物体之间的相对运动等等)往往会导致由相机拍摄得到的图像出现模糊.在数学上,图像模糊的过程通常是指在线性空间不变系统中,原始的清晰图像与某种模糊退化函数进行卷积.因此,图像的复原过程就是一种解卷积过程^[1].

模糊图像的盲复原就是在点扩散函数(point spread function,简称 PSF)未知的情况下求解出清晰的复原图像,这是一种严重的“病态问题”^[1,2].为了能够很好地求解这类“病态问题”,正则化技术便孕育而生了.正则化技术也就是在求解复原图像的过程中加入能够反映真实清晰图像某种内在特性的正则项,以保证得到的解具有这种特性.因此,能够真实、准确地找到反映原始清晰图像内在特性的正则项,是正则化技术成功的关键.

You 等人早在 1996 年就提出了一种基于 H1 范数的图像盲去模糊正则化方法^[2].H1 范数的各向同性扩散特性导致该方法虽然能够较好地适用于具有连续平滑渐变特性的 PSF,但同时也会平滑掉复原图像的边缘.

为了能够很好地保护图像的边缘,Chan 等人于 1998 年将全变差范数(total variation norm,简称 TV-norm)应用到了模糊图像的盲复原中^[3].因为 TV-norm 存在分段常数特性,所以该方法只能较好地适用于具有明显边缘的 PSF(比如运动模糊、理想的低通滤波器等等).

近几年的一些方法认为,大多数清晰自然图像的边缘都近似地服从一种严重的拖尾分布,而模糊图像的边缘却不具备这种分布^[4-6].因此,人们将该分布作为图像的正则项对复原图像的边缘进行正则化约束,强迫复原图像的边缘服从这种严重的拖尾分布^[4-6],从而达到模糊图像清晰化复原的目的.2006 年,Fergus 等人运用一种零均值的混合高斯分布来近似这种严重的拖尾分布,同时运用了一种混合的指数分布来近似运动模糊退化函数的分布,提出了一种基于贝叶斯的单幅运动模糊图像盲复原方法^[5].2008 年,Shan 等人也利用这种思想提出一种更加合理的分段函数,以便更好地近似这类严重的拖尾分布,但却认为运动模糊退化函数只服从某种指数的分布^[6].文献[5,6]已被认为是运动模糊盲复原领域中极具代表性的两篇文章.这种严重的拖尾分布是基于统计规律得出来的,因此并非所有清晰自然图像的边缘都有类似的分布,文献[5,6]也只能较好地复原具有这种分布特性的自然图像.同时,文献[5,6]对运动模糊退化函数都只进行了一种单一的稀疏性正则化约束.

2007 年,邵元泽等人利用双边滤波导出了一种广义 Huber-MRF 模型,用于图像的超分辨率重建^[7].该方法可等价于各向异性扩散的某种形式,具有较好的抗噪性和边缘保护能力.但是该方法却假设退化函数为已知的,因此并不适用于现实情况中的图像重建.

2008 年,古元亭等人利用退化图像提出了一种基于退化图像的类推的超分辨率重建技术^[8].由于退化图像自身信息的完整性和准确性难以保证,重建图像中会出现不可避免的瑕疵.

2009 年,Cai 等人提出了一种利用同一场景的多幅运动模糊图像对该场景进行盲复原的方法^[9].该方法认为,清晰的自然图像在紧致的 framelet 系统中具有某种稀疏的表示,因此能够通过求解其相应的稀疏表示系数来得到清晰的复原图像,但是模糊的图像在该系统中仍然具有某种稀疏的特性.同时,虽然多幅模糊图像能够提供更多的信息用于该场景的盲复原,但是这类方法却并不能较好地应用于现实情况中,因为在真实环境中几乎不可能得到同一场景的多幅不同的模糊图像.

2010 年,Almeida 等人根据自然图像边缘的稀疏性原理,对图像运用了一种基于稀疏先验分布的类 TV 函数正则化约束,提出了一种适用于多种模糊情况的自然图像盲复原方法^[10].该方法针对无约束的 PSF 以及有约束的 PSF 都能达到较好的复原效果.自然图像边缘的这种稀疏特性能够反映出几乎所有自然图像的内在特性,具有较好的普适性,但是该方法对于有约束的 PSF 也只运用了一种 TV-norm 的正则化约束.

现有的方法主要存在两个方面的缺陷:一方面,大多数自然图像的正则项并不能很好地反映出所有自然图像共有的一种内在特性^[5-7,9];另一方面,现有的方法几乎都只利用了某一种单一的正则项对模糊退化函数进行正则化约束^[1-6,8-10](有些甚至没有约束^[10]),因此并不能将模糊退化函数内在的特性完全、准确地表现出来,不能准确地估计出退化函数,从而降低了复原图像的质量.

在基于正则化框架的模糊自然图像盲复原中,自然图像和退化函数内在特性的合理选取,对于复原出清晰的原始图像和估计出准确的 PSF 至关重要.针对现有方法存在的两个方面的缺陷,本文提出了一种基于缘稀疏性和平滑特性的多正则约束的模糊图像盲复原方法.本文首先运用了一种更具普适性的自然图像的内在特性:

清晰的自然图像的边缘比模糊的自然图像的边缘更加的稀疏和锐化^[10],提出了一种权重的全变差范数对自然图像进行正则化约束.然后,通过对运动模糊退化函数内在特性的分析,发现运动模糊退化函数具有稀疏性和连续平滑性两大特点.根据这两大特点,提出了一种多正则化约束.该约束很好地融合了退化函数的稀疏性和连续平滑性,能够将退化函数内在的特性更加完全、准确地表现出来,使其能够更好地适用于多种模糊退化的情况.最后,本文在前期研究的基础上^[11],提出了一种基于 Sherman-Morrison-Woodbury(SMW)矩阵逆变换^[12]的改进的变量分裂方法,运用到提出的盲复原模型中,对相应的代价函数进行最优化求解.

大量的实验结果表明,本文提出的方法能够很好地去掉多种不同类型的模糊,且与近几年提出的一些具有代表性的模糊图像盲复原方法相比,不仅主观的视觉效果得到了较为明显的改进,而且客观的信噪比增量也增加了 1.20dB~4.22dB.

1 模糊图像盲复原模型

1.1 自然图像的正则化约束

图像的线性模糊退化模型可由下式表示:

$$y=x \cdot h+n \quad (1)$$

这里, y 为观察到的模糊噪声图像, h 为未知的 PSF, 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.

对所有的自然图像而言,上述的模糊过程会严重地破坏原始图像 x 的边缘^[1].因此,边缘可以作为区别清晰图像与模糊图像的一个重要变量.本文运用了几乎所有自然图像边缘共有的一种特性:自然图像的边缘是稀疏的,且清晰的自然图像的边缘比模糊的自然图像的边缘更加稀疏和锐化^[10].

本文运用了文献[10]中的边缘检测滤波器组 d_θ 来提取自然图像的边缘细节信息:

$$\psi(x)=\sqrt{\sum_{\theta \in \Theta}(d_\theta \cdot x)^2} \quad (2)$$

这里, Θ 为滤波器所有方向的集合^[10].

为了更好地保护图像的边缘细节,本文提出了一种区别于文献[10]的权重的全变差范数(weighted total variation norm,简称 WTV-norm)对自然图像进行正则化约束:

$$\Phi_1(x)=\|\psi(x)\|_1 \quad (3)$$

这里, $\|\cdot\|_1$ 表示 L1 范数.

滤波器组 d_θ 可以等价作为一种权重的差分操作,与传统的一阶差分操作相比,它利用了更多相邻像素点之间的信息,能够提取出更多的边缘细节信息^[10].

为了更好地保护图像边缘细节的稀疏特性,本文利用 L1 范数对自然图像的边缘细节进行正则化约束.因此,本文提出的权重的全变差范数 $\Phi_1(x)$ 是 d_θ 与传统 TV 模型的一种结合,而文献[10]则是运用了图像边缘的某种稀疏先验分布来对图像的边缘细节进行稀疏性约束.与文献[10]中提出的稀疏先验分布相比, $\Phi_1(x)$ 不仅能够较好地保护图像边缘细节的稀疏特性,而且还大幅度降低了算法的求解难度.

1.2 盲复原模型

将由相机抖动而产生的运动模糊退化函数看作一幅图像,那么它反映的是相机的运动轨迹,通常认为这种轨迹是一条很“细”的且连续平滑的“线”^[5,6,8].因此,这种轨迹表现出了很明显的内在特性:稀疏性和连续的平滑性^[5,6,8].在稀疏性方面,本文用运动模糊退化函数自身的 L1 范数来保证其“细”的特性;在连续平滑性方面,运动模糊退化函数除了要保证支持域的连续之外,还必须满足平滑的特性,因此,本文运用 Tikhonov 正则化约束来保证它的连续平滑性.于是,我们提出了一种新的针对运动模糊退化函数的多正则化约束:

$$\Phi_2(h)=\|h\|_1+\|\nabla h\|_2^2 \quad (4)$$

这里, $\nabla h=\nabla_x h+\nabla_y h$, $\nabla_x h$ 为 h 水平方向的一阶梯度, $\nabla_y h$ 为 h 垂直方向的一阶梯度; $\|\cdot\|_2$ 表示 L2 范数.

于是,本文提出的模糊图像盲复原模型为

$$\min_{x,h} J(x,h) = \min_{x,h} \left(\frac{1}{2} \|x \cdot h - y\|_2^2 + \lambda_1 \|\psi(x)\|_1 + \lambda_2 \|h\|_1 + \lambda_3 \|\nabla h\|_2^2 \right) \quad (5)$$

这里, $\lambda_1 > 0, \lambda_2 \geq 0, \lambda_3 \geq 0$ 为正则化参数.

可见,公式(5)右边的第3项保证了运动模糊退化函数自身很“细”的稀疏特性;同时,为了避免退化函数过于稀疏而成为孤立的点,公式(5)右边最后一项(Tikhonov 正则化约束)又保证了退化函数的连续平滑特性.

再一次观察公式(5)可知:当参数 $\lambda_3 = 0$ 时,本文提出的模型只考虑了运动模糊退化函数的稀疏性^[6,9],那么估计得到的退化函数就很可能只是一些孤立的点;当参数 $\lambda_2 = 0$ 时,本文提出的模型对模糊退化函数而言则变成了 Tikhonov 正则化约束的形式,于是, $\Phi_2(h)$ 也就变成了更适用于高斯模糊的正则化约束项^[13].因此,我们得到一种具有启发性的结论:适当地调节参数 λ_2 和 λ_3 , 找到模糊退化函数稀疏性与连续平滑性之间的一种平衡关系,使得本文提出的盲复原模型不仅可以很好地复原运动模糊的退化图像,而且可以很好地适用于与高斯模糊具有相似特性的其他类型的模糊(高斯模糊、均匀模糊、圆盘模糊等等).

为了得到具有物理意义的解,增强鲁棒性,在每一次迭代中,均采用了图像复原方法中通用的一类约束条件^[13,5,6]对复原图像和估计的退化函数进行约束:

$$\left. \begin{aligned} x(i,j) &= \begin{cases} x(i,j), & x(i,j) > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ h(p,q) &= \begin{cases} h(p,q), & \text{其他} \\ 0, & h(p,q) \leq 0.01 \max(h(\cdot)) \end{cases} \end{aligned} \right\} \text{且} \int h dx dy = 1 \quad (6)$$

这里, i, j 是图像 x 中像素点的坐标, p, q 是模糊退化函数 h 中像素点的坐标.

2 基于 SMW 逆变换的改进的变量分裂迭代方法

由公式(5)可知,本文提出的盲复原模型引入了 L1 范数的最优化问题.为了有效地求解这类问题,本文在前期研究的基础上^[11],提出了一种基于 SMW 矩阵逆变换的改进的变量分裂迭代方法.

基于分裂的准则^[11,14,15],引入两个辅助变量 b_1 和 b_2 ,从而产生两个约束项: $b_1 = \psi(x)$ 和 $b_2 = h$,那么提出的模型便转化成了一种约束的最优化问题:

$$\left. \begin{aligned} \min_{x,h} J(x,h) &= \min_{x,h} \left(\frac{1}{2} \|x \cdot h - y\|_2^2 + \lambda_1 \|b_1\|_1 + \lambda_2 \|b_2\|_1 + \lambda_3 \|\nabla h\|_2^2 \right) \\ \text{约束条件: } b_1 &= \psi(x), b_2 = h \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

再利用两个二次性的惩罚函数将两个约束项合并到公式(7)中,于是,约束的最优化问题(7)又转化成了一个非约束的最优化问题:

$$\min_{x,h} J(x,h) = \min_{x,h} \left(\frac{1}{2} \|x \cdot h - y\|_2^2 + \lambda_1 \|b_1\|_1 + \lambda_2 \|b_2\|_1 + \lambda_3 \|\nabla h\|_2^2 + \frac{\gamma_1}{2} \|b_1 - Dx - t_1\|_2^2 + \frac{\gamma_2}{2} \|h - b_2 - t_2\|_2^2 \right) \quad (8)$$

这里, b_1, b_2 为辅助变量; t_1, t_2 为惩罚变量.

由公式(2)可知, $\psi(x)$ 是一个矩阵,因此,为了便于分析与计算,本文用一种矩阵运算 D 来代替 $\psi(\cdot)$,即 $Dx = \psi(x)$.注意到,本文提出的变量分裂方法(公式(8))与文献[16]中采用的半二次性分裂方法是不同的,最主要的区别在于本文提出的方法多引入了两个惩罚变量: t_1 和 t_2 ,因此,公式(8)中的参数 γ_1 和 γ_2 在整个算法的运行过程中可以作为两个固定不变的常数来分别保证公式(8)右边第5项和第6项的相似性^[15],这与文献[16]中的参数 β 是具有本质区别的.

接下来,我们运用一种交互式的迭代方法来同时求解 PSF 和复原图像.将非约束的最优化问题(8)转换成以下两个子问题:

- 固定 x , 求解 h

$$\min_h \left(\frac{1}{2} \|x \cdot h - y\|_2^2 + \lambda_3 \|\nabla h\|_2^2 + \frac{\gamma_2}{2} \|h - b_2 - t_2\|_2^2 \right) \quad (9)$$

于是我们可以得到:

$$((X^i)^T X^i + \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta) h^{i+1} = (X^i)^T y + \gamma_2 (b_2^i + t_2^i) \quad (10)$$

其中, X 为图像 x 的矩阵表示, $\Delta = -\nabla^T \nabla$, X^i 表示第 i 次迭代所得到的复原图像, h^{i+1} 表示在第 $i+1$ 迭代中需要估计的模糊退化函数.

由于 $((X^i)^T X^i + \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta)$ 是可逆的, 因此我们得到:

$$h^{i+1} = ((X^i)^T X^i + \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta)^{-1} ((X^i)^T y + \gamma_2 (b_2^i + t_2^i)) \quad (11)$$

可见, 能否有效地求解出 $((X^i)^T X^i + \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta)$ 的逆, 是能否准确地估计出模糊退化函数 h^{i+1} 的关键.

基于 SMW 矩阵逆变换方法^[12], 我们对 $((X^i)^T X^i + \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta)^{-1}$ 进行求解:

假设 $B = \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta$, 我们得到:

$$((X^i)^T X^i + \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta)^{-1} = ((X^i)^T X^i + B)^{-1} = B^{-1} - B^{-1} (X^i)^T (I + X^i B^{-1} (X^i)^T) X^i B^{-1} \quad (12)$$

于是, 对 $((X^i)^T X^i + \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta)^{-1}$ 的求解问题便转换成了对 B^{-1} 的求解问题.

由文献[15]可知, $\Delta = -\nabla^T \nabla$, 因此我们再次利用 SMW 矩阵逆变换:

$$B^{-1} = (\gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta)^{-1} = (\gamma_2 I)^{-1} - (\gamma_2 I)^{-1} 2\lambda_3 \nabla^T (I + 2\lambda_3 \nabla (\gamma_2 I)^{-1} \nabla^T) \nabla (\gamma_2 I)^{-1} \quad (13)$$

于是, 我们得到 $((X^i)^T X^i + \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta)^{-1}$ 的解为

$$\left. \begin{aligned} ((X^i)^T X^i + \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta)^{-1} &= B^{-1} - B^{-1} (X^i)^T C X^i B^{-1} \\ B &= \gamma_2 I - 2\lambda_3 \Delta \\ C &= (I + X^i B^{-1} (X^i)^T) \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

再利用公式(11), 即可准确地估计出模糊退化函数 h^{i+1} .

- 固定 h , 求解 x

$$\min_h \frac{1}{2} \|x \cdot h - y\|_2^2 + \frac{\gamma_1}{2} \|b_1 - Dx - t_1\|_2^2 \quad (15)$$

得到了模糊退化函数 h^{i+1} , 基于我们前期的研究^[11], 可以很容易地求解出复原图像 x :

$$(H^{i+1})^T (H^{i+1} x^{i+1} - y) + \gamma_1 D^T D x^{i+1} + \gamma_1 D^T (t_1^i - b_1^i) = 0 \quad (16)$$

$$x^{i+1} = FFT^{-1} \left(\frac{FFT((H^{i+1})^T y + \gamma_1 D^T (b_1^i - t_1^i))}{FFT((H^{i+1})^T H^{i+1} + \gamma_1 D^T D)} \right) \quad (17)$$

其中, H 为模糊退化函数 h 的矩阵表示. 在每一次迭代中, 采用 shrinkage 函数来对变量 b_1 和 t_1 进行更新. 同时, 利用 soft-threshold 函数对变量 b_2 和 t_2 进行更新:

$$\left. \begin{aligned} b_1^{i+1} &= shrink \left(Dx^{i+1} + t_1^i, \frac{\lambda_1}{\gamma_1} \right), b_2^{i+1} = softthreshold \left(h^{i+1} - t_2^i, \frac{\lambda_2}{\gamma_2} \right), \\ t_1^{i+1} &= t_1^i + Dx^{i+1} - b_1^{i+1}, t_2^{i+1} = t_2^i - h^{i+1} + b_2^{i+1} \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

这里, $shrink(a, b) = \frac{a}{\|a\|_2} \times \max(\|a\|_2 - b, 0)$, $softthreshold(a, b) = sign(a) \max\{|a| - b, 0\}$. 辅助变量和惩罚变量的初始值

均设为 0, 即 $b_1^1, b_2^1, t_1^1, t_2^1 = 0$.

3 实验及分析

为了验证本文方法的可行性和性能, 在实验及分析部分, 我们分别在人造的模糊图像和真实的模糊图像上进行了大量的实验, 并将本文方法与近几年的一些具有代表性的模糊图像盲复原方法进行了比较^[5,6,10,13]. 本文采用增加的信噪比 ($ISNR = 10 \log_{10}(\|y - x\|^2 / \|x' - x\|^2)$) 来衡量实验中涉及到的盲复原方法的性能, 其中, y 为观察到的模糊噪声图像, x 为原始的清晰图像, x' 为复原图像. 本文的方法是在 Windows7 的操作系统上运行的, 实验所用的计算机具有 4G 内存和 2.3GHz 的双核 Intel 处理器. 在所有的实验中, 迭代的最大次数均被设为 300 次, 同时, 所有图像的像素值都被归一到 0~1 之间.

由公式(8)可知,本文方法一共引入了 5 个参数.通过实验我们发现:如果 λ_1 过小,则复原图像不仅会变得过度地锐化,而且会出现严重的噪声增强干扰;如果 λ_1 过大,则会出现严重的过平滑现象,导致复原图像中的许多边缘细节被平滑掉.参数 γ_2 决定了模糊退化函数的稀疏程度,而参数 λ_3 则决定了模糊退化函数的连续平滑扩散的程度,因此, γ_2 和 λ_3 共同决定了 PSF 的支持域.因为 $\int h dx dy = 1$ (公式(6)),所以,如果 γ_2 和 λ_3 同时变大, h 的最大值就会降低,从而导致 PSF 的支持域扩散;反之,如果 γ_2 和 λ_3 同时变小, h 的最大值就会增加,从而导致 PSF 的支持域聚集.在本文的实验中,将参数 γ_2 固定为一个适当的中间常数值(不会导致模糊退化函数过度的稀疏,同时也不会导致模糊退化函数失去稀疏特性),而参数 λ_3 的取值规则较为复杂.因为不同模糊退化函数所对应的支持域的形状和大小均不相同,因此针对不同的 PSF,参数 λ_3 的取值也会不同.本文通过 3 个步骤来确定参数 λ_3 的取值:

- 1) 首先,对 λ_3 设定一个较小的初始值(该初始值小于 γ_2)进行模糊图像的盲复原,如果不能得到较好的复原结果,则增大 λ_3 的值($\lambda_3^{\text{new}} = 10 \times \lambda_3^{\text{old}}$),再重新开始整个盲复原算法.随着 λ_3 的增大,复原结果会出现由差变好再变差这样一个过程,因此就能首先确定出 λ_3 的一个粗略的取值范围,称为粗略范围.
- 2) 在步骤 2)中,我们只在粗略范围内重复步骤 1)的过程,并缩小 λ_3 的更新步长: $\lambda_3^{\text{new}} = 2 \times \lambda_3^{\text{old}}$,从而得到一个较为准确的 λ_3 的取值范围,称之为精确范围.
- 3) 最后,我们在精确范围内再次重复步骤 1)的过程,并且再一次缩小 λ_3 的更新步长: $\lambda_3^{\text{new}} = 1.2 \times \lambda_3^{\text{old}}$.

在步骤 3)中进行反复的实验,通过观察每次实验的复原结果,最终确定 λ_3 的取值,而该取值也正是模糊退化函数稀疏性与连续平滑性的一个平衡点.

由公式(18)可知,参数 γ_1 越大,每次迭代对变量 b_1 的更新就越少,从而也就导致复原图像 x 的更新速度越慢,算法迭代次数增加(同理可得参数 λ_2 和变量 b_2 之间的关系).因此,为了在不影响算法性能的条件下尽可能地提高算法的效率,通过反复的实验得到.在本文的所有实验中,我们对所有参数进行如下的设置:

- $\lambda_1=0.0006$;
- $\gamma_1=10 \times \lambda_1$;
- $\gamma_2 = 24 \times 10^{-7} \times \left(\sum_{(i,j)} y(i,j) \right)$;
- $\lambda_2 = \frac{10}{\gamma_2}$;
- λ_3 的初始值设定为 $24 \times 10^{-9} \times \left(\sum_{(i,j)} y(i,j) \right)$.

3.1 人造模糊图像实验

在人造模糊图像实验中,将本文的方法分别与运动模糊盲复原方法^[6]、结合了 TV 约束的贝叶斯盲逆卷积方法^[13]以及最近提出的适用于多种模糊情况的类 TV 模型的盲去模糊方法^[10]进行比较.文献[6]中的方法运用一种合理的分段函数来近似自然图像边缘的严重拖尾分布,同时对运动的模糊退化函数本身只进行了 L1 范数的稀疏性约束.文献[10]利用一种边缘检测器,结合图像边缘的稀疏先验分布,提出了一种类 TV 函数的正则化约束.该方法针对无约束的 PSF 以及有约束的 PSF 都能达到较好的复原效果.文献[13]对自然图像进行了 TV 的正则化约束,同时对模糊退化函数进行了一种类 Tikhonov 正则化约束,且已证明该约束对复原高斯模糊的图像具有较好的效果.需要注意,本文提出的方法有一个明显的缺点:参数 λ_3 的取值需要通过反复的实验,进行人为的调节才能得到.这样的缺点在本文的方法与具有自动参数调节或半自动参数调节的方法(文献[6,10])进行比较时显得尤为明显.

实验采用了 256×256 大小的“Lena”和“Cameraman”灰度级标准测试图像以及 6 种不同的模糊滤波器进行实验.Filter#1 是 135°方向的直线运动模糊;filter#2 是一种自定义的不规则运动模糊;filter#3 一个标准差为两个像素点的高斯模糊;filter#4 是一个具有均匀强度值的正方形均匀模糊;filter#5 是一个具有均匀强度值的圆盘模糊;filter#6 是一个 10×10 大小、标准差为 3 个像素点的高斯模糊.实验中设置 filter#1,2,3,4 的大小均为 $l \times l$ 个像

素点,而 filter#5 是半径为 1 个像素点的圆盘模糊滤波器.针对不同的标准测试图像, l 的取值不同:当采用“Lena”标准测试图像进行实验时, $l=9$;当采用“Cameraman”标准测试图像时, $l=11$.实验中设定:估计的模糊滤波器的大小比真实的模糊滤波器的大小宽 3 个像素点.

图 1 和图 2 从主观的视觉上对本文的方法与文献[6]中的方法进行了比较.图 1(b)运用 filter#1 对“Lena”标准测试图像进行模糊,同时加入了 $\text{BSNR}=30\text{dB}$ 的高斯噪声;图 2(b)是 filter#2 在“Cameraman”图像上的模糊结果,同样加入了 $\text{BSNR}=30\text{dB}$ 的高斯噪声.图 1(c)和图 2(c)是对文献[6]的方法进行了多次参数调制之后所得到的最佳结果.从图 1 和图 2 可以看出,因为文献[6]中的方法对模糊退化函数只进行了 $L1$ 范数的稀疏性约束,因此该方法估计的 PSF 存在明显的连续平滑扩散错误(图 1(f)的下半部分和图 2(f)的上半部分),导致得到的复原图像存在明显的 ringing 瑕疵(如图 1(c)和图 2(c)所示).而本文方法因为较好地结合了模糊退化函数的稀疏性和连续平滑特性,能够在保证 PSF 稀疏性的同时很好地将连续平滑扩散控制在正确的范围内,从而准确地估计出模糊退化函数,提高复原图像的质量(如图 1(d)、图 1(g)、图 2(d)、图 2(g)所示).

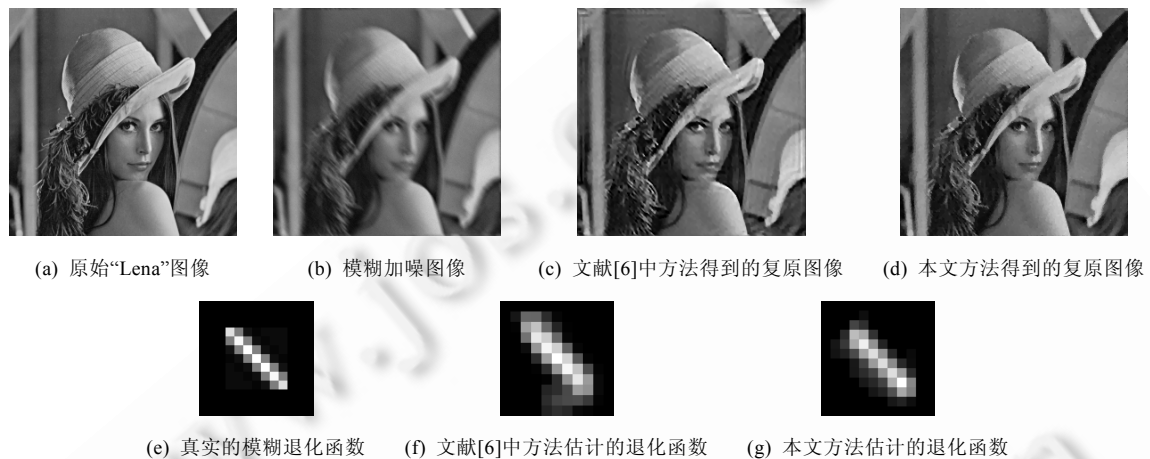


Fig.1 Blind restoration of artificial linear motion blurred “Lena” image

图 1 “Lena”人造直线运动模糊图像盲复原



Fig.2 Blind restoration of artificial irregular motion blurred “Cameraman” image

图 2 “Cameraman”人造不规则运动模糊图像盲复原

接下来,增加的信噪比指标将客观地量化以上 4 种图像盲复原方法的性能.为了保证实验的公平性,文献[6]和文献[13]中的方法所涉及到的参数都是严格按照相应文献中作者的要求进行设定的,以保证得到最佳的复原结果,而文献[10]的 ISNR 值是直接从文献[10]中提取得到的.

表 1 和表 2 分别列出了在“Lena”和“Cameraman”灰度级标准测试图像上所得到的 ISNR 值.明显可以看出,本文提出的方法显著优于其余 3 种图像盲复原方法,在所有的实验中均获得了最高的 ISNR 值.需要注意,虽然本文提出的方法是以运动模糊退化函数的内在特性为基础的,但是本文方法较好地结合了模糊退化函数的稀疏性和连续平滑特性,将退化函数内在的特性更加完全、准确地表现了出来.因此,本文方法与只具有单一约束项的方法^[6,10,13]相比,能够更加准确地估计出相应的模糊退化函数,从而得到质量更好的复原图像.

Table 1 ISNR values (for “Lena” image) obtained for the proposed method, Ref.[6], Ref.[10], and Ref.[13], for all the filters

表 1 本文方法、文献[6]中的方法、文献[10]中的方法以及文献[13]的方法在“Lena”标准测试图像以及所有 Filters 实验中得到的 ISNR 值

“Lena” (256×256)		本文的盲复原方法 (dB)	文献[6]中的方法 (dB)	文献[10]中的方法 (dB)	文献[13]中的方法 (dB)
BSNR (dB)	Blur filter				
30	# 1	6.55	2.15	5.74	—
	# 2	8.50	2.27	8.04	—
	# 3	5.10	—	2.33	—
	# 4	7.55	—	4.47	—
	# 5	7.88	—	4.45	—
20	# 6	4.50	—	—	3.31
40	# 6	6.70	—	—	4.33

Table 2 ISNR values (for “Cameraman” image) obtained for the proposed method, Ref.[6], Ref.[10], and Ref.[13], for all the filters

表 2 本文方法、文献[6]中的方法、文献[10]中的方法以及文献[13]的方法在“Cameraman”标准测试图像以及所有 Filters 实验中得到的 ISNR 值

“Cameraman” (256×256)		本文的盲复原方法 (dB)	文献[6]中的方法 (dB)	文献[10]中的方法 (dB)	文献[13]中的方法 (dB)
BSNR (dB)	Blur filter				
30	# 1	6.25	4.75	5.24	—
	# 2	7.35	7.10	6.20	—
	# 3	3.66	—	2.30	—
	# 4	6.20	—	4.24	—
	# 5	5.68	—	5.20	—
20	# 6	2.80	—	—	2.42
40	# 6	3.93	—	—	2.96

3.2 真实模糊图像实验

为了进一步验证本文方法的有效性,在本节中,本文的方法将被运用到真实模糊图像的复原中,并与文献[5]和文献[6]的方法进行比较.图 3(a)和图 4(a)分别为文献[5]和文献[6]中用过的两幅极具代表性的真实模糊图像.图 5(a)和图 6(a)是本文用 Sony A200 相机实际拍摄得到的模糊图像,并被保存为 JPG 格式.实验中估计的 PSF 的大小均为 45×45.

由图 3~图 6 可以明显地看出,本文提出的方法同样能够有效地应用于真实模糊图像的盲复原.与文献[5]和文献[6]相比,本文的方法能够得到更加清晰的细节以及更加锐化的去模糊结果,同时还能有效地去除“假边缘”等瑕疵.注意到,文献[5]和文献[6]的方法都会或多或少地对复原图像引入“假边缘”瑕疵(如图 4(b)和图 6(b)所示).同时,文献[5]的方法还会对某些真实图像进行裁剪和放大操作(如图 4(b)所示).需要注意,真实模糊图像的获得往往会引入一些非线性的模糊过程、空间变化的模糊以及未知的噪声等等,它们都会对复原图像的质量产生严重的影响.



Fig.3 Blind restoration results of the real-life big Buddha blurred photo and their zoomed in regions

图3 真实大佛像模糊图像盲复原结果和对应图像的局部放大图



Fig.4 Blind restoration results of the real-life small joss blurred photo and their zoomed in regions

图4 真实小佛像模糊图像盲复原结果和对应图像的局部放大图



Fig.5 Blind restoration results of the real-life bell tower blurred photo and their zoomed in regions

图 5 真实钟楼模糊图像盲复原结果和对应图像的局部放大图

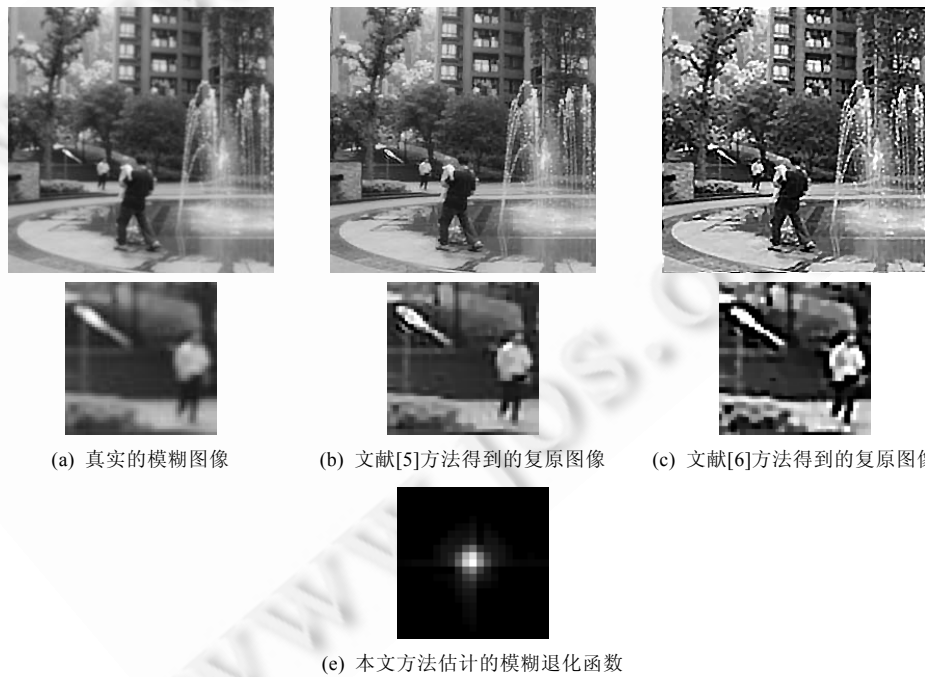


Fig.6 Blind restoration results of the real-life fountain blurred photo and their zoomed in regions

图 6 真实喷泉模糊图像盲复原结果和对应图像的局部放大图

4 结 论

本文针对现有方法存在的缺陷,提出了一种基于稀疏性和平滑特性的多正则化约束的模糊图像盲复原方法.该方法利用自然图像边缘的稀疏性对自然图像进行了一种权重的全变差正则化约束,同时提出了一种结合稀疏性和连续平滑特性的多正则化约束对模糊退化函数进行多重约束.利用一种基于 SMW 矩阵逆变换的改进的变量分裂最优化迭代方法来得到清晰的复原图像,同时准确地估计出相应的点扩散函数.

分别在人造模糊函数和真实的模糊图像上进行了大量的实验.实验结果表明,本文的方法不仅可以很好地复原运动模糊的退化图像,而且能够很好地适用于高斯模糊、均匀模糊、圆盘模糊等其他类型的模糊.与近几年提出的一些具有代表性的图像盲复原方法相比,不仅在主观视觉效果方面得到了明显的改善,而且信噪比增量也增加了 1.20dB~4.22dB.

值得注意的是,本文的方法还存在改进的空间.在每一次实验中,稀疏性参数 γ_2 都被固定为一个常数,而参数 λ_3 则需要人为的调节,因此很难找到稀疏性与连续平滑性的最佳平衡点;同时,参数 γ_2 这个固定常数的取值也不一定就是最佳的稀疏性取值.那么,是否可以固定参数 λ_3 而变化参数 γ_2 呢?或者同时对参数 γ_2 和参数 λ_3 进行自适应的调节呢?因此,针对模糊退化函数的稀疏性和连续平滑特性进行深入的研究,探索一种更有效的参数调节方法来找到这个最佳平衡点,是未来的研究工作之一.同时,将本文的方法运用到模糊视频序列的复原、空间变化的模糊退化函数的估计,同样是接下来的研究工作的重点.

致谢 在此,我们向对本文的工作给予帮助和支持的同行,尤其是 Fergus R, Singh B, Hertzmann A, Roweis ST, Freeman WT, Shan Q, Jia J 和 Agarwala A 表示感谢.

References:

- [1] Gonzalez RC, Woods RE, Wrote; Ruan QQ, Ruan YZ, *et al.*, Trans. Digital Image Processing. 2nd ed., Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003. 1–220 (in Chinese).
- [2] You Y, Kaveh M. A regularization approach to joint blur identification and image restoration. IEEE Trans. on Image Processing, 1996,5(3):416–428. [doi: 10.1109/83.491316]
- [3] Chan TF, Wong CK. Total variation blind deconvolution. IEEE Trans. on Image Processing, 1998,7(3):370–375. [doi: 10.1109/83.661187]
- [4] Roth S, Black MJ. Fields of experts: A framework for learning image priors. In: Cordelia S, Stefano S, Carlo T, eds. Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: The IEEE Computer Society, 2005. 860–867. [doi: 10.1109/CVPR.2005.160]
- [5] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, Roweis ST, Freeman WT. Removing camera shake from a single photograph. ACM Trans. on Graphics, 2006,25(3):787–794. [doi: 10.1145/1141911.1141956]
- [6] Shan Q, Jia J, Agarwala A. High-Quality motion deblurring from a single image. ACM Trans. on Graphics, 2008,27(3):Article 73. [doi: 10.1145/1399504.1360672]
- [7] Shao WZ, Wei ZH. Super-Resolution reconstruction based on generalized Huber-MRF image modeling. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2007,18(10):2434–2444 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/2434.htm> [doi: 10.1360/jos182434]
- [8] Gu YT, Wu EH. Image-Analogies based super resolution. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2008,19(4):851–860 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/851.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2008.00851]
- [9] Cai JF, Ji H, Liu CQ, Shen ZW. Blind motion deblurring using multiple images. ELSEVIER Journal of Computational Physics, 2009,228(14):5057–5071. [doi: 10.1016/j.jcp.2009.04.022]
- [10] Almeida MSC, Almeida LB. Blind and semi-blind deblurring of natural images. IEEE Trans. on Image Processing, 2010,19(1): 36–52. [doi: 10.1109/TIP.2009.2031231]
- [11] 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. [doi: 10.1016/j.jvcir.2011.12.003]

- [12] Deng CY. A generalization of the Sherman-Morrison-Woodbury formula. ELSEVIER Applied Mathematics Letters, 2010,24: 1561–1564.
- [13] Babacan SD, Molina R, Katsaggelos AK. Variational Bayesian blind deconvolution using a total variation prior. IEEE Trans. on Image Processing, 2009,18(1):12–26. [doi: 10.1109/TIP.2008.2007354]
- [14] Afonso MV, Bioucas DJM, Figueiredo AT. Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization. IEEE Trans. on Image Processing, 2010,19(9):2345–2356. [doi: 10.1109/TIP.2010.2047910]
- [15] Cai JF, Osher S, Shen ZW. Split Bregman methods and frame based image restoration. SIAM Journal on Multiscale Modeling and Simulation, 2009,8(2):337–369. [doi: 10.1137/090753504]
- [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. [doi: 10.1145/2070781.2024208]

附中文参考文献:

- [1] Gonzalez RC, Woods RE, 著, 阮秋琦, 阮宇智, 等, 译. 数字图像处理. 第2版, 北京: 电子工业出版社, 2003. 1–220.
- [7] 邵文泽, 韦志辉. 基于广义 Huber-MRF 图像建模的超分辨率复原算法. 软件学报, 2007, 18(10): 2434–2444. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/2434.htm> [doi: 10.1360/jos182434]
- [8] 古元亨, 吴恩华. 基于图像类推的超分辨技术. 软件学报, 2008, 19(4): 851–860. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/851.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2008.00851]



唐述(1981—),男,重庆人,博士生,讲师,主要研究领域为图像处理,信息获取与处理.
E-mail: tangshujay@163.com



仲建华(1962—),男,工程师,主要研究领域为机电一体化.
E-mail: crtocdf@cta.cq.cn



龚卫国(1957—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理,模式识别,计算机视觉.
E-mail: wggong@cqu.edu.cn