基于受限全变差正则化的遥感图像去模糊方法

郭玲玲^{1,2} 张立国¹ 吴泽鹏^{1,2} 任建岳¹ 张星祥¹

(¹中国科学院长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033 ²中国科学院大学,北京 100049

摘要 为了改善空间光学遥感图像的质量,提出了基于受限全变差正则化的图像去模糊方法。通过多通道盲反卷 积法估算点扩展函数,从而将遥感图像的去模糊问题转化为非盲复原问题。然后通过快速梯度投影算法求解非平 滑最优化问题,得到去模糊图像。对不可避免的点扩展函数估算误差和噪声,该方法不会引入明显的振铃和噪声 放大。对全色遥感图像的实验结果表明,该方法在保持图像均值的同时,将拉普拉斯能量由 11.1455 提升至 57.5541,去模糊后的图像相对原始图像的结构相似度指标为 0.9824。直观效果与客观评价指标都表明该方法可 以有效提升遥感图像质量。

关键词 图像处理;光学遥感;图像去模糊;全变差;正则化;点扩展函数
 中图分类号 TP751.1
 文献标识码 A
 doi: 10.3788/LOP50.111001

Deblurring of Remote Sensing Images Based on Constrained Total-Variation Regularization

Guo Lingling^{1,2} Zhang Liguo¹ Wu Zepeng^{1,2} Ren Jianyue¹ Zhang Xingxiang¹ ⁽¹⁾ Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China

² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract In order to improve the quality of images captured by spaceborne optical remote sensors, a deblurring method based on constrained total-variation regularization is proposed. First of all, the deblurring problem is transformed into a non-blind one via estimation of the point spread function (PSF) using multichannel blind deconvolution. The deblurred image is obtained by applying fast gradient projection algorithm to this non-smooth optimization problem. On the inevitable existence of PSF estimation error and noise, the proposed method does not introduce significant ringing and noise amplification. Experimental results based on panchromatic remote sensing images show that it can preserve mean value and meantime increase the energy of Laplacian from 11. 1455 to 57.5541. The structural similarity index between original and deblurred images is up to 0.9824. Both visual effect and evaluation indicators demonstrate that the proposed method can effectively improve the quality of remote sensing images.

Key words image processing; optical remote sensing; image deblurring; total-variation; regularization; point spread function

OCIS codes 100.1830; 100.3190; 100.1455; 280.4788

1 引 言

在空间光学遥感探测中,由于光学系统自身的衍射和像差、大气扰动、空间相机与拍摄场景的相对复合

收稿日期: 2013-06-19; 收到修改稿日期: 2013-06-24; 网络出版日期: 2013-10-14

基金项目: 吉林省科技发展计划项目(201000526)

作者简介:郭玲玲(1988—),女,硕士研究生,主要从事空间光学遥感图像反卷积复原方面的研究。

E-mail: guolingl@mail.ustc.edu.cn

导师简介:任建岳(1952—),男,博士,研究员,主要从事空间光学及光机电系统等方面的研究。 E-mail: renjy@ciomp.ac.cn 运动、相机离焦等因素影响,相机获得的遥感图像会存在模糊影响遥感图像中感兴趣目标的判读。随着成像 质量需求的提高,图像去模糊技术逐渐成为空间光学遥感领域的研究热点^[1]。遥感领域常用的调制传递函 数补偿(MTFC)技术就属于去模糊处理,它通过校正调制传递函数(MTF)跌落来改善图像视觉质量。 IKONOS、OrbView、Pleiades等遥感卫星图像都采用了MTFC技术来降低模糊,提高MTF及图像锐度^[2]。 此外,遥感图像去模糊也是图像配准、目标识别等后续操作不可或缺的预处理过程。

图像去模糊方法一直以来都是图像处理领域的难点和热点,目前国内外专家学者已发展了一系列理论。 传统算法如逆滤波、Wiener 滤波、有约束的最小二乘滤波(CLSF)等,对噪声及点扩展函数(PSF)的扰动较 为敏感。APEX 复原方法^[3]通过频域的光学传递函数(OTF)拟合辨识可以较快去模糊,但其主要针对高斯 类(G类)OTF。为了克服逆问题求解的病态性,出现了基于正则化和偏微分方程的复原方法。最早出现的 Tikhonov 正则化方法^[4],虽然能够较好地去除噪声但是易损失图像细节。Rudin 等^[5]将 Tikhonov 理论中 的图像梯度的 L² 范数改为 L¹ 范数,得到了具有更好复原效果的全变差(TV)正则化方法^[5]。TV 类图像去 模糊主要存在两个难点:TV 范数的非平滑性,以及最优化问题中需要求解大尺寸目标。常用的求解方法有 固定点法^[6]、梯度下降法^[7]、主对偶法^[8]、Bregman 迭代法^[9]等。针对迭代算法复杂度高、运算速度慢的问 题,近期出现了一些快速算法,如变量分裂迭代算法^[10]、迭代收缩/阈值法^[11]等。然而简便而又稳定有效的 遥感图像去模糊方法仍有待进一步研究。

在空间光学遥感成像模型中,与成像质量及图像复原密切相关的参量为点扩展函数和噪声。图像中的 噪声很难估算和建模;点扩展函数虽然可用点光源法、倾斜刀边法^[12]、多通道盲反卷积法(MBD)^[13-14]等估 算,但估算结果总会存在一定程度的误差。噪声和 PSF 估算误差易造成去模糊后的图像中出现失真,主要 包括高频边缘附近的振铃和平坦区域的噪声放大。针对以上不足,本文提出了一种基于受限全变差正则化 的去模糊方法。对图像解空间进行约束后,采用梯度投影算法求解非平滑优化问题,得到去模糊后的图像。 其中,去模糊过程中使用的点扩展函数来自 MBD 法得到的二维 PSF。

2 模型建立

遥感图像的退化过程可用下式描述:

$$z = h * u + \eta, \tag{1}$$

式中 $z \in R^{m \times n}$ 为相机捕获的遥感图像, $u \in R^{m \times n}$ 为实际场景的数字图像, $h \in R^{m' \times n'}$ 为在轨点扩展函数, $\eta \in R^{m \times n}$ 为加性噪声, * 表示卷积。

TV 类正则化方法需要最小化的代价函数形式为

$$E(u) = || h * u - z ||^{2} + 2\lambda \varphi_{\text{TV}}(u), \qquad (2)$$

式中 $\|\cdot\|$ 表示 Frobenius 范数, λ 为正实数,用于权衡 E(u)的第一项保真项与第二项约束项之间的比重。 TV 范数 $\varphi_{TV}(\cdot)$ 常见的定义为

$$\varphi_{\mathrm{TV}}(u) = \mathrm{sum}(|u_x|) + \mathrm{sum}(|u_y|), \qquad (3)$$

式中 sum(•)表示对矩阵中所有元素求和, $u_x \in R^{(m-1)\times n}$ 、 $u_y \in R^{m\times (n-1)}$ 为图像 u 沿竖直和水平方向的偏差, 即梯度算子的分量:

$$\{u_{x}, u_{y}\} = \nabla u,$$

$$(u_{x})_{i,j} = \begin{cases} u_{i+1,j} - u_{i,j}, & \text{if } 0 \leq i < m \\ 0, & \text{if } i = m \end{cases},$$

$$(u_{y})_{i,j} = \begin{cases} u_{i,j+1} - u_{i,j}, & \text{if } 0 \leq j < n \\ 0, & \text{if } j = n \end{cases}.$$

$$(4)$$

本文处理的遥感图像原始数据为 10 bit 无符号整数,即像素值范围为 0~1023 pixel。针对该应用,给解 空间加入合理约束条件:

$$B = \{ u_{i,j} \leqslant 1023, \quad \forall i,j \}.$$
(5)

使用该约束条件有两点好处,1)有利于加快求解速度,2)避免了在得到去模糊的图像后还需要将图像重新映

射到 10 bit 的区间。使用受限的全变差正则化模型,则问题转化为求解

$$\hat{u} = \operatorname*{argmin}_{u \in B} \{ \| h \star u - z \|^2 + 2\lambda \varphi_{\mathrm{TV}}(u) \}.$$
(6)

当只有捕获的遥感图像已知时,模型(1)式中点扩展函数 h 也是未知的,故而求解(6)式前需要对点扩展 函数进行估算。

3 点扩展函数估算

基于捕获图像的点扩展函数估计,通常使用的方法为倾斜刃边法,实施简单且对校直问题不敏感,但是 该方法只能直接得到一维线扩展函数,不能直接得到二维的点扩展函数。本文使用的 PSF 估算方法建立在 前期工作的基础之上,即多通道盲反卷积估算法。该方法的思想是,利用同一遥感图像中多幅子图像,构建 相同 PSF 与不同源目标卷积的模型,然后利用交替最小化(AM)算法直接求解二维 PSF。具体的提取子图 像和求解 PSF 的细节和步骤可参见文献[13]。

对于实际遥感成像系统,可假设实函数 h 具有偶对称性,根据傅里叶变换的性质可知,h 的频谱也为实 偶函数,对应于离散情况,即有

$$\boldsymbol{H}_{i,j} = \boldsymbol{H}_{m-i,n-j} = \boldsymbol{H}_{i,j}^{*}, \qquad (7)$$

式中 H 为对 h 进行 $m \times n$ 点离散傅里叶变换(DFT)得到的矩阵, H^* 为 H 的复共轭矩阵。在偶对称假设前 提下, 使用 MBD 法求解 PSF 只需将文献[13]中所提方法的每一步迭代后强制

$$h_{i,j}^{c} = \frac{1}{2} (h_{i,j} + h_{m'-i,n'-j}), \qquad (8)$$

即可。点扩展函数的偶对称假设有助于简化(6)式对应的求解。

4 梯度投影算法

若不考虑约束条件(5)式,则(6)式所示的最优化问题为一连续可微平滑凸函数与一非平滑凸函数的和, 根据最佳逼近理论^[7],它有唯一的最小值

$$p_{L}(v) = \operatorname{argmin}_{u} \left\{ \frac{L}{2} \left\| u - \frac{1}{L} g\left(h * v - z\right) \right\|^{2} + \varphi_{\mathrm{TV}}(u) \right\},$$
(9)

式中 L 为 Lipschitz 常数, L 可取 $16\lambda^2$ 。 $g(\cdot)$ 定义为

$$[g(u)]_{i,j} = (u_x)_{i+1,j} + (u_y)_{i,j+1} - (u_x)_{i,j} - (u_y)_{i,j},$$
(10)

其中超出边界处的取值假设全为 0。故而,若能求解出(9)式,那么求解 u 的基本迭代步骤即为

$$u^{(k)} = p_L [u^{(k-1)}].$$
(11)

在 h 的偶对称假设前提下,令

$$b = q(u) = u - \frac{2}{L}h * (h * u - z), \qquad (12)$$

则可以适用快速梯度投影方法(FGP)^[7]求解(9)式。考虑约束条件(5)式,则在(11)式所示的基本迭代步骤 后需要强制

$$u_{i,j}^{c} = r(u_{i,j}) = \begin{cases} 1023, & \text{if } u_{i,j} > 1023\\ u_{i,j}, & \text{if } 0 \leq u_{i,j} \leq 1023.\\ 0, & \text{if } u_{i,j} < 0 \end{cases}$$
(13)

使用快速梯度投影算法求解有约束条件时的(9)式的算法步骤如图1所示。图1中投影 p(•)的定义为

$$p[(u_x)_{i,j}] = \begin{cases} (u_x)_{i,j}, & \text{if } |(u_x)_{i,j}| \leq 1\\ 1, & \text{if } (u_x)_{i,j} > 1\\ -1, & \text{if } (u_x)_{i,j} < -1 \end{cases}$$
(14)

5 实验与讨论

对图 2(a)所示的全色谱段的遥感图像进行处理,该图像具有一定的代表性。首先使用第 3 节介绍的估

50,111001



图 1 求解 p_L(v)的快速梯度投影算法

Fig. 1 Fast gradient projection algorithm aiming at solving $p_L(v)$

算方法得到在轨 PSF 的估算结果如图 2(a)左上角所示。然后分别使用本文所提方法以及有约束的最小二 乘方法进行去模糊处理,所得结果分别如图 2(b)和(c)所示。



图 2 遥感图像与去模糊处理后的图像。(a)原始数据;(b)受限全变差方法去模糊效果; (c)有约束最小二乘方法去模糊效果

Fig. 2 Blurred and deblurred remote sensing images. (a) Raw image; (b) deblurred image using constrained total-variation method; (c) deblurred image using constrained least square filtering

为了比较两种方法对高频边缘和平坦区域的处理效果,分别提取图 2 中三幅图对应的 A、B 处的灰度值进行比较,其结果如图 3 所示。由图 3 可见,本文方法对高频边缘处振铃抑制较好,同时在灰度变化平缓的 B 处,本文方法去模糊后仍保持平滑。而有约束最小二乘方法有明显振铃,而且它在增强高频成分的同时也 增强了低频成分,导致在原始图像中较微弱的条带噪声被放大。

出色的去模糊方法需要能够保持图像均值同时提高二阶矩,本文对图 2 中三幅图像分别统计其均值和 拉普拉斯能量(EOL),并对去模糊后的图像分析其与原始图像的结构相似性指标(SSIM),结果如表 1 所示。

表 1 中两种方法均保持了图像均值,且不同程度地提升了拉普拉斯能量。虽然 CLSF 方法对拉普拉斯 能量的提升更大,但是该指标的大幅度提升部分是由于其将平坦区域噪声放大导致的。从 SSIM 指标可以

看出本文方法在图像结构上保持更好。



图 3 去模糊效果比较。(a)高频边缘处去模糊结果对比;(b)平坦区域去模糊结果对比 Fig. 3 Comparison of deblurring results at (a) steep edges and (b) flat regions

1 able 1	Comparison of image metrics before and after deblurring		
	Fig. 2(a)	Fig 2(b)	Fig. 2(c)
Mean	297.3552	297.3526	297.3255
EOL	11.1455	57.5541	191.9617
SSIM	—	0.9824	0.8686

表1 去模糊前后指标对比

1 0

6 结 论

为了解决遥感图像去模糊过程中由噪声和点扩展函数估算误差造成的图像失真,提出了基于受限全变 差正则化的去模糊方法。从遥感图像中估算得到点扩展函数后,使用快速梯度投影算法求解非平滑最优化 问题,迭代过程中加入解空间的约束条件,得到去模糊图像。对实际全色遥感图像进行实验,得到的去模糊 后的图像在保持图像均值的同时,将拉普拉斯能量由 11.1455 提升至 57.5541,结构相似度指标为 0.9824。 该方法得到的图像中不存在明显振铃和噪声放大,能有效改善空间光学遥感图像的质量。

参考文献

- 1 Wende Dong, Huajun Feng, Zhihai Xu, et al.. A piecewise local regularized Richardson-Lucy algorithm for remote sensing image deconvolution [J]. Optics & Laser Technology, 2011, 43(5): 926-933.
- 2 Robert Ryan, Braxton Baldridge, Robert A Schowengerdt, *et al.*. IKONOS spatial resolution and image interpretability characterization [J]. Remote Sensing & Environment, 2003, 88(1-2): 37-52.
- 3 Alfred S. Carasso. APEX blind deconvolution of color Hubble Space Telescope imagery and other astronomical data [J]. Opt Eng, 2006, 45(10): 107004.
- 4 A N Tikhonov, V Y Arsenin. Solutions of Ill-Posed Problems [M]. Washington, D.C.: Winston and Sons, 1977.
- 5 L I Rudin, S J Osher, E Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1-4): 259-268.
- 6 C R Vogel, M E Oman. Iterative methods for total variation denoising [J]. SIAM J Scientific Computing, 1996, 39(1-2): 533-550.
- 7 Amir Beck, Marc Teboulle. Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image denoising and deblurring problems [J]. IEEE Trans Image Processing, 2009, 18(11): 2419-2434.
- 8 M Hintermuller, G Stadler. An infeasible primal-dual algorithm for TV-based Inf-convolution-type image restoration [J]. SIAM J Scientific Computing, 2006, 28(1): 1-23.
- 9 Tom G, Stanley O. The split Bregman method for L1 regularized problems[J]. SIAM J Imaging Sciences, 2009, 2(2):

323-343.

- 10 Zhang X Q, Martin B, Xavier B, et al.. Bregmanized nonlocal regularization for deconvolution and sparse reconstruction [J]. SIAM J Imaging Sciences, 2010, 3(3): 253-276.
- 11 Oleg V Michailovich. An iterative shrinkage approach to total-variation image restoration [J]. IEEE Trans Image Processing, 2011, 20(5): 1281-1299.
- 12 Li Tiecheng, Tao Xiaoping, Feng Huajun, *et al.*. Modulation transfer function calculation and image restoration based on slanted-edge method [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(10): 2891-2897.
 李铁成,陶小平,冯华君,等. 基于倾斜刃边法的调制传递函数计算及图像复原[J]. 光学学报, 2010, 30(10): 2891-2897.
- 13 Guo Lingling, Wu Zepeng, Zhang Liguo, *et al.*. Multichannel blind deconvolution-based on-orbit estimation of point spread function for space optical remote sensors [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(4): 0428001. 郭玲玲, 吴泽鹏, 张立国, 等. 基于多通道盲反卷积的空间光学遥感器在轨点扩展函数估算[J]. 光学学报, 2013, 33(4): 0428001.
- 14 Lingling Guo, Zepeng Wu, Liguo Zhang, *et al.*. New approach to measure the on-orbit point spread function for spaceborne imagers [J]. Opt Eng, 2013, 52(3): 033602.