

基于多正则化约束的图像去运动模糊

符颖^{1,2}, 吴锡^{1,2*}, 周激流^{1,2}

(成都信息工程大学 计算机学院, 四川 成都 610225; 2. 成都信息工程大学 图形图像与空间信息协同创新中心, 四川 成都 610225)

摘要:针对图像去运动模糊问题的病态性,已有的方法通常引入对图像的正则化约束从而缩小解空间范围使其良态化,但单一的正则化约束并不能很好地估计点扩散函数和复原原始图像。基于此,本文提出一种基于多正则化约束的图像去运动模糊方法。首先,根据图像梯度符合重尾分布的特性,采用归一化的超拉普拉斯先验项作为对图像先验约束的正则项。其次,分析描述图像运动模糊的点扩散函数的内在特性包括稀疏性和连续光滑性;同时,采用点扩散函数自身的 L_1 范数保证其稀疏性并作为其中一项点扩散函数先验约束的正则项,采用Tikhonov正则化约束保证其连续平滑性并作为另一项点扩散函数先验约束的正则项,避免估计的点扩散函数中存在孤立的点。由于所建立的正则项虽然不可微但其是非严格凸函数,故引入辅助变量采用分裂法和交替求解法对所建能量方程进行求解,并利用小波软阈值公式求解辅助变量。本文方法对合成的运动模糊图像和实际相机抖动造成的自然模糊图像均进行实验,实验结果验证了该模型和求解算法的有效性和快速性。实验结果表明,本文方法提高了点扩散函数估计准确度,同时提高了复原图像质量,具有较好的复原效果。

关键词:去运动模糊;多正则化约束;分裂法;超拉普拉斯先验

中图分类号:TP18

文献标志码:A

文章编号:2096-3246(2017)03-0123-06

Image Motion Deblurring with Multi-regularization Constraints

FU Ying^{1,2}, WU Xi^{1,2*}, ZHOU Jiliu^{1,2}

(School of Computer Sci., Chengdu Univ. of Info. Technol., Chengdu 610225, China; 2. Collaborative Innovation Center for Image and Geospatial Info., Chengdu Univ. of Info. Technol., Chengdu 610225, China)

Abstract: In order to overcome the ill-posedness of image motion deblurring, the existing algorithms usually introduce regularization constraints to narrow the solution space. However, a single regularization constraint may not be helpful to estimate the point spread function and restore the original image. In this paper, the method based on multi-regularization constraints was introduced for image motion deblurring. Firstly, the normalized Hyper-Laplacian prior on the heavy-tailed distribution of the image gradient was adopted as one regularization term of the proposed algorithm. Secondly, the L_1 -norm of point spread function was adopted as one regularized term to constrain the sparseness of point spread function and Tikhonov regularization was used to ensure the sparseness of point spread function as a regularization term to avoid isolated points in point spread function. Thirdly, since the regularization terms are not differentiable and strictly convex function, the auxiliary variables and splitting method were introduced to solve the constructed energy equation. Meanwhile, the introduced auxiliary variables can be solved by soft-thresholding equation. Lastly, the synthesized and real motion blurry images were used to verify the validity and efficiency of the proposed algorithm. The experiments demonstrated that it improved the accuracy of point spread function estimation and the quality of restored images.

Key words: motion deblurring; multi-regularization constraints; split method; hyper-Laplacian prior

在曝光时间内成像设备如数码相机等与场景中的单个或多个目标物体之间发生的相对运动称之为图像运动模糊。图像去运动模糊(image motion

deblurring)是针对由运动模糊造成的图像退化进行的图像复原,目的是消除由于运动模糊造成的图像降质^[1]。图像去运动模糊属于一类图像盲反卷积问

收稿日期:2016-01-08

基金项目:国家重点基础研究发展计划资助项目(2014CB360506);四川省科技支撑计划资助项目(2015RZ0008);四川省教育厅重点项目资助(15ZA0186);国家自然科学基金青年基金资助项目(61303126)

作者简介:符颖(1988—),女,副教授,博士。研究方向:图像处理、模式识别和机器学习。E-mail: fuying@cuit.edu.cn

*通信联系人 E-mail: wuxi@cuit.edu.cn

<http://jsuese.ijournals.cn> <http://jsuese.scu.edu.cn>

题,具有病态性,即根据观测图像无法确定唯一的原始清晰图像和点扩散函数(point spread function, PSF),其解不具有唯一性。

正则化方法通过引入反映原始清晰图像和点扩散函数性质的先验知识作为正则项使图像去运动模糊问题良态化。图像去运动模糊的正则化方法包括两个步骤:首先,通过将清晰图像和点扩散函数的统计规律作为先验约束,得到点扩散函数的最优估计值;再通过图像非盲卷积技术求解清晰图像的原始最优近似解。研究表明^[2]原始清晰图像和点扩散函数一般具有某种统计规律:在图像去运动模糊问题中,点扩散函数描述的是成像设备与目标物体间的相对运动轨迹,只有运动轨迹上有值,其相应的矩阵/向量表达大部分的元素非常小甚至为零,为一个稀疏矩阵。另外,大多数清晰的自然图像的梯度服从一种重尾分布(heavy-tailed distribution)。

2006年,Fergus等^[2]提出一种基于变分贝叶斯的去相机抖动的图像盲复原方法,利用零均值的混合高斯分布来拟合图像梯度的重尾分布,利用混合指数分布来拟合运动模糊的点扩散函数的分布,并提出多尺度复原的思路,保证了算法的鲁棒性,最后采用RL算法进行图像复原。之后,关于图像去运动模糊图算法的研究,都受该思路的影响。Shan等^[3]基于文献^[2]的思想提出一种更加合理的分段函数来拟合图像梯度的重尾分布,并根据图像中的平滑部分抑制振铃现象的发生。Krishnan和Fergus^[4]用超拉普拉斯分布(hyper-Laplacian distribution)来拟合图像梯度的重尾分布,提出一种基于查表的快速图像盲复原算法。Xu等^[5]认为图像边缘并不总是有利于点扩散函数的估计,相反地,只有当某些图像边缘尺度大于点扩散函数尺度时,才会得到正确的点扩散函数。Levin等^[6]分析了使用最大后验估计准则导致图像盲复原失败的原因,使得图像去模糊过程产生歧义,即不能保证总变分项在去模糊时的能量一直是下降的,有时反而是上升的,不利于模糊图像向清晰图像转化,故采用梯度降求解时往往得不到希望的解。Hurley^[7]总结了与其他正则项相比,归一化总变分项的优点,另外Krishna等^[8]通过实验证明了归一化的总变分项有利于模糊图像向清晰图像转化,同时认为只有考虑图像梯度的分布才能得到较好的复原结果。但以上方法在估计点扩散函数时,均只考虑了点扩散函数的稀疏性而未考虑到点扩散函数的其他性质如点扩散函数的连续光滑性,导致点扩散函数估计的不准确。

当采用高斯分布来拟合图像的梯度分布时,可采用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)在

频域求解,存在闭合的解。然而,真实场景图像的梯度分布往往是非高斯的,因此对于图像梯度高斯模型的假设复原的图像会过于平滑。当采用拉普拉斯分布来拟合图像梯度分布时,如Rudin等^[9]提出EOF模型以及Wang^[10]、Hu^[11]等采用的TV模型都在合理的时间内得到了不错的效果。自然图像的梯度分布比拉普拉斯有更明显的重尾,它能够被超拉普拉斯更好地模型化。虽然超拉普拉斯先验带来了更好的复原效果,但是它使得复原问题变成了非凸的,导致问题求解的困难。

本文基于正则化框架提出了一种多约束的图像去运动模糊方法。根据图像梯度符合重尾分布的特性,采用归一化的超拉普拉斯先验项作为其中一项正则项,同时采用点扩散函数自身的 L_1 范数来保证其稀疏性和Tikhonov正则化约束来保证其连续平滑性。由于能量方程不是严格凸的函数,故使用分裂方法进行求解。引入辅助变量,采用交替最小化,先处理问题的非凸部分,再使用快速傅里叶变换在频域中求解一个二次方程。整个图像去运动模糊过程在多尺度框架下由粗到细尺度渐近进行。最后利用估计出点扩散函数复原原始图像。

1 图像去运动模糊的多正则化约束

对于线性空间不变(linear space-invariant, LSI)的图像运动模糊过程可以用原始的清晰图像与点扩散函数的卷积^[12]来描述,如式(1)所示:

$$g(\mathbf{x})=h(\mathbf{x}) * f(\mathbf{x})+n(\mathbf{x})=\int_{\Omega_h} h(\mathbf{s})f(\mathbf{x}-\mathbf{s})d\mathbf{s}+n(\mathbf{x}) \quad (1)$$

式中: $g(\mathbf{x})$ 表示观测图像即模糊图像; $h(\mathbf{x})$ 表示线性空间移不变的点扩散函数(point spread function, PSF)即运动模糊核(motion blur kernel),并满足以下两个先验约束:1)半正定性,即 $h(\mathbf{x})$ 是非负的;2)满足能量守恒,即 $\int_{\mathbb{R}^2} h(\mathbf{x})d\mathbf{x}=1$; $f(\mathbf{x})$ 表示原始的清晰图像; $n(\mathbf{x})$ 表示加性噪声,一般假设是均值为0方差为 σ^2 的高斯白噪声; $\mathbf{s}=(s_1, s_2) \in \Omega_h \subset \mathbb{R}^2$ 和 $\mathbf{x}=(x_1, x_2) \in \Omega_f \subset \mathbb{R}^2$ 分别表示点扩散函数和图像的支持域;*表示2维卷积符号。

1.1 图像的先验信息

常用的拟合自然图像重尾分布为:

$$\ln p(\mathbf{f})=-\sum_i(|\nabla_{x,i}\mathbf{f}|^p+|\nabla_{y,i}\mathbf{f}|^p)+C \quad (2)$$

式中: $\nabla_{x,i}\mathbf{f}$ 和 $\nabla_{y,i}\mathbf{f}$ 分别表示在像素点 i 处的 x 和 y 方向的微分; $p=1$ 表示Laplacian先验, $p=2$ 表示高斯先验, $p < 1$ 表示稀疏先验; C 表示常数。

文献^[4]认为清晰图像的梯度分布带有明显的重

尾,可由超拉普拉斯分布拟合,其中, $p \in [0.5, 0.8]$ 拟合较好。

将服从超拉普拉斯分布的图像梯度作为先验约束引入到能量方程中,为了保证求解时能量总是下降的,根据文献[7,13]分析,采用归一化的超拉普拉斯分布作为其中一项正则项。归一化的超拉普拉斯项^[13]是拉普拉斯项除以图像的总能量,由于在每一步求解过程中,图像的总能量始终是一个常数,因此保持了图像梯度的重尾特性。建立相应的能量方程为:

$$E(f) = \frac{\|\nabla f\|_p}{\|\nabla f\|_2} \quad (3)$$

式中, $\nabla f := (\nabla_x f, \nabla_y f)$, $\nabla_x f$ 和 $\nabla_y f$ 分别表示在像素点 x 和 y 方向的微分(本文采用 $\nabla_x f = [-1 \ 1]$, $\nabla_y f = [-1 \ 1]^T$), $\|\cdot\|_p$ 表示 L_p 范数, $\|\cdot\|_2$ 表示 L_2 范数。

1.2 点扩散函数的先验信息

对于图像去运动模糊问题,点扩散函数描述的是成像设备与目标物体间的相对运动轨迹,通常被看作是一条很“细”且连续光滑的“线”^[2-3,14]。从数值上讲有运动轨迹上有值,相应的矩阵大部分元素非常小甚至为零,即点扩散函数满足一定的稀疏性。因此,点扩散函数具有连续光滑性和稀疏性^[15]的内性质。

1.2.1 点扩散函数的稀疏性

关于点扩散函数正则项,常用的模型为:

$$E(h_1) = \|h\|_p \quad (4)$$

式中, $p \leq 1$ 能很好地保持点扩散函数的稀疏性。根据文献[3,5,8]的思想,本文仍采用点扩散函数自身的 L_1 范数来保证其稀疏性,得到能量方程为:

$$E(h_1) = \|h\|_1 \quad (5)$$

文献[3,5,8]均未考虑点扩散函数的连续光滑性。

1.2.2 点扩散函数的连续光滑性

对于点扩散函数连续光滑性,本文采用Tikhonov正则化约束来保证,得到能量方程为:

$$E(h_2) = \|\nabla h\|_2^2 \quad (6)$$

式中, $\nabla h := (\nabla_x h, \nabla_y h)^T$, $\nabla_x h$ 和 $\nabla_y h$ 分别表示 x 和 y 方向的微分(本文采用 $\nabla_x h = [-1 \ 1]$, $\nabla_y h = [-1 \ 1]^T$)。

相应地,关于点扩散函数正则项的能量方程为:

$$E(h) = E(h_1) + E(h_2) = \|h\|_1 + \|\nabla h\|_2^2 \quad (7)$$

2 基于多正则化约束的图像去运动模糊模型及其求解

本文提出的图像去运动模糊模型的能量方程如式(8)所示:

$$E(f, h) = \frac{\lambda}{2} \|h * f - g\|_2^2 + E(f) + \alpha E(h_1) + \beta E(h_2) = \frac{\lambda}{2} \|h * f - g\|_2^2 + \frac{\|\nabla f\|_p}{\|\nabla f\|_2} + \alpha \|h\|_1 + \beta \|\nabla h\|_2^2 \quad (8)$$

式中: $\lambda > 0$, $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$; 第1项是数据保真项; 第2项是关于图像梯度的正则项,采用归一化拉普拉斯分布来拟合; 第3项保证了点扩散函数的稀疏性; 第4项保证了点扩散函数连续光滑性,避免点扩散函数中存在孤立的点。点扩散函数同时要满足半正定性和能量守恒。

采用交替迭代的方法求解式(8)。其中求解清晰图像 f 的模型如式(9)所示:

$$\min_f \left(\frac{\lambda}{2} \|h * f - g\|_2^2 + \frac{\|\nabla f\|_p}{\|\nabla f\|_2} \right) \quad (9)$$

式中,由于正则项 $\frac{\|\nabla f\|_p}{\|\nabla f\|_2}$ 导致该能量函数非凸,可以采用其近似值,在迭代的时候用上一步的 $\|\nabla f\|_2$ 近当前步的值,相当于一个常数,该正则项退化为 $\|\nabla f\|_p$, 式(9)等同于求解式(10)。

$$\min_f \left(\frac{\lambda}{2} \|h * f - g\|_2^2 + \|\nabla f\|_p \right) \quad (10)$$

采用分裂法对其进行求解,引入辅助变量 $w = (w_1, w_2)$, 得到约束项如式(11)和(12)所示:

$$w_1 = \nabla_x f \quad (11)$$

$$w_2 = \nabla_y f \quad (12)$$

式(8)的无约束优化问题转换为带约束的优化问题,得到式(13):

$$\min_f \left(\frac{\lambda}{2} \|h * f - g\|_2^2 + \|w\|_p \right) \quad (13)$$

s.t. $w_x = \nabla_x f, w_y = \nabla_y f$

合并约束项,得到无约束的优化问题,如下:

$$\min_f \left(\frac{\lambda}{2} \|h * f - g\|_2^2 + \frac{\theta}{2} \|\nabla_x f - w_x\|_2^2 + \frac{\theta}{2} \|\nabla_y f - w_y\|_2^2 + |w_x|^p + |w_y|^p \right) \quad (14)$$

每次迭代,固定 h , 求得 f 的值如式(15)所示:

$$f = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(h)} F(g) + \theta / \lambda (F([-1 \ 1]) F(w_x) + F([-1 \ 1]^T) F(w_y))}{\overline{F(h)} F(h) + \theta / \lambda (F([-1 \ 1]) F(w_x) + F([-1 \ 1]^T) F(w_y))} \right) \quad (15)$$

式中, $F(\cdot)$ 表示离散傅里叶变换, $F^{-1}(\cdot)$ 表示离散傅里叶逆变换, $\overline{F(\cdot)}$ 表示 $F(\cdot)$ 的复共轭。

引入辅助变量 v , 得到约束项如式(16)所示:

$$v = h \quad (16)$$

相应地,带约束的优化问题如式(17)所示:

$$\min_f \left(\frac{\lambda}{2} \|\mathbf{h} * \mathbf{f} - \mathbf{g}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{v}\|_1 + \beta \|\nabla \mathbf{h}\|_2^2 \right) \quad (17)$$

s.t. $\mathbf{v} = \mathbf{h}$

合并约束项, 得到无约束的优化问题, 如下:

$$\min_f \left(\frac{\lambda}{2} \|\mathbf{h} * \mathbf{f} - \mathbf{g}\|_2^2 + \frac{\gamma}{2} \|\mathbf{h} - \mathbf{v}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{v}\|_1 + \beta \|\nabla \mathbf{h}\|_2^2 \right) \quad (18)$$

每次迭代, 固定 \mathbf{f} , 求得 \mathbf{h} 的值如式(19)所示:

$$\frac{(\lambda F(\mathbf{f})F(\mathbf{f}) + 2\beta F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}])F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}]) + F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}]^T)F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}]^T) + \gamma F(\mathbf{v}))}{F(\mathbf{h})} F(\mathbf{h}) = \frac{\lambda F(\mathbf{f})F(\mathbf{g})}{F(\mathbf{h})} \quad (19)$$

所以由式(19)可求得 \mathbf{h} 的值如式(20)所示:

$$\mathbf{h} = F^{-1} \left(\frac{(\lambda F(\mathbf{f})F(\mathbf{g})) \cdot (\lambda F(\mathbf{f})F(\mathbf{f}) + 2\beta F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}]) + F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}]^T)F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}]^T) + \gamma F(\mathbf{v}))^{-1}}{F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}]) + F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}]^T)F([\begin{smallmatrix} -1 & 1 \end{smallmatrix}]^T) + \gamma F(\mathbf{v}))} \right) \quad (20)$$

对于式(14), 固定 \mathbf{f} 求解 \mathbf{w} 。

$$\hat{\mathbf{w}}_x = \arg \min_{\mathbf{w}_x} |\mathbf{w}_x|^p + \frac{\gamma}{2} (\mathbf{w}_x - \nabla_x \mathbf{f})^2 \quad (21)$$

$$\hat{\mathbf{w}}_y = \arg \min_{\mathbf{w}_y} |\mathbf{w}_y|^p + \frac{\gamma}{2} (\mathbf{w}_y - \nabla_y \mathbf{f})^2 \quad (22)$$

对式(21)和(22)分别求导, 可得式(23)和(24):

$$p|\mathbf{w}_x|^{p-1} \text{sign}(\mathbf{w}_x) + \gamma(\mathbf{w}_x - \nabla_x \mathbf{f}) = 0 \quad (23)$$

$$p|\mathbf{w}_y|^{p-1} \text{sign}(\mathbf{w}_y) + \gamma(\mathbf{w}_y - \nabla_y \mathbf{f}) = 0 \quad (24)$$

采用牛顿法求解式(23)和(24)。

对于式(23), 固定 \mathbf{h} , 利用小波软值公式 $f(x, y) = \text{sign}(x) \max\{|x| - y, 0\}$ 求得 \mathbf{v} :

$$\mathbf{v} = \text{sign}(\mathbf{h}) \max\{|\mathbf{h}| - \alpha, 0\} \quad (25)$$

式中, 辅助变量的初始值设置为0。

下面重点讨论式(23)中正则化参数 λ 、 α 、 β 和 γ 的取值, λ 、 α 和 β 作为调和参数, 需满足 $\lambda > 0$, $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$, γ 为固定值。各参数值作用如下:

参数 α 调和点扩散函数的稀疏性, 参数 β 调和点扩散函数的连续光滑性。当参数 $\alpha=0$ 时, 只考虑点开始函数的连续光滑性, 模型退化为Tikhonov正则化约束的形式; 当 $\beta=0$ 时, 只考虑了点扩散函数的稀疏性, 导致点扩散函数中可能存在孤立的点^[16]。参数 γ 决定了点扩散函数的稀疏程度, 因此, γ 和 β 共同决定了点扩散函数的支持域。为保证得到的点扩散函数的稀疏性, 在每次迭代时设置 γ 为固定值, 通过调节 β 的值调和点扩散函数的稀疏性和连续光滑性。如果 λ 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 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。所以, 参数 λ 的选定决定了图像去运动模糊的效果。

实验中, λ 、 γ 和 α 都是固定值。根据经验值, 设置

$\lambda=3\ 000$, $\gamma=10 \times 10^{-7} \times$ 像素值之和, $\alpha=\frac{10}{\gamma}$, $\beta_0=10 \times 10^{-9} \times$ 像素值之和, 每次迭代过程中, $\beta_{\text{new}} = 2 \times \beta_{\text{old}}$ 。

3 实验结果与分析

所有实验运行的硬件条件为CPU为Core i3, 内存为2 GB, 运行平台为Matlab R2012b。实验主要包括点扩散函数的估计和复原原始图像, 并采用结构相似性(structural similarity index, SSIM)值作为复原图像质量评价指标。实验分别采用合成的运动模糊图像和真实的运动模糊图像评价本文方法的有效性。并与未考虑点扩散函数连续光滑性的图像去运动模糊方法^[3]进行比较。

3.1 合成的运动模糊图像实验

采用了256×256大小的“Lena”和“Barbara”灰度级标准测试图像用作合成运动模糊的原始清晰图像。

图1(a)是原始清晰图像, 图1(b)中的点扩散函数采用MATLAB标准函数fspecial(‘motion’, 10, 135)构造, 图1(c)是由文献[3]方法所复原的图像, 图1(d)是由本文方法所复原的图像, 图1(e)从左到右分别是真实的点扩散函数、由文献[3]方法所估计的点扩散函数和由本文方法估计的点扩散函数。



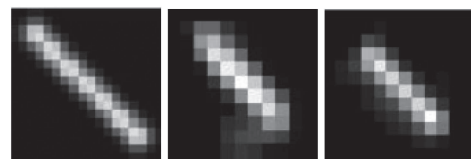
(a) 原始图像

(b) 运动模糊图像



(c) 文献[3]方法复原的图像 (SSIM=0.776)

(d) 本文方法复原的图像 (SSIM=0.812)



(e) 点扩散函数

图1 “Lena”合成模糊图像去运动模糊

Fig.1 Synthesized image “Lena” motion deblurring

图2(a)是原始清晰图像;图2(b)中的点扩散函数由文献[8]所提供,该文献提供的图片和运动模糊点扩散函数已作为测试各种图像去运动方法的标准库;图2(c)是由文献[3]方法所复原的图像;图2(d)是由本文方法所复原的图像;图2(e)从左到右分别是真实的点扩散函数、由文献[3]方法所估计的点扩散函数和由本文方法估计的点扩散函数。

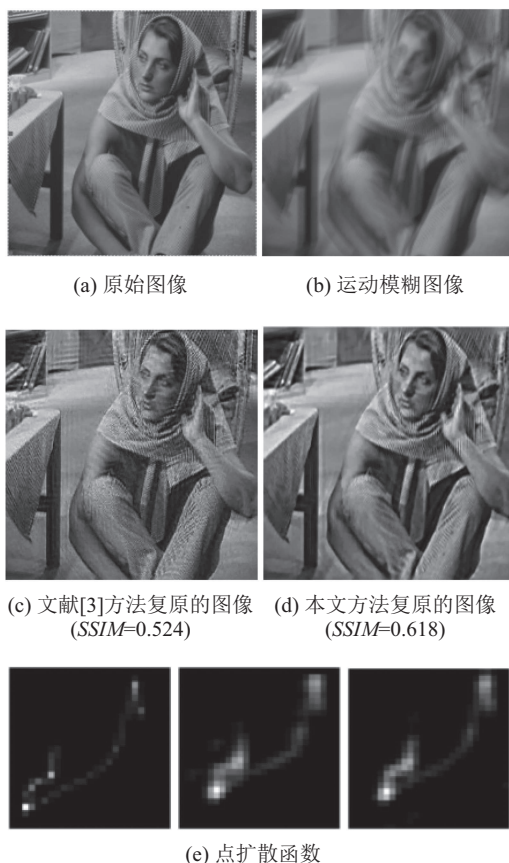


图2 “Barbara”合成模糊图像去运动模糊

Fig.2 Synthesized image "Barbara" motion deblurring

由图1和2的实验结果可知,与真实的点扩散函数相比,文献[3]中的方法由于未考虑其连续光滑性导致估计得到的点扩散函数具有孤立的点,并且复原的图像如图1(c)和2(c)存在“振铃效应”,降低了复原图像的视觉质量。由客观评价标准SSIM值可以看出,本文所提的方法不仅考虑了点扩散函数的稀疏性,还考虑了连续光滑的特性,从而能更准确地估计点扩散函数。

3.2 真实的运动模糊图像实验

为了进一步验证本文方法的有效性,将本文所提出的图像去运动模糊方法运用到真实模糊图像的复原中,并与文献[3]提出的方法进行比较。

图3(a)是运动模糊图像,图2(b)是由文献[3]方法所复原的图像,图2(c)是由本文方法所复原的图

像,图2(d)是图2(b)的局部放大图像,图2(e)是图2(c)的局部放大图像,图2(e)从左到右分别是由文献[3]方法所估计的点扩散函数和由本文方法估计的点扩散函数。

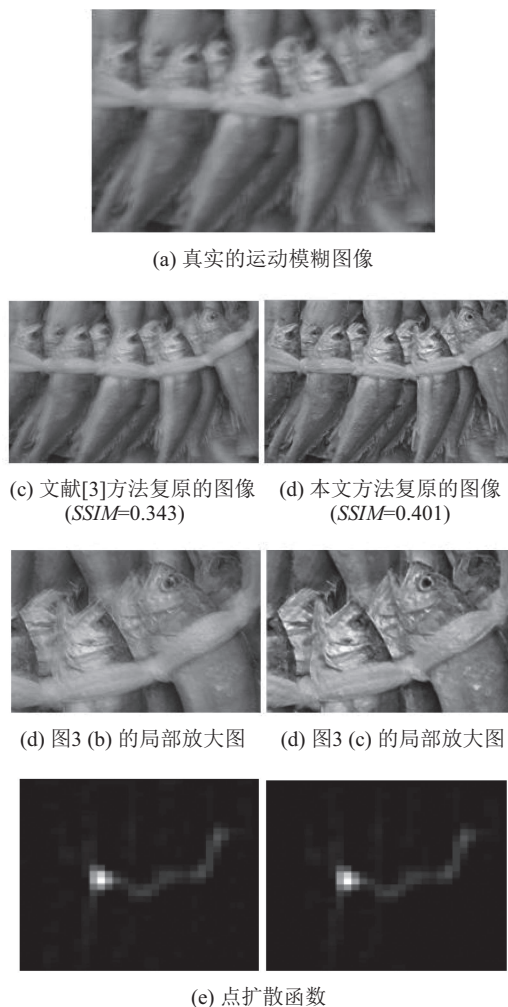


图3 真实模糊图像去运动模糊

Fig.3 Real image motion deblurring

从图3中可以看出,本文方法同样有效地应用于真实模糊图像的去运动模糊。从图3(d)和(e)复原图像的局部放大图和客观评价标准SSIM值可知,本文的方法所复原的图像不仅具有更加清晰的细节,还减轻了“振铃效应”。

4 结论

已有的图像去运动模糊方法存在估计点扩散函数不连续的问题,提出了一种基于稀疏性和连续光滑性的多正则化约束的模糊图像去运动模糊方法。该方法采用归一化超拉普拉斯来拟合自然图像梯度的重尾分布,同时提出了一种结合稀疏性和连续光滑特性的多正则化约束对点扩散函数进行多重约束。利用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。从合成的运动模糊图像复原和真实的运动模糊图像复原实验中可以看出,本文所提出的方法不仅能复原出较清晰的图像,还在一定程度上解决了图像的“振铃效应”。下一步工作将针对如何更好地拟合图像梯度域重尾分布和如何减少参数初始值对图像去模糊结果的影响展开研究,进一步提高图像去运动模糊效果。

参考文献:

- [1] 吴斌,吴亚东,张红英.基于变分偏微分方程的图像复原技术[M].北京:北京大学出版社,2008.
- [2] 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.
- [3] Shan Q, Jia J, Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 15–19.
- [4] Krishnan D, Fergus R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors [C]//Proceedings of the 23rd Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver: NIP, 2009: 1033–1041.
- [5] Xu Li, Jia Jiaya. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring[C]//Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer-Verlag, 2010: 81–84.
- [6] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C]//Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland: IEEE, 2009: 1964–1971.
- [7] Hurley N, Rickard S. Comparing measures of sparsity[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 55(10): 55–60.
- [8] Krishnan D, Tay T, Fergus R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]//Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Colorado Springs: IEEE, 2011: 233–240.
- [9] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1): 259–268.
- [10] Wang Y, Yang J, Yin W, et al. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2008, 1(3): 248–272.
- [11] Hu Xuegang, Lou Yuefang. A novel total variational model for Gamma multiplicative noise removal[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2014, 46(2): 59–65. [胡学刚, 楼越芳. 一种去除Gamma乘性噪声的全变分模型[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2014, 46(2): 59–65.]
- [12] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [13] Wang Guodong, Xu Jie, Pan Zhenkuan, et al. Blind image restoration based on normalized hyper Laplacian prior term[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(5): 1340–1348. [王国栋, 徐洁, 潘振宽, 等. 基于归一化超拉普拉斯先验项的运动模糊图像盲复原[J]. 光学精密工程, 2013, 21(5): 1340–1348.]
- [14] Zhang Jun, Wei Zhihui. Fractional-order multi-scale variation PDE model and adaptive algorithm for SAR image denoising[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(7): 1654–1659. [张军, 韦志辉. SAR 图像去噪的分数阶多尺度变分PDE模型及自适应算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(7): 1654–1659.]
- [15] Tang Shu, Gong Weiguo, Zhong Jianhua. Sparsity and smoothing multi-regularization constraints for blind image deblurring[J]. Journal of Software, 2013, 24(5): 1143–1154. [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[J]. 软件学报, 2013, 24(5): 1143–1154.]
- [16] Cai J F, Ji H, Liu C, et al. Blind motion deblurring using multiple images[J]. Journal of Computational Physics, 2009, 228(14): 5057–5071.

(编辑 赵 婧)

引用格式: Fu Ying, Wu Xi, Zhou Jiliu. Image motion deblurring with multi-regularization constraints[J]. Advanced Engineering Sciences, 2017, 49(3): 123–128. [符颖, 吴锡, 周激流. 基于多正则化约束的图像去运动模糊[J]. 工程科学与技术, 2017, 49(3): 123–128.]