

文章编号 1004-924X(2016)04-0902-11

空间目标图像的非凸稀疏正则化波后复原

郭从洲^{1,3}, 时文俊^{2*}, 秦志远³, 耿则勋³

(1. 信息工程大学 理学院, 河南 郑州 450001;

2. 郑州升达经贸管理学院, 河南 郑州 451191;

3. 信息工程大学 地理空间信息学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 现有的空间目标图像波后处理方法多直接套用自然光学图像的复原技术, 效果并不理想。本文通过分析空间目标图像的近似稀疏性和灰度值服从超拉普拉斯分布的独有特点, 提出了一个采用正则化方法的非凸稀疏正则化空间目标图像复原模型。在数值计算过程中, 根据交替方向乘法将复原模型分解为两个子问题, 对凸优化子问题采用快速傅里叶变换求解, 对非凸优化子问题采用固定点迭代方法求解。文中设计了非凸稀疏正则化空间目标图像波后复原的完整算法流程, 并针对模拟图像和真实空间目标图像进行了对比验证。结果显示: 相对于最近的流行算法, 提出方法的最大峰值信噪比提高了 2 dB, 最大平均结构相似度提高了 0.17, 最大信息熵提高了 3.85, 图像清晰度提高了 2.65。

关键词: 空间目标图像; 波后复原; 稀疏性; 正则化; 非凸优化; 交替方向乘法

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162404.0902

Non-convex sparsity regularization for wave back restoration of space object images

GUO Cong-zhou^{1,3}, SHI Wen-jun^{2*}, QIN Zhi-yuan³, GENG Ze-xun³

(1. School of Science, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

2. Shengda Economic Trade & Management College of Zhengzhou, Zhengzhou 451191, China;

3. School of Surveying and Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

* Corresponding author, E-mail: shiwj_1980@126.com.

Abstract: The wave back restoration of space object images is usually performed by restoration methods for nature optical images, however, the restoration effect is not ideal. This article proposes a restoration model of a space object image based on non-convex sparsity regularization according to the approximate sparsity of the space object image and the features that the gray value submits to Hyper-Laplace distribution in a regularization way. With the alternating direction multiplier method, the restoration model is split into two sub-problems in the numerical solving process: Fast Fourier transformation is used to solve the convex sub-problem, while the fixed-point iteration is used to solve the non-convex sub-problem. Then, it gives a complete process for the proposed wave back restoration method of space object images, and do an experiment to test and verify the simulated images and the real space

收稿日期: 2015-11-06; 修订日期: 2016-01-12.

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划资助项目 (No. 2012AA7032031D); 国家自然科学基金资助项目 (No. 11373043)

object images. Compared results show that proposed method improves the largest peak signal to noise ratio by 2 dB, the average structural similarity by 0.17 and the information entropy and the image definition by 3.85 and 2.65, respectively.

Key words: space object image; wave back restoration; sparsity; regularization; non-convex optimization; alternating direction multiplier method

1 引言

目前,大多数空间目标图像都是由地基观测望远镜透过地球大气层观测得到的。受大气湍流和系统噪声的污染,地基观测望远镜获取的空间目标图像存在退化现象。因此,在获取空间目标图像的过程中,需要对地基观测系统进行波前畸变校正。波前畸变校正利用自适应光学(Adaptive Optics, AO)技术实现的,受计算机处理能力、闭环伺服带宽、波前数据误差等因素的影响,自适应光学的校正能力有限^[1]。所以,空间目标图像还必须进行数字图像技术后处理,也就是波后复原。

由于无法获得空间目标图像精确的退化函数(又称点扩散函数),所以空间目标图像的波后复原技术属于图像盲复原范畴。从理论上讲,现有的图像复原技术都可以用于提高空间目标图像的分辨力,比如相位复原方法、盲解卷积(Blind deconvolution)方法、NAS-RIF(Non-negativity and Support Recursive Inverse Filtering)算法、全变分(Total Variation, TV)算法、RL(Richardson-Lucy)算法、极大似然估计方法和正则化方法等^[2]。但是,现有的大部分图像复原技术都是将自然光学图像的复原方法直接嫁接到空间目标图像上进行复原处理,鲜有针对空间目标图像的特点设计的模型和算法,因此复原后的空间目标边缘保持不好、效果不理想、达不到实际需要。

本文通过分析空间目标图像的特点,利用其自身的近似稀疏性,以及像素灰度值服从超拉普拉斯分布的结构特点,结合正则化方法,建立了一个非凸稀疏正则化的空间目标图像复原模型。在数值计算过程中,根据增广拉格朗日算法思想,利用交替方向乘法法将优化模型分裂为两个子问题,对凸优化子问题采用快速傅里叶变换计算,对非凸优化的子问题采用固定点迭代方法计算。最

后,分别对模拟图像和真实图像进行了数值试验,并将提出的算法与当前流行的算法进行了对比分析和客观评价。

2 正则化图像复原方法及进展

空间目标图像的退化机理与一般图像的退化机理是一致的。在线性平移系统不变的条件下,假设观测到的空间目标退化图像为 u_0 , 真实空间目标图像为 u , 点扩散函数记为 k , 加性噪声为 n , 则空间目标图像退化的数学模型如下式:

$$u_0 = k * u + n, \quad (1)$$

式中:“*”表示卷积运算。利用 u_0 求 u 的过程就是空间目标图像复原过程。

由于图像复原属于不适定的数学反问题。求解该类问题最有效的方法之一就是正则化方法。所谓的正则化复原方法就是在退化图像 u_0 的邻域内寻找满足某个合理条件的最优图像,即求解如下泛函的优化问题:

$$\hat{u} = \arg \min_u \int_{\Omega} \left[\varphi(u, k) + \frac{\lambda}{2} (k * u - u_0)^2 \right] d\Omega, \quad (2)$$

式中: Ω 代表图像灰度值的范围; λ 代表正常数; $\varphi(u, k)$ 代表关于图像 u 和点扩散函数 k 的泛函;被积函数中的第一项称为正则项,用来对退化图像进行滤波和估计点扩散函数;第二项称为保真项,用来控制复原图像的范围。

在点扩散函数已知的情况下,经典的 Tikhonov 正则化方法:

$$\hat{u} = \arg \min_u \int_{\Omega} \left[|\nabla u|^2 + \frac{\lambda}{2} (k * u - u_0)^2 \right] d\Omega = \arg \min_u \left\| \nabla u \right\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|k * u - u_0\|_2^2, \quad (3)$$

式中,

$$\| \nabla u \|_2^2 = \int_{\Omega} |\nabla u|^2 d\Omega \triangleq \sum_{i,j}^{m,n} (u_x(i,j))^2 + (u_y(i,j))^2, \quad (4)$$

u_x, u_y 分别表示图像 u 在水平方向和垂直方向的一阶差商; (i, j) 表示像点位置; $m \times n$ 表示图像的大小。由于该模型是基于 l_2 范数的最优化问题, 所以能够保证解的精确性和平滑性^[3]。为了向正则项中引入更多有效的先验知识, 研究者希望充分利用图像本身的特征信息, 以提出一些新的正则项构造方法。2007 年, Zheng 等人提出了一种自适应约束图像复原模型, 该方法利用有界变分空间适宜于图像梯度的特性, 具有较好的鲁棒性^[4]。2012 年, Chen 等人提出一种非 Lipschitz 条件下的 l_p 范数的正则化框式, 来约束图像复原模型, 旨在解决非平滑非凸正则化算法计算复杂的难题^[5]。Stamatios 在变分理论框架下, 利用 Hessian 算子的矩阵形式构建正则化项, 从而有效抑制了阶梯效应^[6]。

在点扩散函数未知的情况下, 正则化图像复原技术一般采用两种方案。第一种利用交替迭代正则化方法, 将复原图像和估计点扩散函数进行交替估计, 最后输出复原图像和点扩散函数^[7]; 第二种利用其它模型获取点扩散函数后, 再利用正则化模型进行复原。

较早使用的交替迭代正则化方法是 Chan 等提出的全变分盲复原模型如下^[8]:

$$\hat{u} = \arg \min_u \int_{\Omega} \left[|\nabla u| + |\nabla k| + \frac{\lambda}{2} (k * u - u)^2 \right] d\Omega, \quad (5)$$

李伟红等给出了该模型的分裂 Bregman 算法, 提高了数值解的精度和效率^[9]。为了抑制一阶全变分盲复原方法存在的阶梯效应, 马少贤等提出了一种基于正则化技术的四阶偏微分方程盲复原模型^[10], 刘琨等提出了一种自适应的四阶图像盲复原模型^[11]。由于二者均采用有限差分进行数值计算, 故存在精度不高和效率低的问题。

近几年, 非凸稀疏正则化复原技术成为研究热点, 其核心思想是将图像矩阵进行某种变换, 如小波变换、梯度变换, 经观察发现, 变换后图像呈现稀疏性, 进而建立基于 l_0 范数约束的最优化问题。由于 l_0 范数约束的最优化问题属于 NP (Non deterministic Polynomial) 问题, 研究者尝试利用 l_p ($0 < p \leq 1$) 范数近似代替 l_0 范数, 以构成非凸优化问题求解, 并取得了大量的研究成

果^[12]。另一种非凸稀疏正则化的思路是利用最大后验估计 (Maximum A Posterior, MAP)^[13]。众所周知, 经过某种变换后的图像矩阵, 其灰度值的边缘都近似地服从一种严重的拖尾分布 (超拉普拉斯分布), 而退化模糊图像灰度值的边缘却不具备此特点。研究者将该分布作为图像的正则项, 对复原图像的边缘进行约束, 然后再根据贝叶斯估计方法, 进一步建立各种非凸稀疏性正则化约束的复原模型。不同的正则项构造形式见表 1。

表 1 不同文献的正则项构造形式

Tab. 1 Construction forms of different regularizations in different literatures

方法	u 的正则项	k 的正则项
文献[14]	$\ \nabla u\ _p, p \in [0.4, 0.8]$	无
文献[15]	$\ \nabla u\ _1 / \ \nabla u\ _2$	$\ k\ _1$
文献[16]	$\ \nabla u\ _{0.3}$	$\ k\ _1$
文献[17]	$\ \nabla u\ _0 + \frac{\alpha_u}{\eta_u} \ \nabla u\ _2$	$\ k\ _0 + \frac{\alpha_k}{\eta_k} \ k\ _2$
文献[18]	$(\nabla u)^T W(\nabla u) \nabla u$	$\ k\ _2 + \zeta \ k\ _{0.5}$

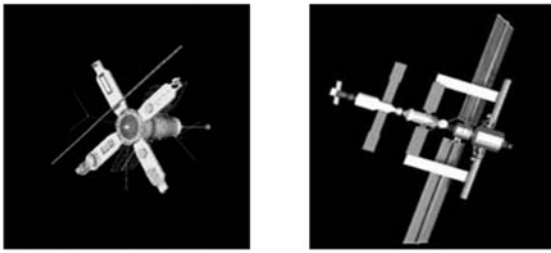
众多研究表明, 基于正则化的图像复原方法依然是目前最为有效且性能优良的方法之一, 另外, 加之其研究内容较为宽泛, 包括正则项的构造、模型数值算法、正则化参数的选择等, 故一直是图像复原问题的研究热点和难点^[19]。

3 空间目标图像的特点

3.1 空间目标图像的近似稀疏性

稀疏性的概念来源于代数学, 若矩阵中非零元的个数远小于零元的个数, 则该矩阵称为稀疏矩阵, 或称矩阵具有稀疏性; 若矩阵中接近零的元素占有整个矩阵元素的大多数, 此时称该矩阵为近似稀疏矩阵。

空间目标图像背景单一, 呈现太空深黑色, 其像素灰度值接近于零。以标准的空间目标测试图“Satellite-A”, “Satellite-B”为例(图 1), 图像大小为 256 pixel \times 256 pixel, 灰度值的取值范围为 $[0, 255]$ 。经检测, “Satellite-A”和“Satellite-B”中, 灰度值不大于 10 的像素点分别占全部像素点的 89.95% 和 87.63%。这说明清晰的空间目标图



(a)Satellite-A (b)Satellite-B

图 1 空间目标标准测试图

Fig.1 Standard test images for space objects

像的灰度值具有近似稀疏性。

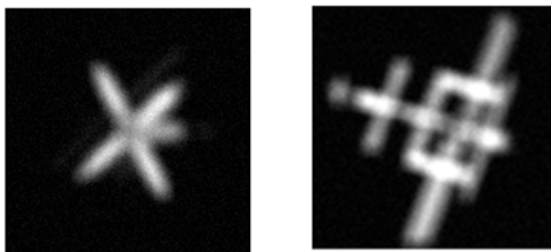
对空间目标图像人工加入不同程度的湍流模糊和均值为 0,方差为 0.001 的高斯噪声使其退化,模糊函数取

$$k(i, j) = \exp[-h(i^2 + j^2)^{\frac{5}{6}}], \quad (6)$$

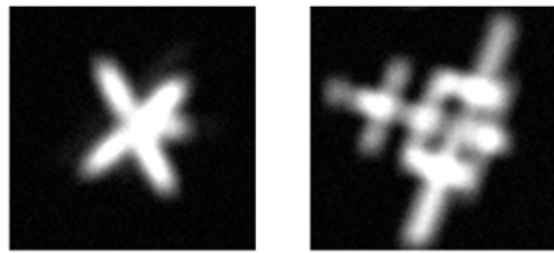
其中 $i \times j$ 表示模糊核的大小, h 是与湍流程度有关的常数。观察其灰度值中接近零的比例可知,退化的空间目标图像不具备近似稀疏性,见表 2 和图 2。这表明,具备稀疏性的空间目标图像就是真实图像的较优估计值。

表 2 退化的空间目标测试图中灰度值为零元素的比例
Tab.2 Proportion of zero grey value element in degraded space object test image

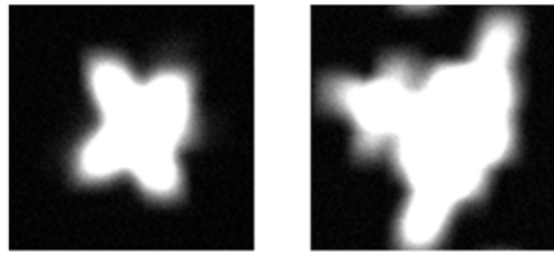
退化程度	图像	近似零元素的比例
未退化	Satellite-A	89.95%
	Satellite-B	87.63%
轻微湍流退化 ($x=y=20, h=0.01$)	图 2(a)左图	64.34%
	图 2(a)右图	53.48%
中等湍流退化 ($x=y=30, h=0.01$)	图 2(b)左图	61.55%
	图 2(b)右图	46.22%
剧烈湍流退化 ($x=y=50, h=0.005$)	图 2(c)左图	50.19%
	图 2(c)右图	29.21%



(a)轻微湍流退化图像
(a)Slight turbulence degraded image



(b)中等湍流退化图像
(b)Moderate turbulence degraded image



(c)剧烈湍流退化图像
(c)Severe turbulence degraded image

图 2 退化图像

Fig.2 Degraded images

3.2 空间目标图像灰度值的边缘概率服从超拉普拉斯分布

空间目标图像的灰度值大部分集中在零附近,从统计规律看,其灰度值的边缘分布具有“重尾”现象。以标准的空间目标测试图“Satellite-A”为例,计算其灰度值的概率分布情况;为了清楚显示,对所得结果进行归一化、对称化和取对数处理,即利用高斯分布函数 $y = he^{-\frac{|x|^2}{\sigma}}$ (图 3 中的曲线 1)、拉普拉斯分布函数 $y = he^{-\frac{|x|}{\sigma}}$ (图 3 中的曲线 2)和超拉普拉斯分布函数 $y = he^{-\frac{|x|^p}{\sigma}}$, ($0 < p < 1$) (图 3 中的曲线 3)拟合空间目标图像灰度值(对数域)的边缘概率分布曲线(图 3 中的曲线 4)。从拟合图可以发现,使用超拉普拉斯分布函数的拟合效果最理想,尤其是曲线的两侧。这说明空间目标图像的灰度值的边缘概率近似服从超拉普拉斯分布。

4 非凸稀疏正则化复原模型

通过以上对空间目标图像特点的分析可知,强制要求复原图像 u 具有稀疏性,即在退化的空

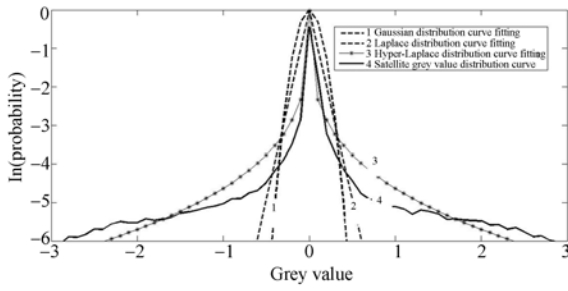


图 3 空间目标图像灰度值的边缘概率分布曲线及其拟合曲线

Fig. 3 Edge probability distributions of space object image grey value and their fitting curves

间目标观测图像 \mathbf{u}_0 的邻域内最稀疏的图像就是真实空间目标图像的最佳近似值,也即求解如下的无约束优化问题:

$$\hat{\mathbf{u}} = \arg \min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{u}\|_0 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u} - \mathbf{u}_0\|_2^2, \quad (7)$$

式中: $\|\mathbf{u}\|_0 = |\{(i, j) : \mathbf{u}(i, j) \neq 0\}|$ 表示图像中非零点的个数。

模型(7)属于含有 l_0 范数的 NP 问题,常规的办法是利用 l_1 近似代替 l_0 范数求解,但很多文献表明这种近似求解并不理想^[20]。近些年,随着非凸优化算法的发展,人们尝试利用 l_p ($0 < p < 1$) 范数近似代替 l_0 范数求解^[5,12],即:

$$\hat{\mathbf{u}} = \arg \min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{u}\|_p + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u} - \mathbf{u}_0\|_2^2, \quad (8)$$

式中,

$$\|\mathbf{u}\|_p = \sum_{i,j}^{m \times n} |\mathbf{u}(i, j)|^p, \quad (0 < p < 1), \quad (9)$$

虽然 l_p ($0 < p < 1$) 范数近似程度高,但其会带来非线性方程求解问题,给优化算法又提出了新的挑战。

下面再用 MAP 方法说明该模型的合理性。由于空间目标图像 \mathbf{u} 的灰度值的边缘概率服从超拉普拉斯分布,在进行归一化、对称化处理后可得

$$P(\mathbf{u}) = e^{-\|\mathbf{u}\|_p^p}, \quad (0 < p < 1), \quad (10)$$

利用贝叶斯后验概率模型可将图像复原转化为求解如下最大后验概率问题:

$$\hat{\mathbf{u}} = \arg \max_{\mathbf{u}} P(\mathbf{u} | \mathbf{u}_0, \mathbf{k}). \quad (11)$$

条件概率公式

$$P(\mathbf{u} | \mathbf{u}_0, \mathbf{k}) = \frac{P(\mathbf{u}_0, \mathbf{k} | \mathbf{u}) P(\mathbf{u})}{P(\mathbf{u}_0, \mathbf{k})} \propto P(\mathbf{u}_0, \mathbf{k} | \mathbf{u}) P(\mathbf{u}), \quad (12)$$

联立以上两式可得:

$$\arg \max_{\mathbf{u}} P(\mathbf{u}_0, \mathbf{k} | \mathbf{u}) P(\mathbf{u}) = \arg \min_{\mathbf{u}} \{-\ln[P(\mathbf{u}_0, \mathbf{k} | \mathbf{u})] - \ln P(\mathbf{u})\}, \quad (13)$$

又因为加性噪声 \mathbf{n} 服从高斯分布,即:

$$-\ln[P(\mathbf{u}_0, \mathbf{k} | \mathbf{u}_0)] = \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u} - \mathbf{u}_0\|_2^2, \quad (14)$$

可见求解以下无约束优化问题

$$\hat{\mathbf{u}} = \arg \max_{\mathbf{u}} P(\mathbf{u} | \mathbf{u}_0, \mathbf{k}) = \arg \min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{u}\|_p + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u} - \mathbf{u}_0\|_2^2. \quad (15)$$

以上就是空间目标图像的复原过程。

某些情况下需要更好地保持空间目标图像的边缘信息,如太阳能帆板,再加入 l_2 范数

$$\|\mathbf{u}\|_2^2 = \sum_{i,j}^{m \times n} |\mathbf{u}(i, j)|^2, \quad (16)$$

作为正则约束,原因是 l_2 范数对灰度突变比其他范数更敏感,而图像边缘又恰好是灰度变化较大的区域。考虑到在复原过程中观测图像的噪声会影响模型的鲁棒性,所以先对观测的空间目标退化图像进行高斯低通滤波,降低噪声后再进行图像复原处理。鉴于以上分析,本文提出如下模型作为空间目标图像的复原模型

$$\hat{\mathbf{u}} = \arg \min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{u}\|_p + \frac{\alpha}{2} \|\mathbf{u}\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u} - \mathbf{G}_\sigma * \mathbf{u}_0\|_2^2, \quad (17)$$

式中: $0 < p < 1$, α, β 为正则化参数, \mathbf{G}_σ 表示方差为 σ 、均值为 0 的高斯低通滤波函数。

5 优化算法

正则化复原技术主要涉及的问题就是数学复原模型和优化算法。如果模型精确,但算法不合适,则不仅影响效率还会影响效果;对于传统的不太精确的模型,如果结合好的优化算法则同样能得到好的效果。2010 年, Zhang 针对传统的图像复原模型

$$\hat{\mathbf{u}} = \arg \min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{u}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u} - \mathbf{u}_0\|_2^2, \quad (18)$$

提出了一种迭代共轭梯度正则化算法,并研究了算法的收敛性和正则化参数的确定方法^[21],使得计算效率明显提升。针对凸优化问题的算法有很多,如传统的模拟退火算法、遗传算法和人工神经网络算法,以及近些年发展的固定点迭代法^[22]、Split-Bregman 算法^[23-24]、ALM^[25] 和交替方向乘法(Alternating Direction Method of Multipli-

ers, ADMM)^[26]等。这些算法针对不同的模型均取得了相应的效果。

模型(17)由于含有 l_p 范数,故属于非凸优化问题,这就使得上述凸优化算法并不适合。为此,本文首先采用 ADMM 将问题(17)分裂为一个凸优化子问题和非凸优化子问题,其次采用变分原理和快速傅里叶变换求解凸优化问题;最后采用固定点迭代法将非凸优化子问题转变为线性问题求解。文献[22]、[27]已证明 ADMM 算法和固定点迭代算法的收敛性,所以算法具有理论基础。

首先假设

$$f(x) = \|x\|_p + \frac{\eta}{2} \|x\|_2^2, \quad (19)$$

令 $\mathbf{v} = \mathbf{u}$, 模型(17)对应的增广拉格朗日函数为

$$L_{\beta, \gamma}(\mathbf{u}, \mathbf{v}; \lambda, \mu) = f(\mathbf{v}) + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u} - \mathbf{G}_\sigma * \mathbf{u}_0\|_2^2 + \frac{\gamma}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|_2^2 + \langle \lambda, \mathbf{k} * \mathbf{u} - \mathbf{G}_\sigma * \mathbf{u}_0 \rangle + \langle \mu, \mathbf{u} - \mathbf{v} \rangle, \quad (20)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 表示内积, ρ_1, ρ_2 为两个正常数, α, β 为辅助参变量。利用 ADMM 方法将(20)分裂为如下两个最优子问题:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \left\{ \frac{\beta}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u} - \mathbf{G}_\sigma * \mathbf{u}_0 + \frac{\lambda_k}{\beta}\|_2^2 + \frac{\gamma}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}_k + \frac{\mathbf{u}_k}{\gamma}\|_2^2 \right\}; \\ \mathbf{v}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{v}} \left\{ f(\mathbf{v}) + \frac{\gamma}{2} \|\mathbf{v} - \mathbf{u}_{k+1} - \frac{\mu_k}{\gamma}\|_2^2 \right\}. \\ \lambda_{k+1} = \lambda_k + \beta(\mathbf{k} * \mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{G}_\sigma * \mathbf{u}_0); \\ \mu_{k+1} = \mu_k + \gamma(\mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{v}_{k+1}). \end{cases} \quad (21)$$

对于 \mathbf{u} 的子问题,利用变分原理可以直接求得

$$\mathbf{u}_{k+1} = (\beta \mathbf{k}^T * \mathbf{k} + \gamma)^{-1} [\beta \mathbf{k}^T * (\mathbf{G}_\sigma * \mathbf{u}_0 - \frac{\lambda_k}{\beta}) + \gamma(\mathbf{v}_k - \frac{\mu_k}{\gamma})], \quad (22)$$

式中 \mathbf{k}^T 表示 \mathbf{k} 的共轭转置。由于存在卷积运算,可以使用快速傅里叶变换求解图像 \mathbf{u} 。

对于 \mathbf{v} 的子问题,由于 $f(\mathbf{v})$ 不是严格的非凸函数,由变分原理可得

$$p|\mathbf{v}|^{p-1} + (\alpha + \gamma)\mathbf{v} = \gamma \mathbf{u}_{k+1} + \mu_k. \quad (23)$$

该方程属于非线性方程,采用固定点迭代的思想,利用上一次的迭代结果固定非线性项,可得

如下线性方程,

$$p|\mathbf{v}^k|^{p-1} + (\alpha + \gamma)\mathbf{v}^{k+1} = \gamma \mathbf{u}_{k+1} + \mu_k, \quad (24)$$

从而有

$$\mathbf{v}^{k+1} = \frac{\gamma \mathbf{u}_{k+1} + \mu_k - p|\mathbf{v}^k|^{p-1}}{(\alpha + \gamma)}, \quad (25)$$

有关以上算法的收敛性和解的唯一性请参考文献[26]。

综合以上分析,下面给出本文所提空间目标图像非凸稀疏正则化复原模型(17)的算法过程。

本文提出的模型算法

(1)输入初始值: $\mathbf{v}_0 = \mathbf{u}_0, \lambda_0 = 0, \mu_0 = 0$;

(2)对于 $k=1, 2, 3, \dots$

(3) \mathbf{u}, \mathbf{v} 的子问题以及 Lagrangian 乘子计算如下:

$$\mathbf{u}_{k+1} = (\beta \mathbf{k}^T * \mathbf{k} + \gamma)^{-1} [\beta \mathbf{k}^T * (\mathbf{G}_\sigma * \mathbf{u}_0 - \frac{\lambda_k}{\beta}) + \gamma(\mathbf{v}_k - \frac{\mu_k}{\gamma})]$$

$$\mathbf{v}^{k+1} = \frac{\gamma \mathbf{u}_{k+1} + \mu_k - p|\mathbf{v}^k|^{p-1}}{(\alpha + \gamma)}$$

$$\lambda_{k+1} = \lambda_k + \beta(\mathbf{k} * \mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{G}_\sigma * \mathbf{u}_0)$$

$$\mu_{k+1} = \mu_k + \gamma(\mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{v}_{k+1})$$

(4)迭代终止条件:

$$\frac{\|\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{u}^k\|_2^2}{\|\mathbf{u}^k\|_2^2} \leq 10^{-3}$$

6 数值实验和评价分析

为了验证模型和算法的合理性,本文在 Matlab2012a 平台上对人工退化的空间目标图像和真实退化的空间目标图像分别进行了实验测试,并与两种较新的提供了完整代码的文献复原方法进行了比较。常用于评价图像复原质量的客观评价指标有峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、平均结构相似度(Mean Structural Similarity, MSSIM)、信息熵(Information Entropy, IE)和图像清晰度。其中,峰值信噪比越大,说明图像降噪性能越好;平均结构相似度的值越接近于1,说明重建图像与原始图像结构保持的越好;图像信息熵和图像清晰度的值越大,说明图像中偏离图像直方图高峰灰度区的区间越大,即图像携带的信息量越大,信息越丰富,其图像质量也越好。峰值信噪比和平均结构相似度的计算需要真实参考图像,无法用于评价盲复原图像;信息熵和图像清晰度的计算不需要参考真实图像,可用于评价盲复原图像。各评价指标的计算公式如下:

$$PSNR = 10 \lg \left[\frac{255^2 \times M \times N}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j) - f^*(i,j)]^2} \right], \quad (26)$$

其中 $f(i,j)$ 和 $f^*(i,j)$ 分别是理想图像和被评价图像在点 (i,j) 处的灰度值, $M \times N$ 表示图像的大小。平均结构相似度:

$$MSSIM(\mathbf{u}, \mathbf{u}^*) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M l(\mathbf{u}, \mathbf{u}^*) c(\mathbf{u}, \mathbf{u}^*) s(\mathbf{u}, \mathbf{u}^*), \quad (27)$$

式中, $l(\mathbf{u}, \mathbf{u}^*)$ 、 $c(\mathbf{u}, \mathbf{u}^*)$ 和 $s(\mathbf{u}, \mathbf{u}^*)$ 分别是亮度比较函数、对比度比较函数和结构相似度比较函数。图像信息熵:

$$IE = - \sum_{n=0}^L p_n \log_2 p_n, \quad (28)$$

式中: p_n 为像素 n 值在图像中出现的概率, L 为灰度值范围(一般为 $0 \sim 255$)。图像的清晰度:

$$ID = \frac{1}{MN} \sum_i \sum_j \sqrt{u_x^2(i,j) + u_y^2(i,j)}, \quad (29)$$

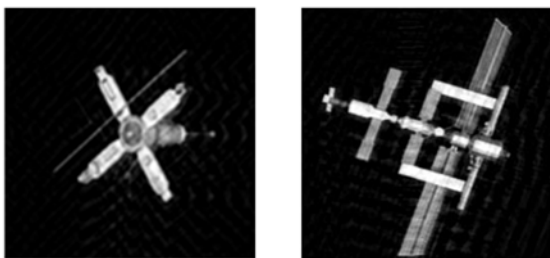
其中 u_x 和 u_y 分别表示沿图像水平方向和垂直方向的一阶差分算子, $M \times N$ 表示图像的大小。

6.1 人工退化的空间目标图像

选取大小为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的“Satellite-A”、“Satellite-B”灰度图像作为人工退化的空间目标标准测试图像,如图 1 所示。人工加入不同程度的湍流模糊和高斯随机噪声后,如图 2 所示。

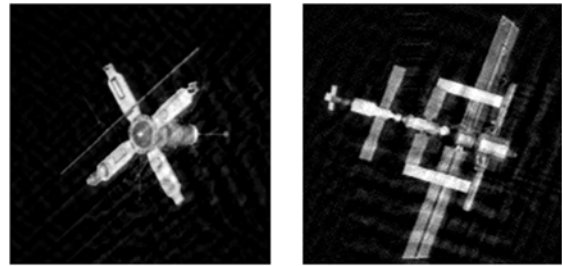
实验中参数 $\alpha=0.001, \beta=1000, \gamma=200, p=0.3$, 对比模型的参数取值与文献[28][29]一致。

对两幅空间目标图像的复原效果纵向观察,如图 4~6 所示。由图可知,随着湍流模糊情况加重,3 种复原方法的复原能力逐渐变弱;通过横向观察可发现,受噪声影响,对比文献复原方法出现很多伪信息,而本文复原方法则没有出现伪信息。



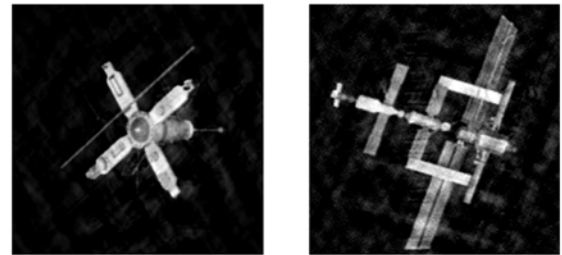
(a) 轻微湍流退化图像的复原结果

(a) Restoration results of slight turbulence degraded images



(b) 中等湍流退化图像的复原结果

(b) Restoration results of moderate turbulence degraded images

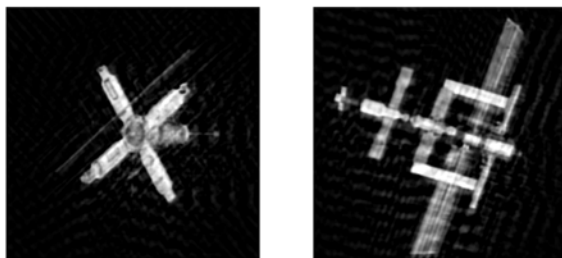


(c) 剧烈湍流退化图像的复原结果

(c) Restoration results of severe turbulence degraded images

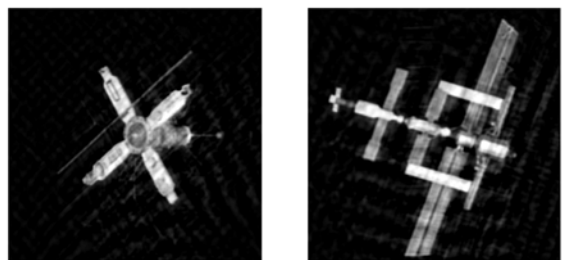
图 4 文献[28]方法的复原结果

Fig. 4 Restoration results of Ref. [28] method



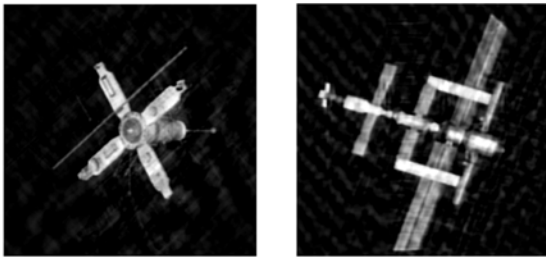
(a) 轻微湍流退化图像的复原结果

(a) Restoration results of slight turbulence degraded images



(b) 中等湍流退化图像的复原结果

(b) Restoration results of moderate turbulence degraded images

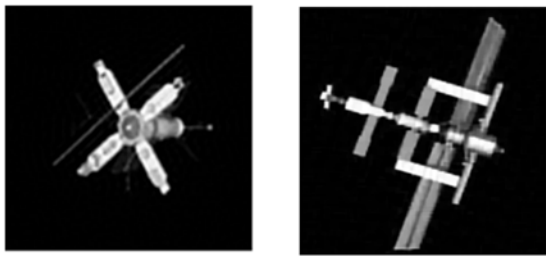


(c) 剧烈湍流退化图像的复原结果

(c) Restoration results of severe turbulence degraded images

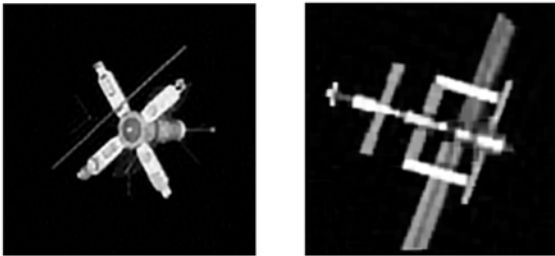
图 5 文献[29]方法的复原结果

Fig. 5 Restoration results of Ref. [29]method



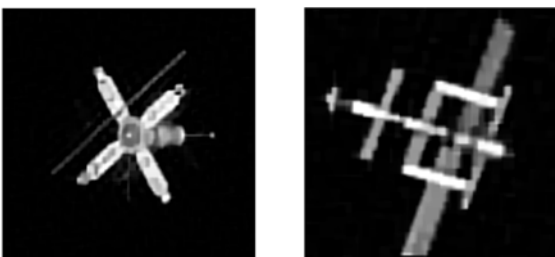
(a) 轻微湍流退化图像的复原结果

(a) Restoration results of slight turbulence degraded images



(b) 中等湍流退化图像的复原结果

(b) Restoration results of moderate turbulence degraded images



(c) 剧烈湍流退化图像的复原结果

(c) Restoration results of severe turbulence degraded images

图 6 本文方法的复原结果

Fig. 6 Restoration results of proposed method

表 3 不同方法复原图像的客观评价结果

Tab. 3 Objective evaluation results of different restoration methods for test images

图像	复原算法	PSNR /dB	MS-SIM	信息熵	清晰度	计算时间/s	
Satellite-A	轻微	文献[28]	30.46	0.82	10.42	17.33	5.67
	文献[29]	30.52	0.83	10.13	17.00	12.40	
	本文算法	31.35	0.94	12.56	19.24	5.49	
	中等	文献[28]	26.74	0.77	8.53	13.20	7.78
	文献[29]	26.98	0.81	8.32	12.09	9.13	
	本文算法	28.32	0.86	9.11	16.43	7.91	
	剧烈	文献[28]	25.12	0.55	4.28	9.83	13.41
	文献[29]	25.07	0.61	4.36	10.08	26.45	
	本文算法	26.76	0.72	5.02	12.13	13.40	
Satellite-B	轻微	文献[28]	30.90	0.93	12.04	20.80	5.95
	文献[29]	30.56	0.89	11.78	20.13	13.10	
	本文算法	32.40	0.99	15.89	23.45	5.95	
	中等	文献[28]	28.41	0.82	9.12	16.89	12.04
	文献[29]	27.89	0.79	8.90	17.09	18.99	
	本文算法	29.30	0.90	10.80	18.13	12.04	
	剧烈	文献[28]	24.13	0.83	6.45	11.03	21.03
	文献[29]	23.90	0.81	6.69	10.88	50.13	
	本文算法	26.13	0.88	7.03	11.34	20.94	

从评价指标来看(表 3),文献[28]与文献[29]的方法结果接近,文献[28]的计算时间要优于文献[29];本文算法的计算时间与文献[28]几乎一样,而且各项评价指标明显优于文献[28],其中 PSNR 最大较其提高了 2 dB, MSSIM 最大提高了 0.17,信息熵最大提高了 3.85,图像清晰度最大提高了 2.65。

6.2 真实退化的空间目标图像

为了进一步验证提出模型和算法的优越性,对真实的空间目标退化图像进行了测试验证。首先,利用较新的文献[30]获取 PSF,并同时复原图像;然后,利用文献[28]、[29]和提出的方法对真实的空间目标退化图像进行复原,选取信息熵和图像清晰度对结果进行客观评价。

从图 7 和表 4 来看,利用文献[30]的算法进行盲复原时,计算效率偏低,复原结果只略好于文献[28];本文方法的复原结果具有空间目标的基本轮廓,周围几乎没有“气雾辐射”伪信息现象,是 4 种方法中直观效果最好的。

从表 4 的 3 项评价指标来看,本文算法的各

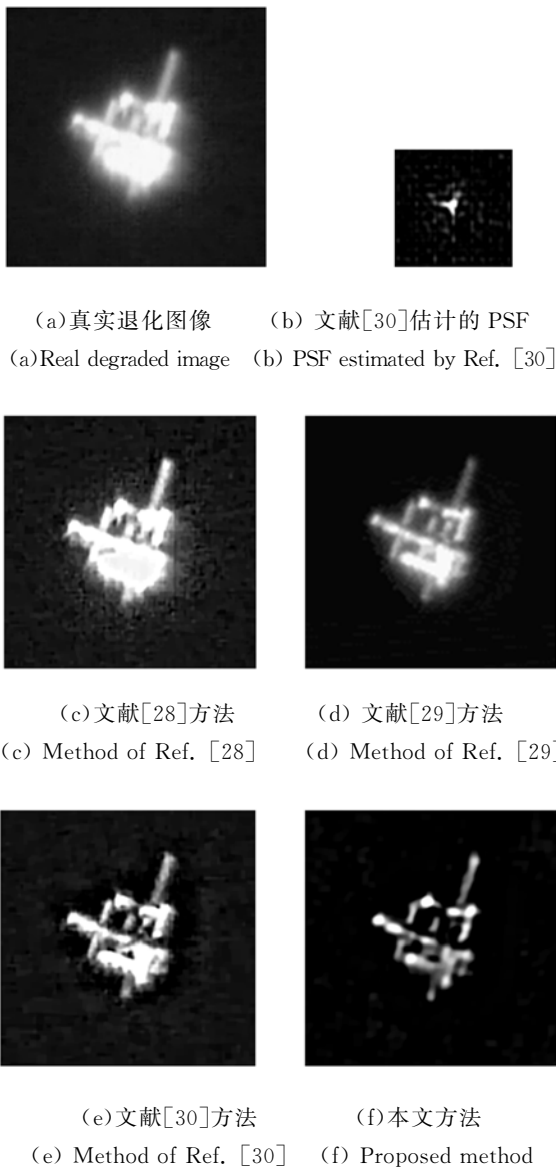


图 7 真实退化图像测试结果

Fig. 7 Test results for real degraded image

项指标都优于对比算法。与文献[28]算法相比,

参考文献:

- [1] RODDIER F. *Adaptive Optics in Astronomy* [M]. UK: Cambridge University Press, 1999.
- [2] 耿则勋, 陈波, 王振国, 等. 自适应光学图像复原理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
GENG Z X, CHEN B, WANG ZH G, et al.. *The Theory and Method About Adaptive Optics Image Restoration* [M]. Beijing: Science press, 2010. (in Chinese)
- [3] TIKHONOV A N, ARSENIN U Y. *Solution of Ill-Posed Problems* [M]. New York: John Wiley &

虽然计算时间几乎一样,但信息熵最大可以提高 0.7,清晰度最大提高 1.98。

表 4 不同方法复原真实空间目标图像的客观评价结果
Tab. 4 Objective evaluation results of different restoration methods for real space object image

图像	复原算法	信息熵	清晰度	计算时间
a	\	2.90	3.14	\
c	文献[28]	3.89	4.01	1.45
d	文献[29]	4.32	4.78	3.83
e	文献[30]	4.23	4.56	15.12
f	本文算法	4.59	5.99	1.42

7 结 论

空间目标图像的波后处理一直是图像复原的重要应用之一,也是地基观测系统的关注重点。不同的研究者从不同的角度给出了不同的图像复原模型和算法,如本文数值试验中的对比文献[28],其针对全变分模型采用 Split-Bregman 算法进行复原,文献[29]利用超拉普拉斯先验分布构建了图像复原模型,而本文针对空间目标图像的近似稀疏特点,结合 MAP 方法构造了非凸的正则化复原模型,又针对非凸优化问题的解算困难,利用 ADMM 算法分裂出非凸子项,再结合固定点迭代法复原图像。解算过程只需要利用评价指标调整 3 个参数的值,计算时间与文献[28] Split-Bregman 算法的接近,但参数调整次数较其少,复原效果较其优。但本文算法在对真实空间目标图像进行盲复原时,所使用的 PSF 是利用其它方法估计出来的,没有直接盲复原功能,这也是下一步的研究方向。

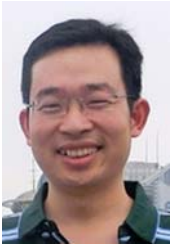
Sons, 1977: 9-21.

- [4] ZHENG H, HELLWICH O. Adaptive data-driven regularization for variational image restoration in the BV space[C]. *Proceedings of VISAPP'07, Barcelona, Spain, 2007*, 53-60.
- [5] CHEN X J, NG M K, ZHANG C. Non-Lipschitz lp-regularization and box constrained model for image restoration[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2012, 21(12): 4709-4721.
- [6] STAMATIOS L, AURELIEN B, MICHAEL U. Hessian-based norm regularization for image resto-

- ration with biomedical applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 983-996.
- [7] 刘成云,常发亮. 基于稀疏表示和 Weber 定律的运动图像盲复原[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(2): 600-608.
- LIU CH Y, CHANG F L. Blind moving image restoration based on sparse representation and Weber's law[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(2): 600-608. (in Chinese)
- [8] CHAN T F, WONG C K. Total variation blind deconvolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 370-375.
- [9] LI W, LI Q, GONG W, et al.. Total variation blind deconvolution employing split Bregman iteration[J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2012, 23(3):409-417.
- [10] 马少贤,江成顺. 基于四阶偏微分方程的盲图像恢复模型[J]. *中国图象图形学报*, 2010, 15(1): 26-30.
- MA SH X, JIANG CH SH. A new method for image blind restoration based on fourth-order PDE [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010, 15(1):26-30. (in Chinese)
- [11] 刘琨,王国宇,姬婷婷. 一种四阶 P-Laplace 图像盲复原方法[J]. *中国海洋大学学报*, 2014, 44(9):110-115.
- LIU K, WANG G Y, JI T T. A method for fourth-order P-Laplace blind image restoration[J]. *Periodical of Ocean University of China*, 2014, 44(9):110-115. (in Chinese)
- [12] 初永玲,李绍春,王枚. 非凸全变分正则化模糊图像复原模型研究[J]. *计算机工程与应用*, 2011,47(35):171-173.
- CHU Y L, LI SH CH, WANG M. Study on non-convex total variation regularization model for restoration of motion blurred image [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(35): 171-173. (in Chinese)
- [13] 陈明举. 基于统计特性的非局部均值去噪算法[J]. *液晶与显示*, 2014,29(3):450-454.
- CHEN M J. Non-local means image denoising algorithm based on statistical property[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Display*, 2014, 29(3): 450-454. (in Chinese)
- [14] ALMEIDA M, ALMEIDA L. Blind and semi-blind deblurring of natural images [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2010, 19(1):36-52.
- [15] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [C]. *Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition IEEE Computer Society*, 2011:233-240.
- [16] KOTERA J, ŠROUBEK F, MILANFAR P. Blind deconvolution using alternating maximum a posteriori estimation with heavy-tailed priors[J]. *Computer Analysis of Images and Patterns*, 2013:59-66.
- [17] SHAO W Z, LI H B, ELAD M. Bi- l_0 - l_2 -Norm Regularization for Blind Motion Deblurring [J]. *Eprint Arxiv*, 2014.
- [18] KRISHNAN D, BRUNA J, FERGUS R. Blind Deconvolution with Re-weighted Sparsity Promotion[J]. *Arxiv Preprint Arxiv*, 2013.
- [19] 王亚强,陈波. 一种改进的各向异性扩散超声图像去噪算法[J]. *液晶与显示*, 2015,30(2): 310-316.
- WANG Y Q, CHEN B. Improved anisotropic diffusion ultrasound image denoising algorithm[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Display*, 2015,30(2): 310-316. (in Chinese)
- [20] 闫敬文,彭鸿,刘蕾,等. 基于 L_0 正则化模糊核估计的遥感图像复原[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(9): 2572-2579.
- YAN J W, PENG H, LIU L, et al.. Remote sensing image restoration based on zero-norm regularized kernel estimation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(9): 2572-2579. (in Chinese)
- [21] ZHANG J J, WANG Q. An iterative conjugate gradient regularization method for image restoration[J]. *Journal of Information and Computing Science*, 2010, 5(1):55-62.
- [22] SHI Y, CHANG Q, XU J. Convergence of fixed point iteration for deblurring and denoising problem[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 189(2): 1178-1185.
- [23] FANG H, YAN L. Multiframe blind image deconvolution with split Bregman method [J]. *Optik International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(1): 446-451.
- [24] WU C L, TAI X C. Augmented lagrangian method, dual methods, and split bregman iteration for ROF, vectorial TV, and high order models [J]. *Siam Journal on Imaging Sciences*, 2010, 3(3):

- 300-339.
- [25] HE C, HU C, YANG X, *et al.*. An adaptive total generalized variation model with augmented lagrangian method for image denoising[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, 842(2): 805-808.
- [26] HONG M, LUO Z Q. On the linear convergence of the alternating direction method of multipliers [J]. *Eprint Arxiv*, 2012.
- [27] YANG J, ZHANG Y. Alternating direction algorithms for L1 problems in compressive sensing [J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2011, 33(1): 250-278.
- [28] GETREUER P, GETREUER P. Total variation deconvolution using split Bregman [J]. *Image Processing on Line*, 2012, 2:158-174.
- [29] KRISHNAN D, FERGUS R. Fast image deconvolution using hyper-laplacian priors [J]. *Proceedings of Neural Information Processing Systems Blurred Lut Nr*, 2009:1033-1041.
- [30] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [C]. *2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011: 233-240.

作者简介:



郭从洲(1980—),男,河南西华人,讲师,2008年于信息工程大学获得硕士学位,主要从事图像复原、超分辨率重建方面的研究。E-mail: czguo0618@sina.cn

导师简介:



秦志远(1965—),男,河北唐山人,教授,博士生导师,1992年、1998年于解放军测绘学院分别获得硕士、博士学位,主要从事数字摄影测量、遥感影像的处理及应用。E-mail: hb1tqzy@163.com