

文章编号 1004-924X(2014)07-1886-10

联合块匹配与稀疏表示的卫星云图修复

金 炜, 王文龙*, 符冉迪, 田文哲, 尹曹谦

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要:针对卫星云图在接收及传输过程中受噪声、大气湍流、太阳风暴及卫星轨道漂移等影响造成的云图数据破损,提出了一种联合块匹配与稀疏表示的卫星云图修复方法。首先,根据破损区域的优先权值确定待修复像素,对该像素的邻域进行分块处理。然后,利用待修复块与各匹配块之间的结构相似度,建立相应的冗余字典;通过求解稀疏表示问题修复该破损区域。最后,沿着等照度线不断更新优先权值,实现整幅图像的修复。实验结果表明,提出的方法不仅能避免传统偏微分方程(PDE)修复法所导致的结构丢失,也能很好地改善基于纹理填充修复方法所导致的修复不足及块效应现象。测试结果显示:在云图存在局部区域缺失时,修复后云图的峰值信噪比(PSNR)比匹配追踪法及总变分法的修复结果平均提高了 8.50 dB 和 0.28 dB,而且在纹理细节及边缘区域具有更好的视觉效果。

关键词:卫星云图;图像修复;块匹配;稀疏表示

中图分类号:TP75 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20142207.1886

Satellite cloud image inpainting based on patch matching and sparse representation

JIN Wei, WANG Wen-long*, FU Ran-di, TIAN Wen-zhe, YIN Cao-qian

(Faculty of Information Science & Technology, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

* Corresponding author, E-mail: wwl6955611@163.com

Abstract: For some defects of satellite cloud images caused by noises, atmospheric turbulence, solar storms and satellite orbit drifts in the receiving and transmission process, a novel satellite cloud image inpainting method using patch matching and sparse representation was proposed. Firstly, a pixel to be inpainted was searched according to the priority of the damaged area. The neighborhood of this pixel was divided into patches, and a redundant dictionary was constructed by calculating the structural similarity of inpainting patch and matching patches. Then the damaged area was repaired by solving a sparse representation problem. Finally, the whole cloud image was inpainted by updating priority along an isophote repeatedly. The experimental results show that the proposed method can not only avoid the structure missing from the traditional Partial Differential Equation (PDE) method, but also can improve the texture details and blocking effect of the texture filling repair method. For the cloud image with local defects, the inpainted image by proposed method can improve Peak Signal to Noise

收稿日期:2013-10-10;修订日期:2013-11-29.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61271399, No. 61373068);浙江省自然科学基金资助项目(No. Y1111061);宁波市自然科学基金资助项目(No. 2011A610192, No. 2013A610055);宁波市科技创新团队研究计划资助项目(No. 2011B81002);宁波大学研究生教育改革研究重点项目(No. JGZDI201202);宁波大学科研基金资助项目(No. XYL12003, No. XKXL1306)

Ratio(PSNR) by 8.50 dB and 0.28 dB as compared to Matching Pursuit (MP) method and Total Variation (TV) method respectively. It shows better visual effects on texture details and edge regions.

Key words: satellite cloud image; image inpainting; patch matching; sparse representation

1 引 言

气象卫星通过遥感技术在地球上空对地面物体和云层表面的辐射进行接收处理,然后再把数据传到地面接收站形成卫星云图。气象卫星云图是人们监测和预警灾害性天气的重要信息来源。由于卫星云图是基于遥感成像原理获得的,因此不可避免地会受到诸如噪声、大气湍流、太阳风暴及卫星轨道漂移等的影响,而且在传输过程中,也有可能出现部分数据丢失及失真现象^[1-3],如2003年10月31日我国风云2号B星就出现过传送云图数据缺失的情况。云图数据缺损不仅影响了公共气象保障服务,而且可能对航空等行业造成不可挽回的后果。因此,实现气象云图的修复具有重要的现实意义。

云图修复属于图像修复范畴,主要包括基于偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)的修复法、纹理填充修复法和稀疏表示修复法。M. Bertalmio于2000年提出的PDE方法利用逐渐扩散填充的思想自动有效地填充目标区域^[4],在此基础上,还演变出了全变分修复方法和曲率扩散修复模型。此类修复方法在修复纹理图像或大面积纹理区域缺失的图像时会产生模糊效应,因此修复效果较差。Criminisi采用在待修复区域周围选择优先级最大的图像块来填充缺失区域,并不断更新优先度来修补剩余区域,从而实现了较好的纹理修复效果^[5]。但当修复面积较大时,基于纹理块的填充方案会出现明显的块效应。为了从根本上解决图像修复的难题,有必要从图像处理的最底层问题,即图像表示出发开展研究。视觉神经系统的研究表明:视觉皮层V1区神经元的感受野能够对视觉感知信息产生一种稀疏表示。在此理论指导下,稀疏表示理论已在图像重建、图像复原、图像超分辨率、图像识别等方面得到了成功的应用^[6]。由于图像修复本质上是在一定约束条件下的图像复原问题,从数学角度来讲,为了求解欠定方程问题,约束条件是信号必须为稀疏的,或在某个变换域是稀疏的,因此结合稀疏

表示理论的图像修复方法已成为图像修复领域的一个研究热点^[7-9]。目前,以匹配追踪(Matching Pursuit, MP)算法和基追踪(Basis Pursuit, BP)算法^[10]为主的稀疏分解算法已应用于图像修复,但匹配追踪算法有着自身无法克服的“贪婪性”缺陷,易产生过匹配现象,严重影响了图像修复的质量。

卫星云图纹理细节丰富^[11],如对流性较强的积云富含褶皱及斑点纹理;红外云图中的层云纹理结构光滑;卷云呈纤维状纹理;而积雨云往往在云顶最高处,呈现团状纹理等。因此如何充分利用图像的全局自相似性,减少对纹理细节的破坏是云图修复的基本要求。本论文提出了一种基于云图块匹配策略的稀疏修复方案。首先根据优先权搜索到待修复点并对其邻域分块,通过比较邻域块与待修复块的相似度,选择最优匹配块;然后利用稀疏表示方法构建字典重建该块;最后通过更新优先权值,沿等照度线实现整个破损区域的修复。该方法不仅能避免传统PDE修复法所导致的结构丢失,也能很好地改善基于纹理填充修复方法所导致的细节纹理修复不足及块效应现象,具有良好的修复效果。

2 基于块匹配的图像修复

卫星云图是一类纹理细节异常丰富的图像,不同程度的破损会严重影响云图后续的分类、分割等应用,从而导致天气状况的误判。在云图修复过程中,好的修复方法有利于图像各修复点的良好衔接,也可有效避免块效应的产生。由于图像相邻像素间具有相关性,因此缺损信息往往蕴含于周边区域像素中,本文主要以块为修复区域,通过与缺损区域的周边子块进行相似度匹配来指导整幅图像的修复。

2.1 修复方向及其优先权的计算

传统的基于非线性扩散思想的图像修复方法通过确定各修复像素的先后顺序来改善纹理修复过程中对于结构信息修复的不足,这种方法最早应用于纹理合成图像的修复中。本文借鉴了传统

图像修复方法的思想,首先检测图像待修复区域的边缘或纹理细节 $\delta\Omega$,根据式(1)计算 $\delta\Omega$ 上各像素的优先权:

$$P_p = C_p \cdot D_p, \quad (1)$$

其中: C_p 表示置信度,描述像素 p 在其邻域可靠信息量的大小; D_p 描述像素 p 的等照度线结构强度; P_p 表示像素 p 的优先权值; C_p, D_p 分别定义如下:

$$C_p = \frac{\sum_{q \in N_p \cap \bar{\Omega}} C_q}{|N_p|}, \quad (2)$$

$$D_p = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha}, \quad (3)$$

式中: ΔI_p^\perp 表示边界上像素 p 的等照度线方向; $|N_p|$ 表示待修复块 N_p 的面积; α 为归一化因子(一般取 255)。在初始化过程中,若待修复块 N_p 内的像素 $q \in \Omega$,取 $C_q = 0$,若 $q \in \bar{\Omega}$,取 $C_q = 1$ 。如图 1 所示, n_p 表示破损区域 Ω 边缘像素 p 的法线方向。在像素 p 处,等照度线的强度越大,则等照度线与边界 $\delta\Omega$ 的法向量的夹角越小, D_p 的值就越大, p 代表的优先权也越大。沿着等照度线的方向进行修复,更有利于复原图像中的纹理结构,可以有效地避免边缘模糊现象。

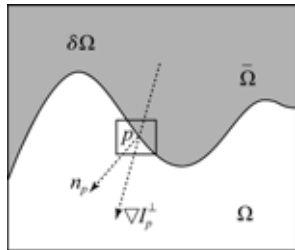


图 1 优先权计算示意图

Fig. 1 Schematic diagram of priority calculation

2.2 纹理块相似度计算

在传统的基于纹理合成的修复算法中,常采用的像素值误差块匹配方案会产生明显的块效应,不利于纹理的修复。为了避免块效应的产生,本文采用一种基于结构相似度的块匹配算法来寻找待修复块的最优匹配块。Zhou Wang 等人认为人眼视觉系统的主要功能是从视觉区域提取图像中的结构化信息,并于 2004 年提出了基于人眼视觉特性的结构相似度 (Structural Similarity Index Measurement System, SSIM) 图像质量评价系统^[12],其理论框架如图 2 所示。SSIM 理论是一种全新的思想,不同于以往自底而上的模拟

人眼视觉特性 (Human Visual System, HVS) 的低阶组成结构思想,它是从高层模拟 HSV 的整体功能,因而可以很好地估算 2 个复杂图像的结构失真。

假设存在参考图像 x 和估计图像 y ,则其结构相似度计算公式可表示为:

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma, \quad (4)$$

其中: $l(x, y)$ 为亮度相关函数,其定义为:

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}; \quad (5)$$

$c(x, y)$ 为对比度相关函数,其定义为:

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}; \quad (6)$$

$s(x, y)$ 为结构相关函数,定义为:

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}, \quad (7)$$

式中: μ_x 和 μ_y 分别表示参考图像和估计图像的均值, σ_x 和 σ_y 分别表示参考图像和估计图像的方差。可以看出,结构信息注重图像中客观存在的特征,而结构相似度算法更有利于找出图像中的相似关系,更接近人的主观评价。

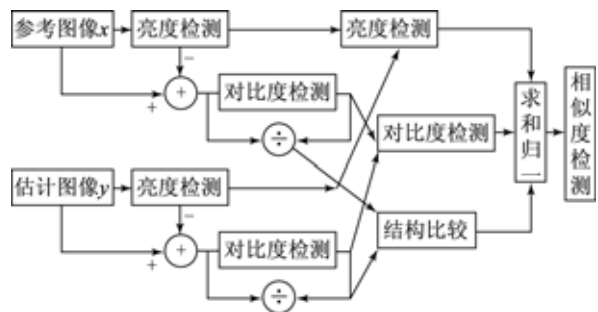


图 2 SSIM 理论框架

Fig. 2 Theoretical framework of SSIM

3 云图稀疏修复模型的建立

3.1 云图的稀疏表示

假设将卫星云图按行堆叠表示成向量 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^m$,其中云图完整区域表示为 $\mathbf{y}_1 \in \mathbf{R}^l$,破损区域表示为 $\mathbf{y}_2 \in \mathbf{R}^{m-l}$,则整幅云图可写成:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

云图的修复过程就是根据云图的完整区域 \mathbf{y}_1 恢复出理想云图。稀疏表示理论认为,如果存在一种字典 $\Phi \in \mathbf{R}^{m \times n} (m \ll n)$,并且可以用少量字

典原子的线性组合良好地表示信号 \mathbf{Y} ,那么就说明信号 \mathbf{Y} 可以在字典 Φ 下进行稀疏表示,即:

$$\mathbf{Y} = \Phi \cdot \alpha_0, \quad (9)$$

式中: α_0 为信号 \mathbf{Y} 的稀疏表示系数,它只存在有限个非零值。云图的稀疏修复就是充分利用 \mathbf{Y} 中的已知信号 y_1 重构出理想云图,假设字典 Φ 可写成两部分 $\Phi_1 \in \mathbf{R}^{l \times n}$, $\Phi_2 \in \mathbf{R}^{(m-l) \times n}$, 如下所示:

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

其中: Φ_1 为与云图完整区域 y_1 对应的过完备字典,满足:

$$y_1 = \Phi_1 \cdot \alpha_0, \quad (11)$$

Φ_2 为与破损区域 y_2 对应的过完备字典,满足 $y_2 = \Phi_2 \cdot \alpha_0$, 由于区域 y_2 未知,因此该式无实际意义。因而卫星云图稀疏修复的问题可以转化为如何根据式(11),找到最合适的稀疏系数 α_0 ,再根据式(9)近似恢复出理想云图。

3.2 字典学习算法

对于云图的稀疏表示,除了要求解稀疏系数外,过完备字典的构造也相当重要。构造字典就是在信号稀疏表示意义下寻找最优基,同时需要满足稀疏表示唯一性的约束。假如存在一个样本集 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}^i\}_{i=1}^K$, 其稀疏表示问题可表示为:

$$\min \|\mathbf{a}\|_p, \text{ s. t. } \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{a}\|_2 \leq \epsilon, \quad (12)$$

其中: Φ 为对应于样本集的过完备字典; \mathbf{a} 为稀疏系数。在过完备字典的优化生成算法中,比较经典的是 Aharon 等人提出的 K 奇异值分解(K-SVD)算法^[13]。该算法可有效缩减字典原子数,并保留初始字典的所有信息。该算法可将式(12)的 NP-hard 问题转化为一个凸优化问题,如式(13)所示:

$$\Phi = \underset{\Phi, \alpha_i}{\operatorname{argmin}} \sum_i \|\mathbf{Y}^i - \Phi \alpha_i\|_2^2, \quad (13)$$

$$\text{ s. t. } \|\alpha_i\|_0 \leq T_0,$$

式中: T_0 表示稀疏度。为了求解式(13), K-SVD 采用两步交替迭代的方案,首先固定字典 D (初始时可给定一个过完备 DCT 字典)^[14], 采用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)求解每个样本的稀疏表示系数,对于每一个字典原子,找到在稀疏表示时使用了该字典原子的样本数据序号,计算表示误差矩阵,并从中选择出和该原子有关的部分组成子矩阵,再对该子矩阵进行 SVD 分解,利用分解结果更新当前的字典原子。

以上过程交替迭代,直到收敛。

例如当前需要更新字典的第 k 列,则目标函数(13)可写为如下形式:

$$\sum_i \|\mathbf{Y}^i - \Phi \mathbf{a}_i\|_2^2 = \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{a}\|_2^2 =$$

$$\|\mathbf{Y} - \sum_{j=1}^K \Phi_j \mathbf{a}_j^T\|_2^2 =$$

$$\|(\mathbf{Y} - \sum_{j \neq k} \Phi_j \mathbf{a}_j^T) - \Phi_k \mathbf{a}_k^T\|_2^2 =$$

$$\|\mathbf{E}_k - \Phi_k \mathbf{a}_k^T\|_2^2. \quad (14)$$

式中: Φ_k 表示字典中的第 k 列原子,对应系数为 \mathbf{a}_k^T , \mathbf{E}_k 表示去除原子 Φ_k 后的稀疏表示误差。为了最小化式(14),即使得 $\Phi_k \mathbf{a}_k^T$ 最接近 \mathbf{E}_k , 可对 \mathbf{E}_k 进行 SVD 分解 $\mathbf{E}_k = \mathbf{U} \Delta \mathbf{V}^T$, 利用矩阵 \mathbf{U} 的第一列代替 Φ_k , 利用矩阵 \mathbf{V} 的第一列与 $\Delta(1,1)$ 的乘积修正 \mathbf{a}_k^T 。为了得到理想的过完备字典 Φ , 只需对字典逐列更新修正,直至满足收敛条件。

3.3 云图的修复

鉴于块匹配技术及稀疏表示理论在图像修复中的优势,本文提出了一种采用块匹配的卫星云图稀疏修复方法。首先利用优先权确定云图的待修复像素 p , 如图3所示;再以 p 为中心选取 3×3 的邻域块 M_p 。为避免全局搜索而导致修复效率低,在 p 点外延出 9×9 的搜索区域 M (虚线框内部分),再对虚线内的云图块 M 进行 3×3 的可重叠分块处理,得到子块 M_i (由于允许块间重叠,因此子块数目可大于9),并满足下式:

$$M = \bigcup M_i, (1 \leq i \leq N, N > 9). \quad (15)$$

由于搜索区域 M 中有许多子块部分或全部位于破损区 Ω 内,存在严重的数据丢失现象,实际操作中应将其丢弃,仅保留如图4所示的全部位于完整区域 $\bar{\Omega}_i$ 内的子块。这样不但能提高数据可靠性,还能减少修复处理时匹配块的搜索时间。保留处理后的云图块分别与 M_p 进行结构相似度匹配,通过阈值处理,仅保留相似度较大的 K 个匹配块,最终保留的云图块 M_k 表示为:

$$M_k = \bigcup M_i, (1 \leq i < K < N). \quad (16)$$

与最终保留的云图块 M_k 对应的字典 $\Phi = \{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_K\}$ 可通过 K-SVD 计算得到,则待修复区域 M_p 的稀疏表示模型为:

$$\operatorname{argmin} \|\alpha_0\|_0, \text{ s. t. } \|\mathbf{M}_p - \Phi \alpha_0\|_2^2 < \zeta, \quad (17)$$

其中: ζ 为稀疏编码误差。式(17)是一个 L_0 正则优化问题,可通过正交匹配追踪算法,得到最优系数向量 α_0 ,再求解待修复区域 M_p 的最优逼近值,从而更新该待修复区域。

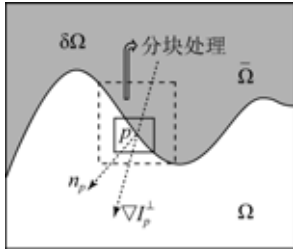


图 3 云图分块示意图

Fig. 3 Diagram of cloud image patching

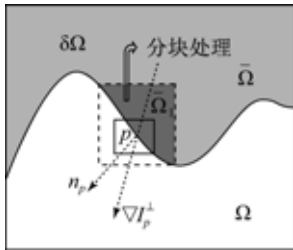


图 4 搜索区域分块选择示意图

Fig. 4 Diagram of patch selection in searching area

3.4 算法步骤

根据上述分析,本文提出一种联合块匹配与稀疏表示的卫星云图修复方法,具体步骤如下:

Step1:通过阈值处理,标记卫星云图的待修复区域。其中云图完整区域的像素,标记为“0”,而待修复的破损区域,标记为“1”,并建立掩模图像;

Step2:检测破损区域边缘 $\delta\Omega$,计算边缘像素的优先权值,找到优先权值最大的像素 p ,将其作为起始修复点,以 p 为中心选取 3×3 邻域 M_p ,并将以 p 为中心的 9×9 邻域作为搜索区域,进行可重叠的 3×3 分块处理,得到各个子块 $M_i, (i > 9)$;

Step3:根据掩模选取 M_i 中位于完整区域内

的子块,计算各子块与 M_p 的结构相似度,通过阈值处理,选取相似度较大的匹配块,得到最终云图匹配块的集合 M_k ,根据稀疏表示原理重建以 p 为中心的破损区域 M_p ;

Step4: M_p 区域修复后,更新整个图像的完整区域和破损区域;

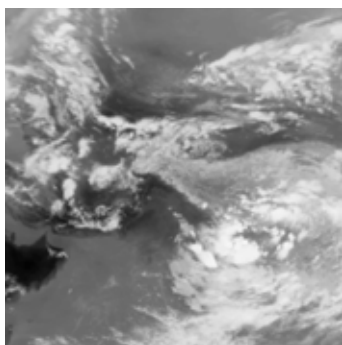
Step5:重复步骤 Step2~Step4,直到破损区域 Ω 修复完整。

4 实验结果及讨论

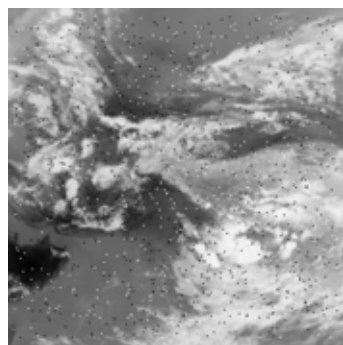
下面通过数值实验来验证本文所提出的云图修复方法的有效性,并将其与文献[9]所采用的匹配追踪(MP)修复方法及 Pascal Getreuer 所采用的全变分(TV)修复方法进行比较^[15]。考虑到实际成像时卫星存在轨道漂移,并且信号在传输过程中会出现数据丢失及噪声干扰等现象,从而使得所获取的卫星云图有两类常见的破损:噪声(主要表现为椒盐噪声)及区域缺失。实验中通过对选取的理想云图进行加噪(椒盐噪声)和区域缺失处理,得到不同破损程度的待修复云图。实验在 Windows XP, Pentium(R) G2030@3.00 GHz CPU, 2 GB 内存的环境下运行。实验云图取自 FY2D 卫星 2012 年 6 月 20 日 15 时 45 分的红外 IR1 通道,选取其中 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的区域进行实验。实验以峰值信噪比(PSNR)衡量破损程度,PSNR 越低,则表示破损越严重,PSNR 定义如下:

$$\text{PSNR} = 10 \lg(255^2 / \text{MSE}), \quad (18)$$

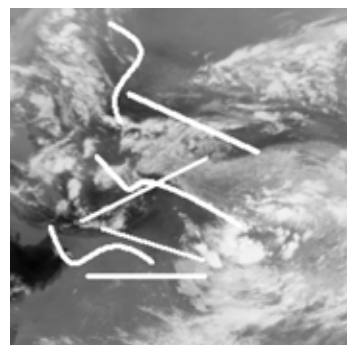
式中:MSE(Mean Square Error)为理想云图与破损云图的均方误差;图 5 为原始云图及经破损处理后的待修复云图。



(a)原始云图
(a) Original cloud image



(b)加噪云图(PSNR 22.776 5 dB)
(b) Noised cloud image



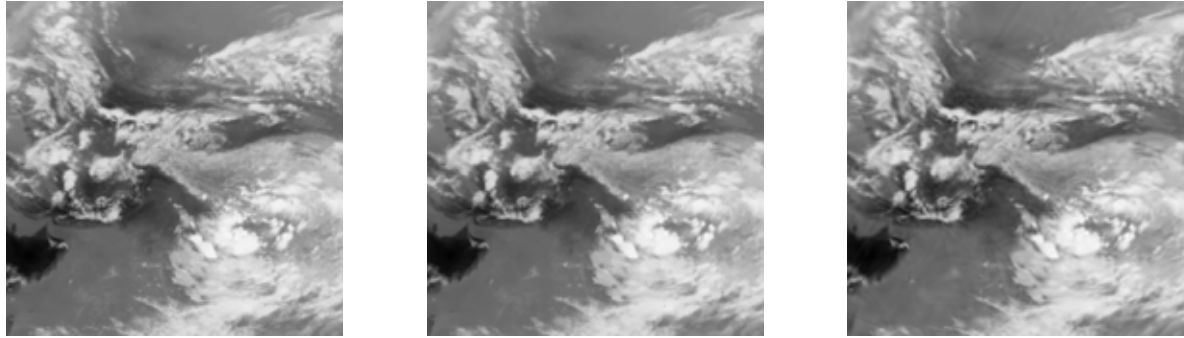
(c)缺失破损云图(PSNR 18.804 8 dB)
(c) Damaged cloud image

图 5 原始云图及破损云图

Fig. 5 Original cloud image and damaged cloud images

对图 5 所示的待修复云图分别采用本文方法、MP 修复方法及 TV 修复方法进行修复处理,图 6 为噪声污染云图的修复结果,图 7 为缺失破

损云图的修复结果,图 8 为图 7 局部区域(黑框标注区域)的放大。

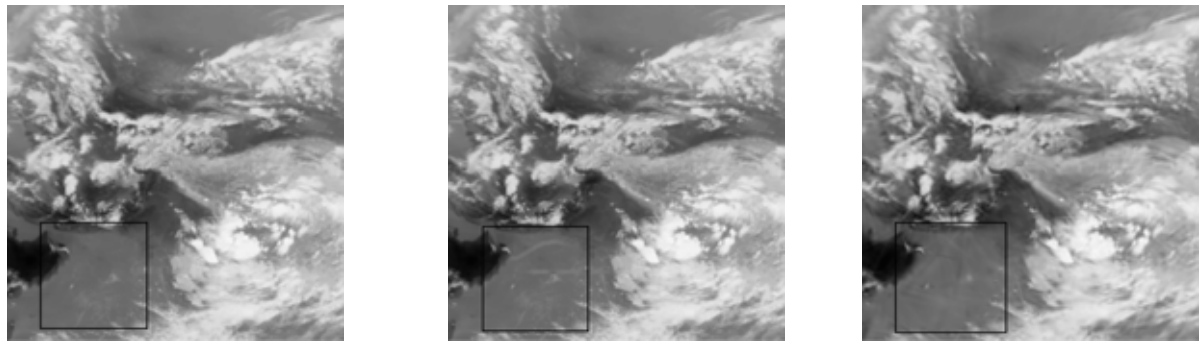


(a)本文方法降噪修复结果 (PSNR 49.134 9 dB) (b)TV 方法降噪修复结果 (PSNR 38.658 3 dB) (c)MP 方法降噪修复结果 (PSNR 34.640 5 dB)

(a)Denoising image of proposed method (b)Denoising image of TV method (c)Denoising image of MP method

图 6 采用不同方法修复噪声污染云图的结果

Fig. 6 Inpainting results of noised cloud image by using different methods

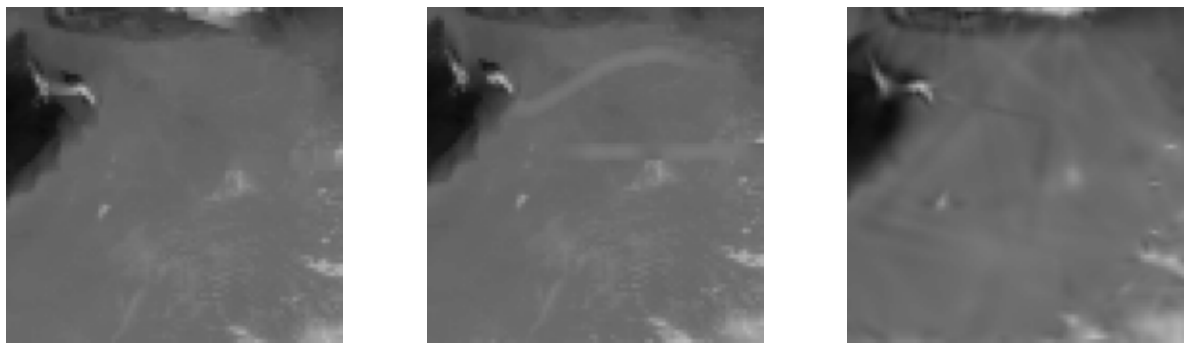


(a)本文方法修复结果 (PSNR 39.652 0 dB) (b) TV 方法修复结果 (PSNR 39.068 7 dB) (c) MP 方法修复结果 (PSNR 33.684 6 dB)

(a)Inpainting image of proposed method (b)Inpainting image of TV method (c)Inpainting image of MP method

图 7 采用不同方法修复缺失破损云图的结果

Fig. 7 Inpainting results of damaged cloud image by using different methods



(a)图 7(a)的局部放大 (b)图 7(b)的局部放大 (c)图 7(c)的局部放大
(a) 'Zoom-in' part of fig. 7(a) (b) 'Zoom-in' part of fig. 7(b) (c) 'Zoom-in' part of fig. 7(c)

图 8 破损云图修复结果的局部放大

Fig. 8 'Zoom-in' local part of inpainting results of damaged cloud image

由图 5~图 8 可以看出,图像修复技术不仅能有效抑制卫星云图中的噪声干扰,而且对于有区域缺失的破损云图也能获得很好的修复结果。对比来看,TV 方法的虽能较好地修复云图中的大尺度结构,但小尺度的纹理信息损失严重,并出现了“块效应”现象;从局部放大图可以明显看出,MP 方法修复的云图“线条感”明显,特别是对于破损区域的纹理修复较为粗糙,并出现了一些“魔影”干扰;而本文方法则能有效保持云图中的纹理等小尺度细节,且重建云图未出现模糊、不均匀等

现象,视觉效果更好。

本文采用峰值信噪比(PSNR)及结构相似度(SSIM)作为客观评价指标,定量评价了不同方法的性能。对于云图修复而言,PSNR 用于衡量修复结果相对于理想云图的保真度,而 SSIM 则可以度量修复云图与理想云图的结构相似度。一般来说它们的值越大,修复效果和质量越好。为了更好地说明本文方法对云图修复的有效性,本文设置了多组对比实验,实验结果如表 1 所示。

表 1 不同方法的 PSNR 和 SSIM 结果及计算效率

Tab.1 PSNRs, SSIMs and computational efficiency of different inpainting methods

破损方式	破损程度/dB	修复方法								
		本文方法			MP 方法			TV 方法		
		PSNR/dB	SSIM	时间/min	PSNR/dB	SSIM	时间/min	PSNR/dB	SSIM	时间/min
加噪处理	25.808 1	52.039 3	0.999 3	0.77	34.721 3	0.942 4	24.10	39.494 6	0.982 7	0.03
	22.776 5	49.134 9	0.998 9	0.39	34.640 5	0.941 4	24.08	38.658 3	0.980 1	0.03
	21.196 5	48.140 6	0.998 2	1.12	34.655 0	0.941 3	24.10	38.211 6	0.978 1	0.03
	20.079 5	46.379 6	0.997 5	1.45	34.589 7	0.941 3	24.07	37.465 9	0.975 9	0.03
	18.904 4	45.904 6	0.996 9	1.90	34.637 2	0.941 5	24.05	37.074 1	0.973 3	0.03
	18.147 9	44.975 1	0.996 2	2.20	34.540 8	0.940 6	24.22	36.517 7	0.970 6	0.04
区域缺失破损	27.836 3	51.584 9	0.999 2	0.29	34.724 4	0.941 3	24.37	51.040 5	0.998 8	0.03
	25.020 1	50.381 7	0.999 1	0.44	34.652 0	0.932 7	24.32	50.274 5	0.998 5	0.03
	18.804 8	39.652 0	0.988 2	1.67	33.684 6	0.920 5	24.37	39.068 7	0.984 7	0.08
	17.714 7	35.662 4	0.978 5	2.47	32.026 7	0.926 5	23.78	35.583 7	0.975 4	0.10
	17.584 9	37.959 4	0.983 1	2.43	33.165 8	0.923 4	24.17	37.697 2	0.980 8	0.10
	16.787 4	36.892 3	0.977 5	3.17	32.873 4	0.942 4	24.11	36.793 6	0.975 2	0.12

从表 1 可知,无论是对于有噪声干扰还是对于有局部区域缺失的云图,本文方法的不同评价指标都明显优于 MP 修复方法与 TV 修复方法。究其原因,可以认为气象云图多是纹理型的,局部的纹理细节比较丰富,而本文方法充分考虑了云图这一特殊性质,通过引入结构相似度和稀疏表示来重建破损区域,从而能够很好地弥补云图结构的缺失。从表 1 也可以观察到,对于区域缺失的云图,TV 修复方法的 PSNR 和 SSIM 值与本文修复方法比较接近,但在图 8 的局部放大图中,可以明显看到 TV 修复视觉效果较差。这主要是

由于 TV 模型的二阶扩散方程中存在“阶梯效应”,会出现假边缘;而且普通 TV 算法对于阶跃性较大的椒盐噪声的复原效果并不理想。虽然 Pascal Getreuer 等人针对椒盐噪声的特点对 TV 算法进行了改进,但其云图修复效果表明,边缘细节模糊的问题依旧存在。另一方面,从实验结果也可以看出,MP 方法的 PSNR 和 SSIM 上都相对欠缺,这主要是由于 MP 算法本身存在着无法克服的过匹配现象,从而在每次迭代过程中不可避免地引入误差分量。这不但降低了收敛速度,也会出现如图 8 所示的“线条感”及“魔影”干扰。

综上所述,在去噪修复方面,本文方法修复云图的 PSNR 指标比 MP 方法和 TV 方法平均分别提高了 13.13 dB 和 9.86 dB;在区域破损修复方面,本文方法修复云图的 PSNR 比 MP 方法和 TV 方法平均分别提高了 8.50 dB 和 0.28 dB。这充分表明本文的块匹配云图稀疏修复方法可以充分反映卫星云图的本质特性,可以很好地修复破损云图。

为了验证本文方法的实际应用效果,本文选取了实测的破损云图进行修复实验。图 9 为实测的 MTSAT 卫星 2013 年 7 月 15 日 10 时 30 分红外 IR1 通道的云图,由于当时存在强烈的电磁干扰或传输过程中出现了数据丢失现象,使得所接收的云图存在区域缺失。图 10 为分别采用本文方法,MP 修复方法及 TV 修复方法处理后的修

复结果,图 11 为各局部区域的放大。

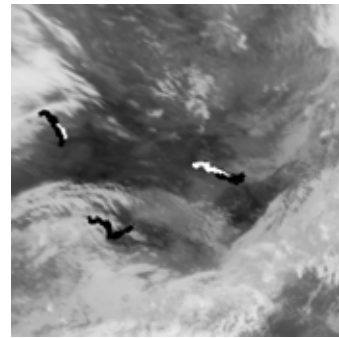
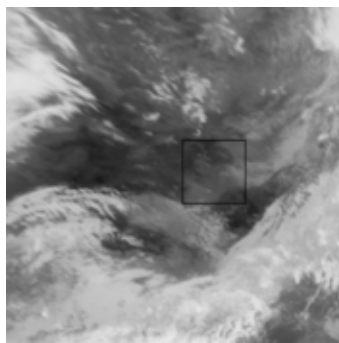


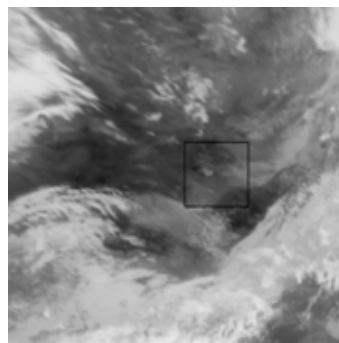
图 9 实测破损云图

Fig. 9 Actual damaged cloud image



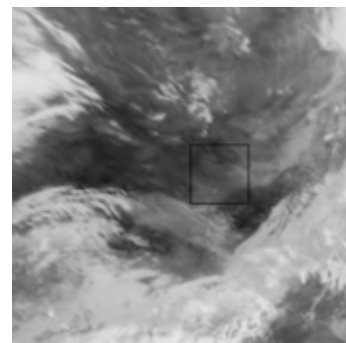
(a)本文方法修复结果

(a)Inpainting result of proposed method



(b)TV 方法修复结果

(b)Inpainting result of TV method

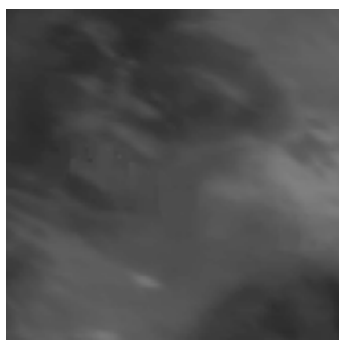


(c)MP 方法修复结果

(c)Inpainting result of MP method

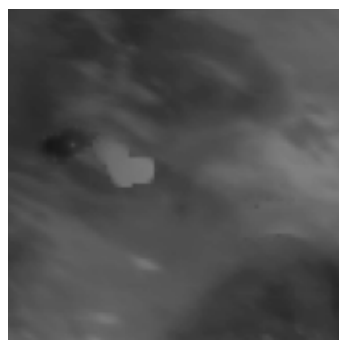
图 10 采用不同方法修复实测破损云图的结果

Fig. 10 Inpainting results of actual damaged cloud image using different methods



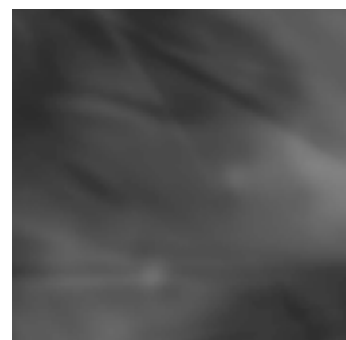
(a)图 10(a)的局部放大

(a) ‘Zoom-in’ part of fig. 10(a)



(b)图 10(b)的局部放大

(b) ‘Zoom-in’ part of fig. 10(b)



(c)图 10(c)的局部放大

(c) ‘Zoom-in’ part of fig. 10(c)

图 11 实测破损云图修复结果的局部放大

Fig. 11 ‘Zoom-in’ part of inpainting results of actual damaged cloud image

由图 10、图 11 可以看出,经过本文方法处理后,破损区域得到了很好的修复,而且云图也没有变模糊,纹理细节得到了很好的保留,而且修复区域与云图中的其他部分浑然一体,基本察觉不到修复的痕迹,这也可以从局部放大图上进一步得到证实。这一方面表明对于局部缺失的气象云图进行修复处理是可行的和有效的,另一方面也拓展了图像稀疏表示理论的应用范围,同时也为云图数据在云型分类及对流云团识别等方面的后续研究打下了良好的基础。

从计算时间进行分析,基于 TV 的图像修复方法利用各向异性扩散,通过最小化一个基于总变分范数的能量泛函来完成破损区域的修复,时间复杂度较低,修复相对较快(但修复效果不如本文方法);基于 MP 的修复方法,由于在稀疏分解过程中,每一步分解出的信号和该步分解的残余都需要在过完备字典的每个原子上进行投影及匹配计算,因此计算量巨大,图像修复过程很慢;本文方法采用了邻域块匹配的策略,有效避免了全局搜索匹配块所导致的修复效率低的问题,而且在进行稀疏编码时,采用了正交匹配追踪算法,使每分解一步选取出的原子都和前一步分解出的原

子进行正交化处理,因此收敛速度有所加快。由表 1 所示修复时间可知,针对测试图像的修复,本文方法的计算效率比传统 MP 方法提升很多,但由于本文方法仍存在计算复杂度较高的块匹配过程和字典学习过程,因此算法效率尚有待进一步提高。由于在卫星云图的实际工程应用中,云图修复处理可在地面计算中心借助高性能计算机完成,因此本文方法仍能满足实际应用的需求。

5 结 论

本文提出了一种基于块匹配的卫星云图稀疏修复算法。该方法首先通过对图像修复区域进行分块处理,提取出与待修复点纹理结构相似的匹配块;然后采用稀疏表示的方式训练相应的过完备字典,重建该破损区域;最后沿着等照度线不断更新优先权值,使整幅云图得到完美修复。实验结果表明,无论对于噪声干扰还是数据部分缺损的云图,本文方法都能得到很好的修复效果,且修复云图的纹理结构完整,不存在块效应现象,具有实际应用价值。

参考文献:

- [1] 赵娉,周其永,毛成忠. FY 卫星系统云图失真问题的一种解决方法[J]. 气象水文海洋仪器, 2011, 2(6):114-118.
ZHAO SH, ZHOU Q Y, MAO CH ZH. A method for solving abnormal images in FY meteorological satellite system[J]. *Meteorological, Hydrological and Marine Instruments*, 2011, 2(6):114-118. (in Chinese)
- [2] 朱长明,沈占锋,骆剑承,等. 基于 MODIS 数据的 Landsat-7 SLC-off 影像修复方法研究[J]. 测绘学报, 2010, 39(6):251-256.
ZHU CH M, SHEN ZH F, LOU J CH, *et al.*. Research on landsat-7 SLC-off image restoration method based on MODIS09 data [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2010, 39(6):251-256. (in Chinese)
- [3] 吕恒毅,刘杨,薛旭成. 遥感图像星上背景扣除和灰度拉伸方案与实验[J]. 液晶与显示, 2012, 27(2):235-240.
LV H Y, LIU Y, XUE X CH. Methods and experiments of background subtraction and grayscale stretch for remote sensing images [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(2):235-240. (in Chinese)
- [4] BERTALMIO M, SAPIRO G, CASELLES V, *et al.*. Proceedings of international conference on computer graphics and interactive techniques[C]. *New Orleans, Louisiana USA*, 2000, 1:417-424.
- [5] CRIMINISI A, PEREA P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(9):1200-1212.
- [6] 冯亮,王平,许廷发,等. 运动模糊退化图像的双字典稀疏复原[J]. 光学精密工程, 2011, 19(8):1982-1989.
FENG L, WANG P, XU T F, *et al.*. Dual dictionary sparse restoration of blurred images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(8):1982-1989. (in Chinese)
- [7] ZHOU M, CHEN H, PAISLEY J, *et al.*. Nonparametric Bayesian dictionary learning for analysis of noisy and incomplete images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(1):130-144.
- [8] 曾文静,万磊,张铁栋,等. 复杂海空背景下弱小目

- 标的自动检测[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(2): 403-413.
- ZENG W J, WAN L, ZHANG T D, *et al.*. Fast detection of weak targets in complex sea-sky background [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2):403-413. (in Chinese)
- [9] 李民,程建,李小文,等.非局部学习字典的图像修复[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(11):2672-2678.
- LI M, CHENG J, LI X W, *et al.*. Image inpainting based on non-local learned dictionary[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(11):2672-2678. (in Chinese)
- [10] 李长洋.基于稀疏性的图像分层修复[D].成都:西南交通大学,2010.
- LI CH Y. *Image inpainting based on decomposition* [D]. Chengdu: Xi'Nan jiaotong University, 2010. (in Chinese)
- [11] 刘洋,田小建,王晴,等.采用局部分形的高效图像分割方法在红外云图处理中的应用[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(6):1367-1375.
- LIU Y, TIAN X J, WANG Q, *et al.*. Application of efficient image segmentation method based on local fractal in the infrared cloud image process [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6):1367-1375. (in Chinese)
- [12] WANG ZH, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.*. Image quality assessment from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4):600-612.
- [13] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Trans. Signal Process*, 2006, 54(11):4311-4322.
- [14] 吴君钦,李艳丽,刘昊.“类整数DCT”变换基去相关性能分析[J]. *液晶与显示*, 2013, 28(2): 278-284.
- WU J Q, LI Y L, LIU H. De-correlation characteristic analysis of variety integer DCT transform radix [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(2):278-284. (in Chinese)
- [15] GETREUER P. RED: tvreg v2: Variational Imaging Methods for Denoising, Deconvolution, Inpainting, and Segmentation[OL]. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/29743-tvreg>. 2012, 11.

作者简介:



金 炜(1969—),男,浙江兰溪人,博士,副教授,硕士生导师,2006年于重庆大学获得博士学位,主要从事遥感图像处理、多尺度几何分析、压缩感知、光电检测的研究。E-mail: xyjw1969@126.com



王文龙(1989—),男,浙江长兴人,硕士研究生,2012年于中国计量学院获得学士学位,主要从事图像修复和图像检索方面的研究。E-mail: wwl6955611@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)