

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 8
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年8月 第17卷 第8期(总第196期)

目次

综述

可计算图像美学研究进展 王伟凝, 蚁静斌, 贺前华(893)

图像处理和编码

利用混沌 PSO 或分解的 2 维 Tsallis 灰度熵阈值分割 吴一全, 吴诗嫻, 张晓杰(902)

H. 264 并行编码中负载平衡方法 侯兴松, 刘大齐, 盛凯, 赖玉洁(911)

提升细节捕捉能力的非下采样轮廓波变换 郭洪, 李雪军(919)

SVD 域的图像高斯噪声强度估计 柳薇(923)

图像扩散去噪模型的分析与改进 傅绪加, 刘峰, 王信松(934)

小波域最小嵌入失真函数设计及其在隐写中的应用 李军, 潘峰, 杨晓元, 刘镇(946)

图像分析和识别

抗压缩的照片图像与真实感计算机图形识别 张荣, 王让定(953)

云的自适应阈值检测方法 黄茜, 王少龙, 徐道磊, 廖婷婷(960)

煤矸区分中的间隔灰度压缩扩阶共生矩阵 于国防(966)

离群样本划分的半监督模糊学习策略 宋晓宁, 杨静宇, 杨习贝(971)

多相 Chan-Vese 模型的直接对偶方法 刘存良, 潘振宽, 郑永果, 王国栋, 丁洁玉(979)

利用梯度信息快速提取直线边缘特征 夏军营, 徐小泉, 熊九龙(987)

2 维双树复小波不确定度加权融合的人脸识别 王仕民,叶继华,邓涛,王明文(995)

图像理解和计算机视觉

流形学习与非线性回归结合的头面部姿态估计 范进富,陈锻生(1002)

计算机图形学

角点距离矩阵和同心圆划分的曲线描述与匹配 曾接贤,刘秀朋,符祥(1011)

弹性二次曲面模型下的 3 维形状表现与平滑 郝世杰,蒋建国,郭艳蓉,詹曙(1021)

医学图像处理

主动学习的白细胞图像自动分割 崔凤,潘晨,吴向平,徐军(1029)

遥感图像处理

Bregman 交替迭代遥感图像复原方法 徐焕宇,孙权森,罗楠,夏德深(1035)

基于各向异性 Markov 随机场的遥感影像亚像元尺度建筑物提取 李晓冬,凌峰,杜耘(1042)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 8 期

2012 年 8 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
北京 9718 信箱 邮编 100101
电子信箱:jig@irsa.ac.cn
电话:010-64807995 010-82614429
网 址:www.cjig.cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司
(中国国际书店)
(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,
CAS China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational
Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board
of Journal of Image and Graphics
(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)
E-mail:jig@irsa.ac.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers
and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation
(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTFXZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 8 August 2012

Contents

Review

Review for computational image aesthetics Wang Weining, Yi Jingjian, He Qianhua (893)

Image Processing and Coding

Two-dimensional Tsallis gray entropy image thresholding using chaotic particle swarm optimization or decomposition
..... Wu Yiquan, Wu Shihua, Zhang Xiaojie (902)

Load balancing for H. 264 parallel encoding Hou Xingsong, Liu Daqi, Sheng Kai, Dun Yujie (911)

Non-subsampled contourlet transform algorithm to promote detail information capturing ability Guo Hong, Li Xuejun (919)

Gaussian noise level estimation in SVD domain for images Liu Wei (923)

Analysis and improvement of image diffusion denoising models Fu Xujia, Liu Feng, Wang Xinsong (934)

Design of minimizing embedding impact function in DWT domain and its applications in steganography
..... Li Jun, Pan Feng, Yang Xiaoyuan, Liu Zhen (946)

Image Analysis and Recognition

Anti-compression approach to distinguishing photographic images and photorealistic computer graphics
..... Zhang Rong, Wang Rangding (953)

Adaptive threshold approach for night-sky cloud inspection Huang Qian, Wang Shaolong, Xu Daolei, Liao Tingting (960)

Expanded order co-occurrence matrix to differentiate between coal and gangue based on interval grayscale compression
..... Yu Guofang (966)

Semi-supervised fuzzy learning strategy by using a way of partitioning the outlier instances
..... Song Xiaoning, Yang Jingyu, Yang Xibei (971)

Direct dual method of Chan-Vese model for multiphase segmentation
..... Liu Cunliang, Pan Zhenkuan, Zheng Yongguo, Wang Guodong, Ding Jieyu (979)

Fast line edge feature extraction using image gradients Xia Junying, Xu Xiaoquan, Xiong Jiulong (987)

Two-dimensional dual-tree complex wavelet transform uncertainty weighted fusion in face recognition
..... Wang Shimin, Ye Jihua, Deng Tao, Wang Mingwen (995)

Image Understanding and Computer Vision

Combining manifold learning and nonlinear regression for head pose estimation Fan Jinfu, Chen Duansheng (1002)

Computer Graphics

Representation and matching for planar curve based on corner distance matrix and concentric circles
..... Zeng Jiexian, Liu Xiupeng, Fu Xiang (1011)

Three-dimensional shape representation and smoothing with elastic quadratic patch model
..... Hao Shijie, Jiang Jianguo, Guo Yanrong, Zhan Shu (1021)

Medical Image Processing

White blood cell image segmentation based on active learning Cui Feng, Pan Chen, Wu Xiangping, Xu Jun (1029)

Remote Sensing Image Processing

Bregman alternating iterative method for remote sensing image restoration Xu Huanyu, Sun Quansen, Luo Nan, Xia Deshen (1035)

Building extraction at the sub-pixel scale from remotely sensed images based on anisotropic Markov random field
..... Li Xiaodong, Ling Feng, Du Yun (1042)

中图法分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)08-1035-07

论文引用格式: 徐焕宇, 孙权森, 罗楠, 夏德深. Bregman 交替迭代遥感图像复原方法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(8): 1035-1041.

Bregman 交替迭代遥感图像复原方法

徐焕宇, 孙权森, 罗楠, 夏德深

南京理工大学计算机学院, 南京 210094

摘要: 针对多种退化因素的遥感图像复原问题, 提出一种基于 Bregman 迭代的遥感图像消除不规则采样、去模糊和去噪总变差复原方法。在此基础上, 结合非局部正则化方法, 提出一种自适应计算非局部均值滤波器参数的方法。求解时使用交替最小化方法将复杂的复原问题分割为两个容易求解的子问题。实验结果表明, 本文方法比其他基于 Bregman 迭代的方法收敛速度快、复原效果好, 且加入非局部正则化后具有更好的纹理细节信息保持能力。

关键词: 图像复原; 总变差; Bregman 迭代; 非局部正则化

Bregman alternating iterative method for remote sensing image restoration

Xu Huanyu, Sun Quansen, Luo Nan, Xia Deshen

College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology Nanjing 210094, China

Abstract: For remote sensing image restoration with a variety of degradation factors, we propose a Bregman iteration based image restoration algorithm for remote sensing images to eliminate the irregular sampling effect, deblurring and denoising. Moreover, based on this algorithm, combined with nonlocal regularization, we propose a method to determine the nonlocal filter parameter adaptively. Using alternating minimization, we split the complex original problem into two sub problems that are easier to solve. Our experimental results show that the proposed algorithm has a faster convergence speed and better restoration results compared to other total variation and Bregman iteration based algorithms, and By adding the nonlocal regularization, it can keep the detail information better.

Key words: image restoration; total variation; Bregman iteration; nonlocal regularization

0 引言

图像复原作为一种典型的逆问题, 在自然图像、医学图像、遥感图像等领域中均有着重要的作用。遥感图像复原作为一种特殊形式的图像复原, 是地面处理系统中的一项必备环节, 其基本原理与方法均与一般图像复原方法一致, 然而遥感图像复原方法还需要考虑方法的效率、MTF(modulation transfer function)的形式, 以及遥感图像中所特有的退化因素等诸多问题^[1-6]。传统的遥感图像复原方法如逆滤波、维纳滤波等频域方法对噪声较为敏感, 复原效

果不佳。基于小波的遥感图像复原方法作为另一种变换域方法, 虽然复原效果优于传统复原方法, 但小波基的选取困难, 且可能会丢失空域特征^[7]。正则化图像复原方法, 由于可以附加约束条件, 能够达到较好的复原结果, 其中较为经典的方法有 Tinkov 正则化与总变差正则化等, 然而复原结果也存在着细节丢失, 阶梯效应等问题^[8]。利用 Bregman 迭代的方法处理图像复原问题首先由 Osher 等人提出^[9], Bregman 迭代方法通过将原问题转化为最小化 Bregman 距离问题, 并进行迭代求解, 从而能够达到更快的收敛速度与更好的复原结果。且 Bregman 迭代方法化简后的形式简单, 易于实现。随后, 许多基

收稿日期: 2011-07-29; 修回日期: 2012-03-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(60773172); 江苏省自然科学基金项目(BK2008411); 教育部博士学科点基金项目(200802880017)

第一作者简介: 徐焕宇(1985—), 男, 南京理工大学模式识别与智能系统专业博士研究生, 主要研究方向为遥感图像处理。E-mail: xhydtc@hotmail.com

于 Bregman 迭代的方法相继出现,如 Split Bregman 方法^[10]通过引入中间变量将 L_1 范数与 L_2 范数的项交替迭代求解,方法简单且效率高;BOS 方法^[11]将算子分裂与 Bregman 迭代相结合,通过交替进行算子分裂与 Split Bregman 方法,能够取得优秀的实验结果与更短的运算时间。上述方法可以应用于图像去噪、图像复原和压缩感知等图像处理领域^[12]。

针对遥感图像的不规则采样问题,Thomas 提出了一种快速有效的去除图像不规则采样的方法^[13],该方法使用了自适应权重 (adaptive weights),共轭梯度法 (conjugate gradient) 以及 Toeplitz 分块矩阵性质,故称之为 ACT 算法。此方法虽然本身不需要迭代,但由于其中需要使用不规则傅里叶变换 (NUFFT) 等计算量较大的方法,方法的复杂度依然不低,并且如果将其融入到总变差等变分方法中^[14],通常需要进行迭代求解,这就更增加了算法的计算量。因此在不损失精度的前提下,寻找有效的手段减少迭代次数,是提高遥感图像不规则采样复原方法计算效率的关键。

本文利用 Bregman 迭代收敛快速的特点,在 Bregman 的总体框架下,将传统的总变差图像复原问题分解为两个容易解决的子问题,减少迭代次数,提高不规则采样遥感图像复原方法的运行效率,同时也能够达到更好的复原结果。在此基础上,在变分框架中引入非局部正则化手段,以达到更好地保持图像细节与减少阶梯效应的目的。

1 遥感成像模型与复原模型

1.1 遥感成像模型与不规则采样

简单的数字图像获取系统的成像模型可以表示为^[13-14]

$$g(\lambda_k) = (h * u)(\lambda_k) + n, \lambda_k \in \mathbf{A} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{A} = \{\lambda_k\}_{k=1}^{N^2} \subseteq \mathbf{R}^2$ 为采样点集合,在遥感推扫式成像中,由于各种因素,它的采样点间隔可能是不规则的; $u: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$ 为理想的原始场景目标; $h: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$ 为模糊核,其傅里叶频谱能量主要集中在 $[-1/2, 1/2] \times [-1/2, 1/2]$ 区间内; n 通常是均值为零,方差为 σ 的高斯白噪声; $g: \mathbf{A} \rightarrow \mathbf{R}$ 为成像系统得到的退化图像。

在不规则采样情况下,令 Ω_N 表示区间 $[0, N] \times [0, N]$, 则不规则采样点集合可视为在规则采样点集合基础上加入随机偏移,其可表示为

$$\mathbf{A} = \mathbf{Z}^2 \cap \Omega_N + \varepsilon(\mathbf{Z}^2 \cap \Omega_N) \quad (2)$$

式中, $\varepsilon: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}^2$ 为一个平滑且微小的震动函数。在遥感成像领域,卫星的微小震动以及遥感器的位置偏移都将导致遥感图像的不规则采样,通常将其建模为

$$\varepsilon(x) = \sum_{k=1}^q a_k(x) \cos(2\pi \langle \xi_k, x \rangle + \varphi_k), x \in \mathbf{R}^2 \quad (3)$$

式中, $a_k(x)$ 为光滑调制函数; ξ_k 为振动频率,其值在采样率的奈奎斯特频率以下。依据此模型得到的采样点位置扰动 $|\varepsilon(x)|$ 不超过几个像素,并且扰动变化率 $|\varepsilon'(x)|$ 不超过 1/10 个像素。在仿真实验中,对其进行简化,将震动函数 $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2)$ 建模为离散彩色噪声,但依然能够反映出震动函数的特点,对于 $\xi \in (\mathbf{Z}^2 \cap \Omega_N)$:

$$\hat{\varepsilon}_i(\xi) = \begin{cases} \hat{\varepsilon}_i(\xi) \sim N(0, \bar{\sigma}^2) & |\xi| \leq 1/T_\varepsilon \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$\bar{\sigma}$ 的取值使得 $\varepsilon_i(x)$ 的标准差为 A , 即 $\bar{\sigma} = \frac{AT_\varepsilon}{2}$, 因此震动函数由振幅 A 和最小震动周期 T_ε 决定。

给定震动函数,计算得到采样点集合 \mathbf{A} 后,即可求得规则采样的图像

$$g_k = u(\lambda_k) = \sum_{n \in \{-\frac{n}{2}, \dots, \frac{n}{2}-1\}^2} a_n e^{\frac{2\pi i}{N} \langle n, \lambda_k \rangle} \quad (5)$$

$$k \in \{1, \dots, N^2\}$$

式中, a_n 为规则采样图像的傅里叶变换频域值, n 为频域中的 2 维坐标。用矩阵形式可表示为

$$\mathbf{g} = \mathbf{S}\mathbf{a}, \quad \mathbf{S} = \{s_{kn}\}, \quad s_{kn} = e^{\frac{2\pi i}{N} \langle n, \lambda_k \rangle}$$

$$n \in \left\{ -\frac{n}{2}, \dots, \frac{n}{2} - 1 \right\}^2, \quad k \in \{1, \dots, N^2\} \quad (6)$$

由于不规则采样矩阵 \mathbf{S} 在采样点区域过于密集或稀疏时平衡性较差,因此在进行复原时,加入一个权重矩阵 \mathbf{W} 对 \mathbf{S} 进行调节能达到更好的复原效果,对式(7)进行求解即可得到复原后的图像频谱^[9]。

$$\mathbf{S}^* \mathbf{W}\mathbf{S}\mathbf{a} = \mathbf{S}^* \mathbf{W}\mathbf{g} \quad (7)$$

式中,

$$\mathbf{W} = \text{diag}(\{\omega_k\}_{k=1, \dots, N^2})$$

$$\omega_k = \text{area}(\{x : |x - \lambda_k| < |x - \lambda_j|, \forall j \neq k\}) \quad (8)$$

1.2 多种退化因素的总变差复原模型

根据上述遥感图像退化因素,可以得到在不规则采样、模糊、噪声退化因素下的遥感图像总变差(TV)复原模型^[14]为

$$\arg \min_u \frac{1}{2} \|W(SHFu - g)\|_{L^2(A)}^2 + \lambda \|u\|_{TV} \quad (9)$$

式中, $H = \text{diag}\left(\left\{\hat{h}\left(\frac{2\pi n}{N}\right)\right\}_{n \in \left\{-\frac{N}{2}, \dots, \frac{N}{2}-1\right\}}\right)$ 为成像系统的 MTF, F 为傅里叶变换矩阵, W 为权重矩阵, $\|u\|_{TV} = \int_{\Omega} |\nabla u(t)| dt$ 为图像的总变差(TV), λ 为正则化参数。当 S 为单位矩阵时,上述模型退化为普通的图像复原模型,如果 H 为满秩矩阵,则可以证明此模型具有唯一解;但当 S 为不规则采样矩阵时,由于无法确定 S 是否为单射,则模型解的唯一性无法确定。当不规则采样效果较轻微时,矩阵 S 接近于单位矩阵。

2 Bregman 交替迭代图像复原

对于一个具有以下普遍形式的最小化问题:

$$\arg \min_u J(u) + K(u, f) \quad (10)$$

式中, J 是一个凸非负正则化函数, K 同为凸非负的拟合函数。当 J 不可微时,上述问题难以求解,而 Bregman 迭代是求解这种问题的有效方法之一^[9]。Bregman 迭代基于“Bregman 距离”的概念,对于凸函数 J 和 u, v 两点, Bregman 距离定义为

$$D_J^p(u, v) = J(u) - J(v) - \langle p, u - v \rangle \quad (11)$$

式中, $p \in \partial J$ 是函数 J 在 v 点的次梯度。Bregman 距离不满足对称性,因此它不是严格意义上的距离,但它能够衡量两点的接近程度。使用 Bregman 距离的概念,可以将式(9)的无约束最小化问题转化为下列迭代过程,并能够证明这两个问题的等价性。

$$\begin{cases} u^{k+1} = D_J^p(u, u^k) + K(u, f) \\ p^{k+1} = p^k - \partial_u K(u^{k+1}, f) \end{cases} \quad (12)$$

对于本文所讨论的遥感图像总变差复原问题,需要解决式(9)中的总变差最小化问题。对于式(9)的求解,不直接求解其原问题,转而将其转化为

$$\begin{aligned} \arg \min_u \lambda \|u\|_{TV} + \|W(SHFg - f)\|^2 \\ \text{s. t. } u = g \end{aligned} \quad (13)$$

显然,式(13)与式(9)的问题具有等价性。将式(13)转化为无约束问题,其形式为

$$\arg \min_u \lambda_2 \|u\|_{TV} + \|W(SHFg - f)\|^2 + \lambda_1 \|u - g\|^2 \quad (14)$$

利用 Bregman 迭代方法,将 $\lambda_2 \|u\|_{TV} + \|W(SHFg - f)\|^2$ 作为 $J(u, g)$, $\lambda_1 \|u - g\|^2$ 作为 $K(u, g)$,则此两项均为凸非负函数,满足 Bregman 迭代方法的要求,因此可以使用 Bregman 方法进行求解,即

$$\begin{cases} (u^{k+1}, g^{k+1}) = J(u, g) - \langle p_u^k, u - u^k \rangle - \langle p_g^k, g - g^k \rangle + \lambda_1 \|g - u\|^2 \\ p_u^{k+1} = p_u^k - \lambda_1 (g^{k+1} - u^{k+1}) \\ p_g^{k+1} = p_g^k - \lambda_1 (u^{k+1} - g^{k+1}) \end{cases} \quad (15)$$

上述的迭代方法可化为

$$\begin{cases} (u^{k+1}, g^{k+1}) = \arg \min_{u, g} \|W(SHFg - f)\|^2 + \lambda_1 \|g - u - b^k\|^2 + \lambda_2 \|u\|_{TV} \\ b^{k+1} = b^k + u^{k+1} - g^{k+1} \end{cases} \quad (16)$$

当 λ_1 趋近于正无穷时,式(16)等价于原始的 Bregman 迭代方法。对于式(16)中的第 1 个公式,可以使用交替最小化算法^[15],将其转化为一个两步迭代过程求解,即

$$\begin{cases} g^n = \arg \min_g \|W(SHFg - f)\|^2 + \lambda_1 \|g - u^n - b^n\|^2 \\ u^{n+1} = \arg \min_u \lambda_1 \|u - g^n + b^n\|^2 + \lambda_2 \|u\|_{TV} \end{cases} \quad (17)$$

式中,第 1 个子问题可以是一个可微问题,其可转化为

$$\begin{aligned} \left(\frac{1}{\lambda_1} F^* H^* S^* W^2 SHF + I\right) g = \\ \frac{1}{\lambda_1} F^* H^* S^* W^2 f + u^n + b^n \end{aligned} \quad (18)$$

矩阵 $\frac{1}{\lambda_1} F^* H^* S^* W^2 SHF + I$ 显然是可逆的,则式(17)用共轭梯度法、Gauss-Seidel 方法、傅里叶变换方法均能够求解。

第 2 个子问题则是一个传统的总变差去噪问题,可以使用如坎贝尔投影算法、Operator Splitting 算法^[16]、Split Bregman 算法^[10]等进行求解。

综上所述,将 Bregman 交替迭代遥感图像复原方法归纳为

$$\begin{aligned} \text{While } \|u_k^{n+1} - u_{k-1}^{n+1}\| / \|u_k^{n+1}\| > \tau \quad \text{or } k < \text{maxtimes} \\ \text{For } i = 1:n \\ g_k^{i+1} = \arg \min_g \|W(SHFg - f)\|^2 + \lambda_1 \|g - u_k^i - b^k\|^2 \\ u_k^{i+1} = \arg \min_u \lambda_1 \|u - g_k^{i+1} + b^k\| + \lambda_2 \|u\|_{TV} \end{aligned}$$

End
 $\mathbf{b}^{k+1} = \mathbf{b}^k + \mathbf{u}_k^{n+1} - \mathbf{g}_k^{n+1}$
 $k = k + 1$
 End

式中, $maxtimes$ 为算法的最大迭代次数。当没有不规则采样退化因素时, 即当 \mathbf{S} 为单位矩阵时, 可以证明上述方法的解收敛于原始无约束问题式(9)的解, 又由于原问题的凸性, 具有唯一解, 因此上述迭代方法最终收敛于原始问题式(9)的唯一解。当存在不规则采样退化因素时, 由于无法保证不规则采样矩阵 \mathbf{S} 的形式, 原问题解的唯一性无法确定, 因此上述迭代方法的收敛性也无法确定, 但是在不规则采样较轻微时, \mathbf{S} 矩阵接近于单位矩阵, 且矩阵性质较好, 复原时通常能够得到较好的复原结果, 不规则采样越严重, 则复原结果越差。

3 自适应非局部变分正则化

3.1 非局部算子与正则化

非局部均值 NLM 方法^[17]通过对图像中具有相似结构的像素值进行加权平均, 能够在有效去除噪声的同时保持图像的纹理细节信息, 近年来引起众多学者的关注。Gilboa 等学者在图论和 NLM 方法的启发下提出了 NL 算子^[18], 不同于经典的局部扩散模型, 如 P-M 模型等, NL 算子拥有 NLM 方法的特点, 其通过寻找图像中具有相似结构的像素点, 将传统的局部性的梯度、散度等概念延伸到了非局部的情况, 因此, NL 算子利用了更多的图像全局信息, 同时相比于局部模型, 其对于噪声具有更好的鲁棒性。并且 NL 算子能很好地融入到正则化图像处理框架中^[19], 以结合两者各自的优势得到更好的处理结果。

其中, 基于 NL 算子的总变差正则化方程为

$$J_{NLTV}(\mathbf{u}) = \int |\nabla_{NL} \mathbf{u}| = \int_{\Omega} \sqrt{\int_{\Omega} (u(x) - u(y))^2 w(x, y) dy dx} \quad (19)$$

式(19)中的 NL 算子的主要思想是将梯度和散度两个传统的局部定义, 通过图论的相关思想扩展到非局部, 使用 NLM 方法计算各像素间的相似度以得到各像素相互间的权重, 从而构造 NL 梯度算子与 NL 散度算子。令 $\Omega \subset \mathbf{R}^2$, $x, y \in \Omega$, NL 算子定义为

$$\nabla_{NL} \mathbf{u}: \Omega \rightarrow \Omega \times \Omega$$

$$(\nabla_{NL} \mathbf{u})(x, y) = (u(y) - u(x)) / \sqrt{w(x, y)} \quad (20)$$

$$\text{div}_{NL} \mathbf{v}: \Omega \times \Omega \rightarrow \Omega$$

$$\text{div}_{NL} \mathbf{v}(x) = \int_{\Omega} (v(x, y) - v(y, x)) / \sqrt{w(x, y)} dy \quad (21)$$

权重系数 $w(x, y)$ 的计算使用 NLM 中的形式, 即

$$w(x, y) = \exp\left(-\frac{(G_a * |v(x + \cdot) - v(y + \cdot)|^2)(0)}{h^2}\right) \quad (22)$$

式中, \mathbf{v} 为已知图像, G_a 为标准差为 a 的高斯核函数, h 为滤波器系数, $\mathbf{v}(x + \cdot)$ 为图像 \mathbf{v} 中以 x 点为中心的图像块灰度值矩阵。由式(22)可知, 两个像素的周围结构越相似, 则权重系数越大。在实验中, 基于存储空间与计算速度的考虑, 通常采用半局部方法计算权重系数, 即对于每个像素, 只计算其周围一定窗口大小内像素的权值, 认为其余像素对该像素的权值为 0, 这个窗口即为查找区域。因此, NLM 方法中还需要使用相似性度量块大小与查找区域块大小两个参数, 相似性度量块尺寸为对比相似度的各图像片的尺寸; 查找区域块尺寸则确定了计算权值的区域, 当查找区域块尺寸为原图像尺寸时, 即为原始的全局部 NLM 方法。

3.2 自适应参数选择方法

首先, 给出基于 NLTV 的消除不规则采样的图像复原模型

$$\arg \min_u \lambda J_{NLTV}(\mathbf{u}) + \frac{1}{2} \|\mathbf{W}(\mathbf{SHFu} - \mathbf{g})\|_{L^2(\Lambda)}^2 \quad (23)$$

滤波器参数 h 对于 NLM 权重系数的计算影响很大, h 需要根据图像片的噪声情况进行确定, 过大的 h 会导致过度去噪, 丢失细节信息, 过小的 h 则会导致去噪效果不明显。本文迭代过程中, 即使能够获得退化图像的噪声信息, 由于去噪是在 \mathbf{g}_k^{i+1} 上进行的, 需要得到 \mathbf{g}_k^{i+1} 上的噪声信息。因此, 自动化地在每次迭代时确定滤波器参数 h , 能够提高处理结果。

受局部总变差正则化的启发, 首先定义局部方差

$$P_r(x, y) = \frac{1}{|\Omega|} \times \int_{\Omega} (I(x', y') - I_r(x', y'))^2 \omega_{x, y}(x', y') dx' dy' \quad (24)$$

式中, $\omega_{x, y}(x', y') = \omega(|x' - x|, |y' - y|)$ 为一个规则化的光滑窗口, 在此将其设置为高斯函数, I_r 原则上应为原始图像, 然而实际中无法得到原始图像,

在此使用过光滑的预处理图像 us 以近似原始图像。 Ω 为计算局部方差的范围,在此将其设置为与 NLM 方法中的查找范围相同。

使用得到的局部方差计算 NLM 滤波器系数

$$h = \frac{\alpha}{|\Lambda|} \int_{\Lambda} P_r(x, y) dx dy \quad (25)$$

式中, $|\Lambda|$ 表示采样点的数量,即对每一采样点的局部方差求平均值,乘以系数 α 后即可得到 NLM 滤波器系数 h 。

由以上非局部正则化以及 NLM 滤波器系数 h 的确定方法,可以将第 2 节提出的 Bregman 交替迭代遥感图像复原方法推广到非局部正则化形式下,则自适应的非局部 Bregman 交替迭代遥感图像复原方法可归纳为

```
While  $\|u_k^{n+1} - u_{k-1}^{n+1}\| / \|u_k^{n+1}\| > \tau$  or  $k < maxtimes$ 
For  $i = 1:n$ 
 $g_k^{i+1} = \operatorname{argmin}_g \|W(SHFg - f)\|^2 + \lambda_1 \|g - u_k^i - b^k\|^2$ 
 $W = \omega(g_k^{i+1}, us, \alpha)$ 
 $u_k^{i+1} = \operatorname{argmin}_u \lambda_1 \|u - g_k^{i+1} + b^k\| + \lambda_2 \|u\|_{TV}$ 
End
 $b^{k+1} = b^k + u_k^{n+1} - g_k^{n+1}$ 
 $k = k + 1$ 
End
```

非局部正则化方法的收敛性,依然是一个需要继续研究的问题,现阶段还没有相应理论。在实验中,通常随着迭代次数的增加复原结果逐渐提升,达到顶点后回落,实验中只要正则化参数设置得当,迭代次数适度,都能得到较好的复原结果。对于非局部正则化方法收敛性的研究以及迭代停止条件判定的问题,还有待进一步研究。

4 实验结果与分析

将本文提出的两种方法与使用坎贝尔投影的总变差图像复原方法(以下简称 CPTV 方法)^[20]以及同样基于 Bregman 迭代的 BOS(bregmanized operator splitting)方法^[11](引言部分有简要介绍)进行比较,以验证所提出方法的有效性。

为了生成具有各种退化因素的实验图像,首先对原始图像加入模糊,此处使用的为 SPOT-5 的系统调制传递函数(MTF)模型,具体模型为

$$\hat{h}(\xi, \eta) = e^{-4\pi\beta|\xi|} e^{-4\pi\alpha\sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \operatorname{sinc}(2\xi)\operatorname{sinc}(2\eta)\operatorname{sinc}(\xi) \quad (26)$$

式中, $\xi, \eta \in \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$, $\alpha = 0.58$, $\beta = 0.14$ 。使用式(26)对原始图像进行滤波操作,得到具有模糊的退化图像。然后根据式(4),由 A 和 T_e 的取值得到不规则采样点的位置,并使用 NUFFT^[21]计算图像在不规则采样点处的像素灰度值,得到具有模糊和不规则采样的退化图像。实验中,为了测试算法的有效性,设置 $A = 1$, $T_e = 10$,因此退化图像将表现出明显的不规则采样效果。最后,在此基础上加入 $\sigma = 1$ 的高斯白噪声。

参数设置方面,本文方法与对比方法中的参数均通过实验,选择复原结果较好时的参数值。各种复原方法的迭代停止条件均为 $\|u_k^{n+1} - u_{k-1}^{n+1}\| / \|u_k^{n+1}\| < 10^{-2}$ 。CPTV 复原方法中设置 $\lambda = 0.005$ 。BOS 方法中, $\lambda = 0.005$,其他参数与原文献相同。本文提出的 Bregman 交替迭代遥感图像复原方法(以下简称 BTV 方法)中设置 $\lambda_1 = 0.002$, $\lambda_2 = 0.00004$,内循环次数 n 设置为 1 或 2。自适应的非局部 Bregman 交替迭代遥感图像复原方法(以下简称 ANLBTV 方法)中设置块尺寸为 5×5 ,搜索范围为 21×21 ,高斯函数的方差设置为 5 以计算局部方差,系数 $\alpha = 3$ 以计算 NLM 滤波器系数 h 。评价指标使用经典的峰值信噪比(PSNR)与结构相似度(SSIM)进行评判。PSNR 单位为 dB,PSNR 越大,认为复原图像质量越好;SSIM 为一个取值为 $[0, 1]$ 之间的数,越接近 1,认为复原图像越接近于原始图像。使用 3 幅遥感图像进行实验,如图 1 所示。

首先,对 CPTV 图像复原方法、BOS 图像复原方法与本文提出的 Bregman 交替迭代遥感图像复原方法的收敛速度进行比较,实验图像为图 1(a),3 种方法的收敛速度示意图如图 2 所示,对数相对差异为 $\log \|u^k - u^{k-1}\| / \|u^k\|$ 。由图 2 中可以看到,BOS 图像复原方法在迭代初期的收敛速度快于 CPTV 图像复原方法,而 Bregman 交替迭代遥感图像复原方法的收敛速度则明显优于这两种图像复原方法,达到同一精度所需要的迭代次数也少于这两种图像复原方法,如要达到 $\|u_k^{n+1} - u_{k-1}^{n+1}\| / \|u_k^{n+1}\| < 10^{-2}$ 的收敛精度,CPTV 方法需要迭代 27 次,BOS 方法需要迭代 16 次,而 BTV 方法只需要迭代 8 次。因此在运行效率与复原结果方面,Bregman 交替迭代遥感图像复原方法均优于 CPTV 图像复原方法与 BOS 图像复原方法。

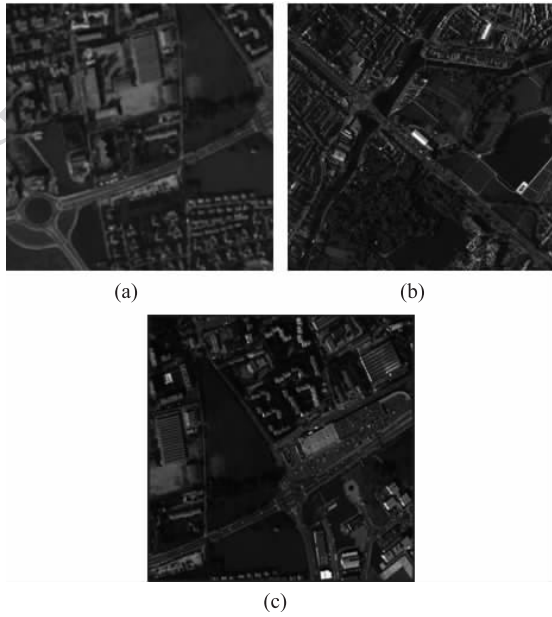


图 1 实验中的遥感图像

Fig. 1 Remote sensing images used in the experiments

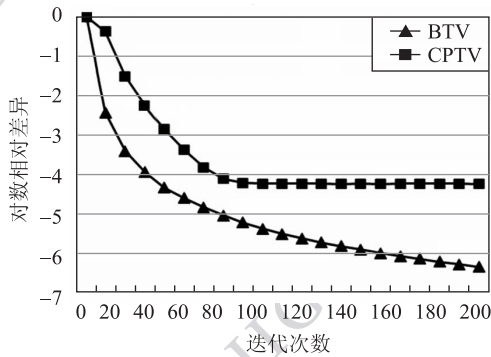


图 2 CPTV、BOS 与 BTV 的收敛速度

Fig. 2 Convergence speed between CPTV, BOS and BTV

将对本文提出的两种方法与 CPTV 图像复原方法和 BOS 图像复原方法的复原图像进行比较,在此使用图 1(b)作为实验图像,退化图像与各方法的复原结果图像如图 3 所示。可以看到,BTV 方法和 ANLBTV 方法较 CPTV 方法和 BOS 方法的复原结果有较大的提升,并且 ANLBTV 方法在细节信息的复原方面处理得更好。

将 3 幅实验图像复原结果的评价指标列入表 1 中,以比较各方法的复原客观评价结果。由表 1 所示,本文 BTV 方法的 PSNR 与 SSIM 指标均高于 CPTV 方法,SSIM 指标与 BOS 方法的基本相当,但 PSNR 比 BOS 方法的略高,而 ANLBTV 方法的评价指标又均高于 CPTV 方法、BOS 方法和 BTV 方法的评价指标,且提升明显。

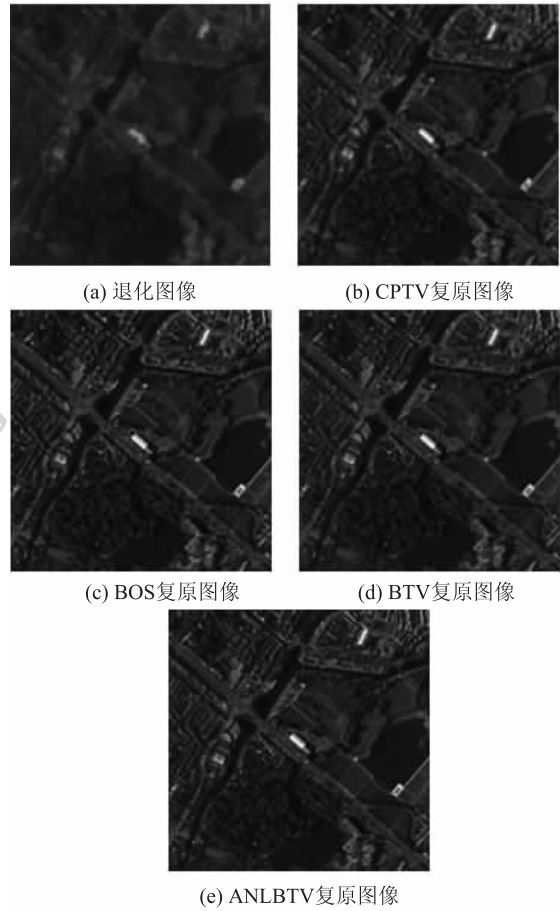


图 3 各方法在图 1(b)上的复原结果图像

Fig. 3 Restoration results of various methods on the Fig. 1(b)

表 1 各方法在实验图像上的评价指标

Table 1 Indices of various methods on experiment images

实验图像	复原方法	PSNR/dB	SSIM
图 1(a)	CPTV	28.21	0.888
	BOS	28.28	0.893
	BTV	28.30	0.894
	ANLBTV	29.76	0.920
图 1(b)	CPTV	23.89	0.642
	BOS	24.42	0.689
	BTV	24.53	0.687
	ANLBTV	25.06	0.725
图 1(c)	CPTV	24.59	0.690
	BOS	25.59	0.740
	BTV	25.62	0.743
	ANLBTV	26.20	0.768

5 结 论

本文提出了一种遥感图像消除不规则采样的总变差图像复原方法,基于 Bregman 迭代方法,结合不规则采样复原算法以达到同时去除多种图像退化因素的目的。同时,在该方法基础上,针对总变差图像复原模型具有阶梯效应以及纹理细节信息保持较差等不足,引入非局部正则化的方法以提高复原图像的纹理细节信息保持能力,并且提出了一种自适应确定非局部均值滤波器参数的方法。求解时,运用交替最小化的方法将复原问题分割为两个容易求解的子问题,能够提高求解速度。实验结果表明,本文 Bregman 交替迭代方法相比于传统总变差方法以及其他基于 Bregman 迭代方法收敛快、复原结果好。并且加入自适应非局部正则化的 Bregman 交替迭代方法则具有更好的纹理细节保持能力,两种方法均能够有效地去除不规则采样、模糊、噪声等多种退化因素。今后的工作将主要针对非局部正则化的收敛性、迭代停止条件等方面进行更深入的研究。

参考文献 (References)

- [1] Tuia D, Camps V G. Recent advances in remote sensing image processing[C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt:IEEE,2009,3705-3708.
- [2] Li D X, Zhao Y, Xu D. Restoration algorithm based on the non-negativity and support constraints recursive inverse filtering technique for the turbulence degraded images[J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(5): 2062-2067. [李东兴, 赵剡, 许东. 基于非负支持域递归逆滤波技术的湍流退化图像复原算法[J]. 宇航学报, 2009, 30(5): 2062-2067.]
- [3] Xie B, Jiao B L. The PSF estimation method and image restoration algorithm based on Image-Motion analysis of spaceborne TDICCD camera[J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(3): 936-940. [榭冰, 焦斌亮. 基于航天 TDICCD 相机像移分析的 PSF 估计及图像复原算法研究[J]. 宇航学报, 2010, 31(3): 936-940.]
- [4] Li T C, Tao X P, Feng H J, 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.]
- [5] He X J, Jin G, Yang X B, et al. Imaging model and image recovering algorithms of spaceborne camera in the end of orbit life[J]. Acta Geodaetica et Cartographica, Sinica, 2010, 39(6): 579-584. [贺小军, 金光, 杨秀彬, 等. 星载相机轨道末期成像模型及图像复原算法[J]. 测绘学报, 2010, 39(6): 579-584.]
- [6] Liu Z J, Zhang Z, Xia D S. MTF compensation combining reciprocal cell with shift invariance wavelet[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 48-49: 719-723.
- [7] Shen H, Li S M, Mao J G, et al. Digital image restoration techniques: a review[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(9): 1764-1775. [沈岷, 李舜酩, 毛建国, 等. 数字图像复原技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9): 1764-1775.]
- [8] Antonin C, Pierre L L. Image recovery via total variational minimization and related problems[J]. Numer. Math., 1997, 76(2): 167-188.
- [9] Stanley O, Martin B, Donald G, et al. An iterative regularization method for total variation-based image restoration[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2006, 4(2): 460-489.
- [10] Tom G, Stanley O. The split Bregman method for L1 regularized problems[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 323-343.
- [11] Zhang X Q, Martin B, Xavier B, et al. Bregmanized nonlocal regularization for deconvolution and sparse reconstruction[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2010, 3(3): 253-276.
- [12] Yi L Y, Lu X L, Wang J J, et al. Image restoration based on Bregman iterative double regularization[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(3): 350-356. [易丽娅, 鲁晓磊, 王进军, 等. 图像复原的 Bregman 迭代双正则化方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 350-356.]
- [13] Thomas S. Computationally attractive reconstruction of bandlimited images from irregular samples[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(4): 540-548.
- [14] Andres A, Vicent C, Gloria H, et al. Restoration and zoom of irregularly sampled, blurred and noisy images by accurate total variation minimization with local constraints[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2006, 5(1): 235-272.
- [15] Huang Y M, Michael K N, Wen Y W. A fast total variation minimization method for image restoration[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2008, 7(2): 774-795.
- [16] Patrick L C, Valerie R W. Signal recovery by proximal forward-backward splitting[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 4(4): 1168-1200.
- [17] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: IEEE, 2005, 2, 60-65.
- [18] Guy G, Stanley O. Nonlocal operators with applications to image processing[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2008, 7(3): 1005-1028.
- [19] Xiao L, Wei Z H, Wu H Z. NLTV: a non-local digital TV filtering algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(9): 1318-1325. [肖亮, 韦志辉, 吴慧中. NLTV: 非局部数字全变差滤波算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(9): 1318-1325.]
- [20] Antonin C. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20(1/2): 89-97.
- [21] Zhou X, Sun H J, He J W, et al. NUFFT-based iterative reconstruction algorithm for synthetic aperture imaging radiometers[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(2): 273-276.