

文章编号 1004-924X(2012)12-2759-09

自适应阈值的超变分正则化图像盲复原

周箩鱼^{1,2,3}, 张 葆^{2*}, 杨 扬^{1,2,3}

- (1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 中国科学院航空光学成像与测量重点实验室, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
3. 中国科学院大学, 北京 100039)

摘要:针对一阶总变分盲复原块效应严重的问题,提出了一种自适应阈值的超变分正则化图像盲复原方法来恢复点扩散函数未知的退化图像。对总变分形式进行了分析,提出了超变分正则项,并给出了代价函数的数学模型。用估计的图像噪声确定模型中阈值的大小,然后引进 3 个辅助变量等价转化代价函数,以便简化后续计算并提高复原效果。最后,利用半二次正则化对模型迭代求解。实验结果表明,复原后图像细节增加且块效应减少,相对于目前已有的方法,信噪比提高了近 1 dB。恢复效果表明该方法具有较大的实用价值。

关键词:图像盲复原;超变分正则项;自适应阈值;半二次正则化;辅助变量

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122012.2759

Image blind deblurring based on super total variation regularization with self adaptive threshold

ZHOU Luo-yu^{1,2,3}, ZHANG Bao^{2*}, YANG Yang^{1,2,3}

- (1. Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
 2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)
- * Corresponding author, E-mail: cleresky@vip.sina.com

Abstract: For the serious block effect in first-order variation image blind deblurring, an image blind deblurring method based on super total variation with a self adaptive threshold was proposed to restore the images degraded by unknown Point Spread Function (PSF). Based on the analysis of the total variation model, the super total variation was proposed and the mathematical model of cost function was obtained. The threshold in the model was deduced by estimated image noises. Then, in order to simplify subsequent calculation and improve restoration effect, three auxiliary variables were introduced to transform the cost function into equivalent forms. Finally, semi-quadratic regularization was used

收稿日期:2012-09-04;修订日期:2012-10-15.

基金项目:国家 973 重点基础研究发展计划资助项目 (No. 2009CB72400102A)

to solve iteratively the cost function. The experimental results demonstrate that the restoration image has more details and fewer block effect. Compared with existing blind deblurring methods, the proposed algorithm can increase the Signal to Noise Ratio(SNR) of the restored image by 1dB. The restoration effect of the proposed method reveals its practicability in the blind image deblurring.

Key words: blind image deblurring; super total variation term; self adaptive threshold; semi-quadratic regularization; auxiliary variable

1 引言

图像在成像、传输、显示等过程中,不可避免地会产生图像退化,而许多应用领域都需要清晰、高质量的图像,因此,图像复原具有重要的意义。由于点扩散函数(Point Spread Function, PSF)常常是未知的,所以维纳滤波等传统的非盲复原算法的应用受到了限制^[1],针对 PSF 的不确定性,国内外提出了许多种图像盲复原的算法,包括贝叶斯估计算法、正则化约束方法等^[2-5]。这些算法都取得了一定的成效,其中总变分最小化法以其允许图像存在边缘、纹理等重要不连续特征的特点而备受关注^[6]。

近年来,利用变分最小化方法研究图像恢复问题取得了许多突破性的成果。由 Rudin, Osher 以及 Fatemi 于 1992 年提出的 ROF 模型成功地用于去噪^[7],而后在图像恢复领域中得到了进一步的发展^[8-11]。Chan 和 Wong 提出的总变分模型,很好地解决了边缘模糊问题,但是该模型的算法收敛速度慢,计算量较大^[10]; Haiyong Liao 等对 Chan 和 Wong 的总变分模型的正则项做了改进,提出采用总变分作为图像正则项和拉普拉斯平滑算子作为 PSF 的正则项对图像做盲复原^[11],实验结果显示该方法能成功地获得更高质量的图像,但是不可避免地会产生块效应。Giannis Chantas 等利用总变分建立一个先验模型,再结合贝叶斯公式,估计其原始图像^[5],该方法成功地解决了参数估计问题,得到的图像质量也有明显提高,但是由于概率的不确定性,使得在图像的边缘处产生一些毛刺,影响图像的恢复效果。针对这些不足,本文提出一种自适应阈值的超变分正则项最小化算法,并利用半二次规整化及辅助变

量解决总变分微分难以计算的问题,提高了算法的效率。

2 超变分正则化盲复原模型的建立

2.1 总变分最小化算法简介

图像退化过程可描述为 $\mathbf{g} = \mathbf{h} * \mathbf{f} + \mathbf{n}$, 其中 \mathbf{f} 表示原始真实图像, \mathbf{g} 表示退化图像, \mathbf{h} 表示模糊算子,即 PSF, \mathbf{n} 表示高斯白噪声。图像盲恢复是在不知道 PSF 的情况下,根据退化图像来获取高质量的图像,以便进一步观察或处理。依据最大似然原理,通过求解如下变分问题可以得到真实图像的最小二乘逼近:

$$\inf_u \left\{ \int_{\Omega} | \mathbf{g}(x) - \mathbf{h} * \mathbf{u} |^2 dx \right\}, \quad (1)$$

上式中, \mathbf{g} , \mathbf{h} , \mathbf{u} 分别表示退化图像、模糊算子和恢复图像。该式对积分求下确界能保证恢复后的图像 \mathbf{u} 满足 $\mathbf{h} * \mathbf{u} \rightarrow \mathbf{g}$ 。但是由于噪声的影响使得该问题在数学上是一个病态问题,因此需要引入正则项,使问题化为良态。正则项有拉普拉斯正则项、总变分正则项等,其中由总变分(TV: Total Variation)正则项所得到的 TV 模型为:

$$\min_{u, h} J(\mathbf{u}, \mathbf{h}) = \frac{1}{2} \| \mathbf{h} * \mathbf{u} - \mathbf{g} \|^2 + \alpha_1 \int | \nabla \mathbf{u} | dx + \alpha_2 \int | \nabla \mathbf{h} | dx. \quad (2)$$

式中 $| \nabla \mathbf{u} | = \sqrt{(D_x \mathbf{u})^2 + (D_y \mathbf{u})^2}$ 为图像的总变分,右边的第一项称为保真项,主要用来使得修复后的图像 \mathbf{u} 与观察图像 \mathbf{g} 在一定程度上相近似。第二、三项分别为图像 \mathbf{u} 和点扩散函数 \mathbf{h} 的正则项,主要用来保证 \mathbf{u} 和 \mathbf{h} 有一定的光滑性。

2.2 超变分正则化盲复原模型的提出

在图像去噪中,总变分虽然能很好地保持边缘,但是它同时会产生块效应。而 ROF 变分模

型能够避免块效应,基于此,本文提出了超变分正则化盲复原模型,如式(3)所示:

$$\min_{u,h} J(u,h) = \frac{1}{2} \|h * u - g\| + \alpha_1 \int_{\Omega} |\nabla u|^{\varphi(|\nabla u|)} dx + \alpha_2 \int_{\Omega} |\nabla h| dx, \quad (3)$$

式(3)中图像的正则项采用混合变分正则项(又称超变分正则项),当图像中某点的梯度大于某一个值(阈值),说明该点处于图像的边缘,应尽量保持;而当梯度小于某一个值,说明该点处于图像的平滑区,应重点去噪。式(3)中函数 φ 的形式定义为:

$$\varphi(|\nabla u|) = \begin{cases} 1, & |\nabla u| \geq Th \\ 2, & |\nabla u| < Th \end{cases} \quad (4)$$

其中 Th 为阈值,它根据图像的噪声自适应地选取。

3 算法的求解及分析

这里主要对上节式(3)所描述的模型进行分析、求解及实验验证。

3.1 变分模型的求解

代价函数式(3)的迭代求解涉及到复杂矩阵的 $L1$ -范数求导的问题,通过引进 3 个辅助变量 z, w, k 将式(3)转化成等价的形式,如式(5)所示。该式中,只需对简单矩阵的 $L1$ -范数求导:

$$\min_{u,h} J(z; w, u; k, h) = \frac{1}{2} \left[\|z\| + \frac{\lambda}{2} \|z - (h * u - g)\|^2 \right] + \alpha_1 \sum_{i=1}^{MN} \left[\|w_i\|^{\varphi} + \frac{\beta}{2} \|w_i - \nabla_i u\|^2 \right] + \alpha_2 \sum_{j=1}^{l_1 l_2} \left[\|k_j\| + \frac{\gamma}{2} \|k_j - \nabla_j h\|^2 \right], \quad (5)$$

式(5)中,当参数 $\lambda, \beta, \gamma \rightarrow \infty$, $\min J$ 必然会导致 $\|z - (h * u - g)\|^2 \rightarrow 0$, $\|w_i - \nabla_i u\|^2 \rightarrow 0$, $\|k_j - \nabla_j h\|^2 \rightarrow 0$;也就是说式(5)的代价函数等效于式(3)的代价函数。

依据半二次规整化理论^[8],对式(5)按顺序 $w \rightarrow z \rightarrow u \rightarrow k \rightarrow h$ 交替最小化求解,求解方法都是先对变量求偏导,并令其偏导数等于零,然后解出变

量的表达式。其中求解过程中会遇到形如下式的求解,

$$\partial(\|X\| + a\|X - T\|^2) / \partial X = 0. \quad (6)$$

传统的解法^[12-13]是用上一次迭代的变量代替要求解的量,即 $X^{n+1} = 2aT - \nabla X^n$,因而在每一步迭代中都存在很小的误差,致使整个复原过程会产生不可忽略的累计误差,影响最终的复原效果。本文采用文献[14]的方法,避免使用近似,解出其准确结果。其中需要用到如下式的偏微分:

$$\partial \|x\| = \begin{cases} x / \|x\|, & x \neq 0 \\ h; \|h\| < 1, & x = 0 \end{cases} \quad (7)$$

3.1.1 w 的优化

由式(4)知, φ 只有 2 个值,因此 w 的优化只需分 2 种情况:

$\varphi=2$ 时 w 的优化表达式为:

$$w^{n+1} = \beta \nabla u^n / (\beta + 2), \quad (8)$$

$\varphi=1$ 时 w 的优化表达式为:

$$w^{n+1} = \max\{\|\nabla u^n\| - 1/\beta\} \frac{\nabla u^n}{\|\nabla u^n\|}. \quad (9)$$

3.1.2 其它变量的优化

z 的优化表达式为:

$$z^{n+1} = \max\{\|h^n * u^n - g\| - 1/\lambda\} \frac{h^n * u^n - g}{\|h^n * u^n - g\|}. \quad (10)$$

u 的优化表达式为:

$$\text{由于 } \frac{\partial J}{\partial u} = \frac{\lambda}{2\alpha_1\beta} h(-x, -y) * (h * u - g - z) + \nabla_{-x,-y}(\nabla_{x,y} u - w) = 0,$$

转换成频域表达式后可解出 u 的优化表达式:

$$u^{n+1} = F^{-1} \left[\frac{\lambda/2\alpha_1\beta H^* (G + Z^{n+1}) + D^* W^{n+1}}{\lambda/2\alpha_1\beta H^* H + D^* D} \right]. \quad (11)$$

其中 H, G, Z, D, W 分别表示 h, g, z, ∇, w 的傅立叶变换,上标“*”表示矩阵的共轭, F^{-1} 表示逆傅立叶变换。

k 的优化表达式为:

$$k^{n+1} = \max\{\|\nabla h^n\| - 1/\gamma\} \frac{\nabla h^n}{\|\nabla h^n\|}. \quad (12)$$

h 的优化表达式为:

$$h^{n+1} = F^{-1} \left[\frac{\lambda/2\alpha_2\gamma U^* (G + Z^{n+1}) + D^* K^{n+1}}{\lambda/2\alpha_2\gamma U^* U + D^* D} \right]. \quad (13)$$

3.2 阈值的自适应选取

算法的思想是对图像边缘进行重点恢复,对图像的平滑区进行重点去噪,而图像的高频量主要由其边缘及噪声共同决定,因此阈值的选择应尽可能地分离边缘和噪声。对于标准差是 δ 的高斯噪声而言,处在区间 $[-\delta, \delta]$ 的噪声的概率达到 0.68,也就是说大于 δ 的噪声只是少部分,因此,图像的梯度值大于 δ 的绝大部分应予以保留锐化;而图像的梯度值比较小的部分受噪声影响较大,需主要实施去噪。基于上述讨论,本文实验中 Th 取为:

$$Th = (0.9 \sim 1.2) \delta, \quad (14)$$

图像噪声的标准差可通过小波变换中值估计法直接得到:

$$\delta = \frac{\text{Median}(|Y(i, j)|)}{0.6745}, Y(i, j) \in HH_1. \quad (15)$$

其中, HH_1 是小波变换第一层对角方向的高频子带。

3.3 算法参数处理及算法流程

3.3.1 初始化及参数的处理

图像的初始值可设为模糊图像 g , 点扩散函数的初始值可设为 Dirac 函数, 即 $h(x, y) = \delta(x, y)$; 点扩散函数的支持域需要事先估计^[15]。

正如 3.1 小节中已描述的, 当 $\lambda, \beta, \gamma \rightarrow \infty$ 时, 代价函数式(5)与代价函数式(3)等价。但是 λ, β, γ 越大, 收敛速度越慢。为了兼顾收敛速度并保证式(5)与式(3)等价, 本文算法设定 λ, β, γ 为递增序列, 初始值为 1, 其最大值为 $10^6 \sim 10^7$ 。每一次 u, h 的内部循环结束后, 它们的值分别修改为: $\lambda = 3\lambda$ (u 的内循环); $\beta = 3\beta$ (u 的内循环); $\gamma = 3\gamma$ (h 的内循环)。

参数 α_1, α_2 决定保真项与正则项在最优化过程中所占的比重。其中 α_1 是图像正则项的系数, 它是由噪声决定的, 随着噪声方差的增大而增大; α_2 是 PSF 正则项的系数, 影响收敛速度及恢复效果, α_2 越大, 收敛速度越快, 但是复原效果变差。因此迭代过程中应合理地选择参数 α_1, α_2 的值, 具体可参考文献[10-11]。

3.3.2 算法流程图

由前面优化过程所述, 本文算法分内外两层,

流程如图 1 所示。

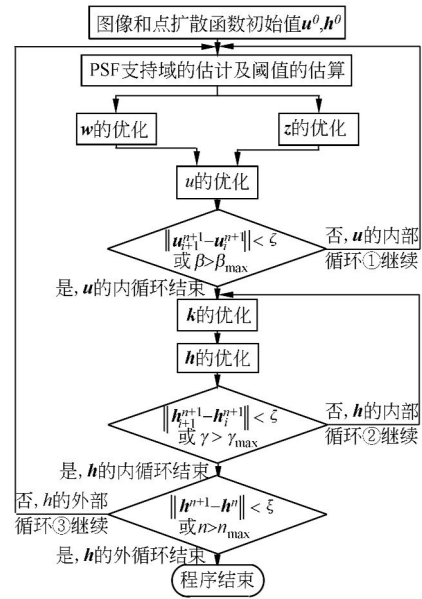


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of algorithm

4 实验与分析

为了说明本文算法的有效性及其优越性, 本文用合成的退化图像和真实的退化图像做了大量的实验, 部分实验如下所述。为了便于比较, 在给出本文算法的实验结果之外, 还给出另外 2 种算法的实验结果, 一种是文献[11]所提出的 Cross-Validation 总变分盲复原算法; 另外一种则是文献[5]所提出的基于总变分先验模型的贝叶斯盲复原算法。

对于复原图像的质量评价, 采用客观评价因子改善信噪比 (ISNR)、灰度平均梯度值 (GMG) 和图像熵 (Entropy) 结合主观评价共同评测。

$$ISNR = 20 \lg \left(\frac{\|f - g\|_2}{\|f - u\|_2} \right)$$

$$GMG = \left(\frac{\| \sqrt{(u_x^2 + u_y^2)} / 2 \|_2}{M \cdot N} \right). \quad (16)$$

$$Entropy = - \sum \sum p(i, j) \ln p(i, j)$$

其中 f, g, u 分别为原始图像、观察图像及复原图像, $M \times N$ 为图像的尺寸, $p(i, j)$ 为像素概率。

4.1 阈值的选取对图像盲复原产生的影响

应用本文算法对图 2(a) 的模拟降质图像进行盲复原, 由于图像各点的梯度值 $|\nabla u| \in [0, 361]$, 因此阈值选择 500, $-1, 1.2\delta/3$ 种情况, 以

验证算法的性能。

当阈值 $Th=500$ 时,对所有像素而言,取 $\varphi=2$,算法重点去噪,同时使得边缘模糊化,恢复后的图像效果不佳,如图 2(b)、2(c)所示。

当阈值 $Th=-1$ 时,对所有像素而言,取 $\varphi=1$,算法重点保持边缘,但是,这时候算法把噪声所形成的虚假边缘也当成了真实的边缘,因此恢复后的图像产生了严重的块效应,如图 2(d)、2(e)所示。

当阈值 $Th=1.2\delta$ 时,对梯度值大于阈值的像素,取 $\varphi=1$,算法主要保持边缘;而对梯度值小于阈值的像素,取 $\varphi=2$,算法主要平滑去噪,因此,恢复后图像边缘得以保持且块效应大大减少,如图 2(f)、2(g)所示。

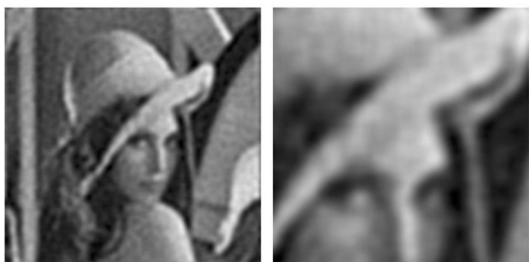


(a)模糊图像

(a)Blurred image



(b) $Th=500$ 时的恢复图 (c) $Th=500$ 时的放大图
(b)Restoration image with $Th=500$ (c)Amplification image with $Th=500$



(d) $Th=-1$ 时的恢复图 (e) $Th=-1$ 时的放大图
(d)Restoration image with $Th=-1$ (e)Amplification image with $Th=-1$



(f) $Th=1.2\delta$ 时的恢复图 (g) $Th=1.2\delta$ 时的放大图
(f)Restoration image with $Th=1.2\delta$ (g)Amplification image with $Th=1.2\delta$

图 2 Lena 模糊图像及其不同阈值下的恢复图像

Fig. 2 Blurred images of Lena image and its restored images with different thresholds

对比图像 2(e)和 2(g)可以发现 Lena 图像的帽沿和脸部的块效应明显减少,因此恢复图像的 ISNR 相应地增大,相关数据见表 1。

表 1 阈值不同时恢复图像的 ISNR

Tab. 1 ISNR of restored images with different thresholds

图像/阈值	2(b)/500	2(d)/-1	2(f)/1.2δ
ISNR/dB	2.785	3.303	3.663

为了验证阈值的最佳性,取阈值区间为 $[0, 19]$,间隔为 1;阈值区间为 $[20, 360]$,间隔为 10,共计 55 个阈值对图 2(a)分别进行盲复原。图 3 的曲线图显示了图 2(a)在不同阈值下的 ISNR。由图 3 可以看出,ISNR 的最大值出现在阈值 $Th=8$ 附近,而由小波变换中值估计法得到图 2(a)的噪声标准差为 7.413,因此,这与式(14)提出的阈值估计是吻合的。

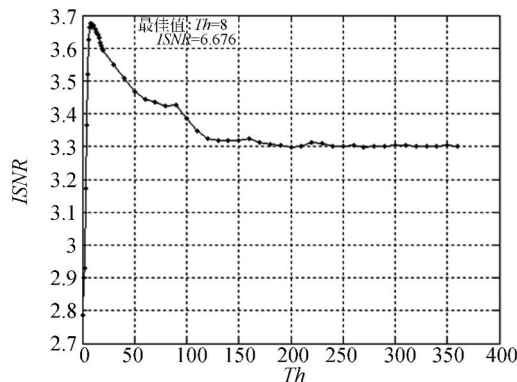
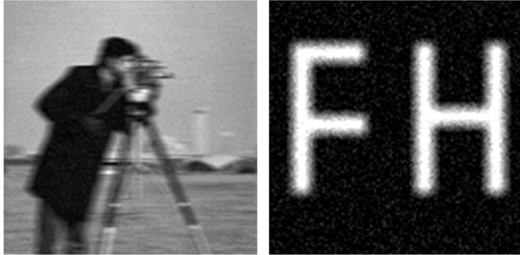


图 3 本文算法在不同阈值下的 ISNR

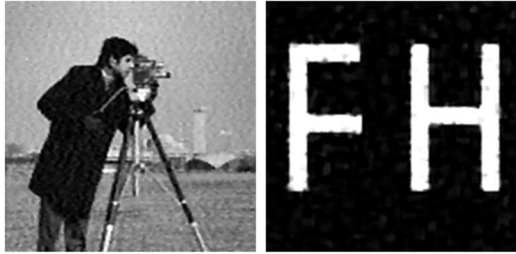
Fig. 3 ISNR of proposed algorithm with different thresholds

4.2 仿真图像的盲复原算法比较

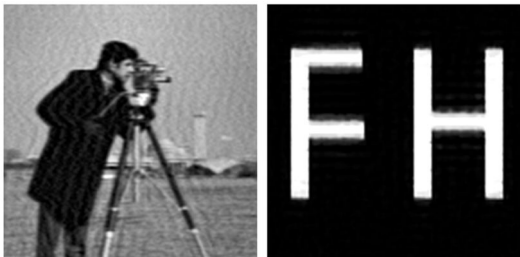
图片选自标准图像库 256×256 的 Cameraman, 128×128 的 FH 二值图, 对它们分别施加模糊并附加一定量的噪声, 如图 4(a) 所示。



(a) 模糊图像
(a) Blurred images



(b) 文献[11]所提算法的恢复图像
(b) Restored images using proposed algorithm in [11]



(c) 文献[5]所提的算法的恢复图像
(c) Restored images using proposed algorithm in [5]



(d) 本文算法的恢复图像
(d) Restored images using algorithm in this paper

图 4 模糊图像和 3 种算法的复原图像

Fig. 4 Blurred images and restored images of three algorithms

Cameraman 的模糊算子是模糊长度为 12 的运动模糊; FH 的模糊算子是大小 7×7 , 方差为 5 的高斯模糊。对产生的模糊图像分别用文献 [11]、文献 [5] 和本文算法进行复原。本文算法中的阈值如上一小节所述, 取为 1.2δ 。3 种算法的恢复图像见图 4。表 2 给出了各算法恢复图像的 ISNR。

从恢复效果来看, 本文算法和其它 2 种算法所得到的恢复图像景物都比较清晰, 对比度和细节都得到明显提高, 获得了较好的视觉效果。文献 [11] 的算法所得到的复原图像的块效应明显; 文献 [5] 的算法在边缘处产生了毛刺, 而本文算法由于采用半二次规整化及增加辅助变量来求解总变分的偏导, 避免了变量的近似, 提高了复原效果, 并且采用自适应阈值法减少了块效应, 因此所得到的复原图像效果最佳。表 2 的数据也说明了这一点。

表 2 3 种算法的恢复图像的 ISNR

Tab. 2 ISNR of restored images using three algorithms

恢复图像	3 种算法的 ISNR/dB		
	文献[11]	文献[5]	本文
Cameraman	3.339	2.984	4.075
FH 二值图	7.534	6.724	8.867

4.3 真实的模糊图像的盲复原

为检验算法对真实模糊图像的复原程度, 本文选用相机拍摄的模糊图片, 如图 5(a) 所示。先估计 PSF 的支持域半径得到其大小为 7.826, 取半径为 8, 分别采用文献 [11]、文献 [5] 及本文算法进行盲恢复。恢复效果分别如图 5(b)、5(c)、5(d) 所示。对比其放大图来看, 虽然 3 种复原算法的恢复图像都获得了一定程度的恢复, 但是本文算法在细节及纹理上的恢复更显著, 尤其是放大图中的汉字更易显示出 3 种算法的区别。由于没有原始清晰图像, 因此选用无参考评价因子灰度平均梯度值 (GMG) 和图像熵 (Entropy) 综合评价图像质量。GMG 能较好地反映图像的对比度和纹理变化特征, 其值越大, 表示图像对比度越大, 图像质量越好; Entropy 表示图像所含有的信息量, Entropy 越大, 反映图像的信息量越大, 相应地图像的质量越好。恢复质量见表 3 的数据。表 3 的数据结合主观评价可知, 本文算法很好地实现了真实模糊图像的盲复原。



(a) 降质图像及其放大图

(a) Degenerated image and its amplification



(b) 文献[11]所提的算法的恢复图及其放大图

(b) Restored image using proposed algorithm in [11] and its amplification



(c) 文献[5]所提的算法的恢复图及其放大图

(c) Restored image using proposed algorithm in [5] and its amplification



(d) 本文算法的恢复图及其放大图

(d) Restored image by using algorithm in this paper and its amplification

图 5 真实降质图像及其恢复图像

Fig. 5 Real degenerated images and its restored images

表 3 真实模糊图像的复原图像评测

Tab. 3 Evaluation of restored images of real blurred image

	算法			
	—	文献[11]	文献[5]	本文
图像	5(a)	5(b)	5(c)	5(d)
GMG	3.840	4.515	4.102	4.504
Entropy	5.077	5.322	5.296	5.393

5 结 论

本文针对一阶总变分盲复原块效应严重的问题,提出一种自适应阈值的超变分正则项最小化算法,使得恢复后的图像在保持边缘的同时块效应明显减少。本文方法的成功得益于两个方面:一是提出了自适应阈值的超变分正则项,并且根据图像噪声的标准差选取阈值,使得图像复原过程中,边缘区得以保持,平滑区得以去噪,提高了算法的恢复效果。另外一方面,在求解过程中,先引进辅助变量把代价函数转化成易于计算的形式;然后使用半二次规整化方法迭代最小化求解。这样克服了传统方法中过多的使用近似的缺点,得到了各变量最小化式的精确解,从而再一次提高了算法的恢复效果。

实验数据表明,在相同条件下本文算法与常用的盲复原算法相比,图像质量明显提高,说明该算法有很大的实用价值。

目前,本文算法适用于处理由空间不变的PSF所形成的退化图像,并且PSF支持域的大小为15 pixels以内,当其支持域大于20 pixels时,能得到原图像的先验信息很少,因而盲复原后的图像效果不佳。此外,算法的运行时间也较长。因此,算法本身距离实际工程应用还有段距离,这些会在今后的工作中进一步完善。

参考文献:

- [1] MICHAILOVICH O V. An iterative shrinkage approach to total variation image restoration [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2011, 20(5): 1281-1299.
- [2] 温博,张启衡,张建林. 应用自解卷积和增量 Wiener 滤波实现迭代盲图像复原[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(12): 3049-3055.
- WEN B, ZHANG Q H, ZHANG J L. Realization of iterative blind image restoration by self deconvolution and increment Wiener filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(12):3049-3055. (in Chinese)
- [3] ZHANG J L, ZHANG Q H, HE G M. Blind deconvolution of a noisy degraded image[J]. *Applied Optics*, 2009, 48(12): 2350-2355.
- [4] 郭永彩,王婀娜,高潮. 空间自适应和正则化技术的盲图像复原[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(11): 2263-2267.
- GUO Y C, WANG E N, GAO CH. Blind image restoration algorithm based on space-adaptive and regularization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11):2263-2267. (in Chinese)
- [5] CHANTAS G, GALATSANOS N, MOLINA R, et al.. Variational Bayesian image restoration with a product of spatially weighted total variation image priors [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2010, 19(2): 351-362.
- [6] CHAN T F, SHEN J H. *Image Processing and Analysis Variational, PDE, Wavelet and Stochastic Methods* [M]. Beijing: Science Press, 2009.
- [7] RUDIN L, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Physica D*, 1992, 60:259-268.
- [8] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京:国防工业出版社, 2001:242-257.
- ZOU M Y. *Deconvolution and Signal Recovery* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2001:242-257. (in Chinese)
- [9] CHAN T F, SHEN J. Aspects of total variation regularized L1 function approximation [J]. *SIAM J. Appl. Math.*, 2005, 65:1817-1837.
- [10] CHAN T F, WONG C K. Total variation blind deconvolution [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1998, 7(3): 370-375.
- [11] LIAO H Y, NG M K. Blind deconvolution using generalized cross-validation approach to regularization parameter estimation[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2011, 20(3): 670-680.
- [12] OSHER S, BURGER M, GOLDFARB D, et al.. An iterated regularization method for total variation based image restoration [J]. *Simulation*, 2005, 4(2):460-489.
- [13] AUBERT G, KORNPROBST P. *Mathematical Problems in Image Processing Partial Differential Equations and the Calculus of Variations* [M]. New York: Springer, 2006.
- [14] WANG Y, YANG J, YIN W, et al.. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction [J]. *SIAM J. Imag. Sci.*, 2008, 1(3):248-272.
- [15] 徐综琦. 图像盲复原实用技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2006: 45-49.
- XU Z Q. *Research on the Practical Technique of Image Blind Restoration*[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006, 45-49. (in Chinese)

作者简介:

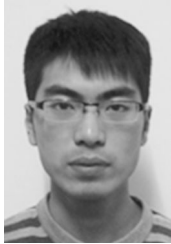


周箩鱼(1985—),男,湖南邵阳人,博士研究生,2008年于中国科学技术大学获得学士学位,主要从事图像复原算法及实现技术的研究。E-mail: luoyuzh85@gmail.com

导师简介:



张 葆(1966—),男,吉林磐石人,工学博士,研究员,博士生导师,主要从事航空光电成像技术的研究。E-mail: cleresky@vip.sina.com



杨 扬(1986—),男,贵州贵阳人,博士研究生,2008年于中国科学技术大学获得学士学位,主要从事图像处理算法方面的研究。E-mail: rln@mail.ustc.edu.cn

●下期预告

天空背景亮度测量系统的研制

徐文清^{1,2*},詹 杰¹,徐青山¹

(1. 中国科学院安徽光学精密机械研究所 中国科学院大气成分与光学重点实验室,安徽 合肥 230031;
2. 中国科学院研究生院,北京 100039)

为了实时测量天空背景亮度,满足目标探测、跟踪、成像和大气探测等方面的应用需求,研制了一台可以进行全天空扫描及可在给定方向上测量 400~1 000 nm 波段积分辐亮度的仪器(DTL-1)。通过给出 DTL-1 系统组成结构原理图详细说明了各功能部件的研制方案,给出了仪器研制的各项主要技术指标。对仪器进行了光谱辐亮度定标与恒定亮度下测量稳定性的测试实验。将采用 DTL-1 获得的不同地区的天空辐亮度实测数据与 MODTRAN5 的理论计算值进行了对比分析。结果表明:DTL-1 稳定性测试的平均辐亮度示值为 36.496 W/m²·sr,均方根误差为 0.463 W/m²·sr,与 MODTRAN 软件模拟结果比较相对误差在 20%以内,能够满足科研与实际应用对测量可靠性和精度的要求。