

基于冗余字典的高光谱图像超分辨率复原算法

王素玉, 张宗祥, 王 博

(北京工业大学 软件学院 北京市物联网软件与系统工程技术研究中心, 北京 100124)

摘要: 为了提高高光谱图像的空间分辨率, 将基于冗余字典的信号稀疏表示理论应用到高光谱图像的超分辨率复原领域, 提出一种基于冗余字典的高光谱图像超分辨率复原算法. 该算法通过训练一组高低分辨率相对应的冗余字典对, 使得高低分辨率相对应的像元曲线在基于各自的冗余字典进行稀疏分解时, 具有相同的稀疏表示系数. 超分辨率复原过程中, 将待复原的低分辨率高光谱图像基于低分辨率冗余字典进行稀疏分解, 利用所得的稀疏表示系数和对应的高分辨率字典, 重建高分辨率的图像. 实验结果表明: 与基于图像块字典的超分辨率复原算法及传统的双线性插值图像放大方法相比, 重建图像的峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 得到了显著提高. 该算法将高光谱图像沿光谱维方向进行整体稀疏分解, 避免了传统算法逐波段进行超分辨率复原带来的波段间的光谱失真问题, 显著降低了算法的运算量.

关键词: 高光谱图像; 超分辨率复原; 冗余字典; 稀疏分解

中图分类号: U 461; TP 308

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2015)10-1522-06

doi: 10.11936/bjtxb2015020019

Algorithm of Spectral Super-resolution of Hyperspectral Imagery Based on Redundant Dictionary

WANG Su-yu, ZHANG Zong-xiang, WANG Bo

(Beijing Engineering Research Center for IOT Software and System, College of Soft Ware Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: To enhance the spatial resolution of hyperspectral image, a hyperspectral image super-resolution restoration algorithm based on redundant dictionary was presented in this paper. By training a group of high and low resolution redundant dictionary, the corresponding image element curve of high and low resolution was made to have the same sparse representation coefficients in sparse decomposition based on redundant dictionary in this algorithm. During the process of super-resolution restoration, the low resolution of hyperspectral image sparse decomposes based on low resolution redundant dictionary. The high resolution image was reconstructed by using the sparse representation coefficients and the high resolution dictionary. The experimental results show that, compared with the image patch based sparse super resolution algorithm and the traditional image bilinear interpolation method, the PSNR of image reconstruction is significantly enhanced. The algorithm sparse decomposes the hyperspectral image along the spectral dimension to avoid the traditional algorithm problem of spectral distortion caused by restoration. The computational complexity of the algorithm is significantly reduced.

Key words: hyperspectral imagery; super-resolution restoration; redundant dictionary; sparse decomposition

收稿日期: 2015-02-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61201361);北京市教育委员会科技计划项目(KM201310005028);北京市优秀人才资助计划项目(2013D005015000008)

作者简介: 王素玉(1976—),女,副教授,主要从事图像/视频信号处理、嵌入式系统应用方面的研究, E-mail: suyuwang@emails.bjut.edu.cn

高光谱遥感技术是 20 世纪末对地观测领域的一项重大技术突破, 它将成像技术与光谱技术相结合, 使传统的图像维和光谱维信息融为一体. 高光谱遥感在从紫外到微波范围的几十到数百个光谱波段上对同一地物进行成像, 远远超越了人眼的视觉极限, 从而在探测地物空间特征的同时, 能够反映其光谱的细微特征, 为快速、定量地分析、识别地物类型和性质提供更为有效的手段. 目前, 高光谱遥感的应用领域已经从传统的军事侦察、地形测绘拓展到城市规划、资源调查、环境监测、交通管理等各个方面, 成为一个国家不可或缺的基础数据采集手段.

空间分辨率是衡量遥感图像质量的一个重要指标, 它反映了图像上所能看到的地面最小目标尺寸, 决定了实际应用中地面小尺寸目标的识别能力. 高光谱图像空间和光谱分辨率的提高一直以来都是光谱成像领域研究的一个重点课题, 但受成像机理的制约, 二者往往不能兼得. 这主要是由于高光谱成像系统的光谱带宽很窄, 需要用较大的瞬时视场才能收集足够多的光子以维持可以接受的信噪比^[1]. 因而高光谱图像光谱分辨率的提高需要以空间分辨率的下降为代价. 超分辨率复原作为一种不需要硬件参与的提高图像空间分辨率的有效方法, 在图像/视频领域得到了广泛的研究和应用^[2-3]. 对于高光谱图像, 现有技术通常将其看作相互之间存在互补信息的多帧图像进行超分辨率复原, 而并未充分考虑超分辨率复原过程中光谱维信息的保持能力, 造成重建的高分辨率图像往往存在一定的光谱失真. 另外, 高光谱图像波段众多, 对所有波段分别进行超分辨率复原, 其巨大的运算量也往往是难以承受的.

为此, 本文将信号的超完备稀疏分解理论用于高光谱图像的超分辨率复原, 提出一种基于冗余字典的高光谱图像超分辨率复原算法. 首先建立一组高低分辨率相对应的高光谱图像训练样本库, 进而利用该样本库通过约束训练建立一组冗余字典对, 使得高、低分辨率相对应的一组像元曲线, 基于该冗余字典对进行稀疏分解时, 具有相同的稀疏表示系数. 超分辨率复原过程将待复原的低分辨率高光谱图像基于相应的低分辨率冗余字典进行稀疏分解, 进而利用所得的稀疏表示系数和相应的高分辨率冗余字典, 重建高分辨率的高光谱图像. 最后通过一定的约束优化, 进一步提高重建图像的质量. 实验结果表明: 该算法将高光谱图像的每个像元沿光谱维方向进行整体稀疏分解, 使得超分辨率复原算法

面向各个像元的光谱曲线, 不仅有效降低了算法的整体运算量, 也保证了超分辨率复原过程中光谱特征的一致性. 其重建图像的峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 比传统的双线性插值算法提高 2 dB 以上, 与文献[8]的算法相比, 在重建质量稍好的情况下, 稀疏分解和重建阶段的运算时间分别降低 61.62% 和 48.65%.

1 算法概述

1.1 算法的提出

基于冗余字典的超完备信号稀疏分解是 20 世纪 90 年代提出的一种新的信号表示方法^[4], 它改变了基于“正交基”的信号展开方法的传统思路, 采用超完备的冗余函数系统代替正交基函数. 这种超完备的冗余函数系统也称为冗余字典. 该方法提供了多种基函数, 在展开过程中可以依据信号的特点自适应地选择合适的基函数进行信号的分解, 因而可以得到更为稀疏的表示效果. 更重要的是, 它侧重于从信息而非数据的角度对信号进行描述, 因而往往能够捕捉到传统方法所不能得到的原始信号的一些重要的自然特征, 这些特征对于信号内容的高质量重构往往具有重要意义.

神经科学的相关研究指出, 超完备表示更符合哺乳动物视觉系统的生物学背景^[5], 而非线性逼近理论也证明, 超完备系统的逼近优于已知的正交基. 在图像处理领域, 这种超完备稀疏表达方式已经被初步用于信号的去噪、复原、分割等应用, 并收到了很好的效果, 对于信号压缩和均衡也有较大改善^[6].

在高光谱图像的分析领域, 文献[6]改进了一种基于非监督学习的稀疏编码方法用于高光谱图像的编码, 结果表明, 这种通过学习获得的冗余字典, 能够更好地描述高光谱图像的光谱特征, 从而以一种稀疏的方式更好地描述图像的特征信息, 将该稀疏编码方法用于高光谱图像的分类, 分类器的复杂度和所需样本量均得到了降低. 文献[7]则提出了一种基于稀疏分解的高光谱图像光谱解混算法, 利用光谱库训练字典实现光谱解混, 从而避免了算法对端元提取精度的依赖, 收到了很好的效果. 以上研究成果均表明: 基于冗余字典的稀疏表示方式能够以少的数据量, 更好地描述高光谱图像中的特征信息, 因而是一种更有效的高光谱图像表示方法.

本文借鉴了普通图像/视频领域基于稀疏表示的超分辨率复原算法^[8], 提出一种基于冗余字典的

高光谱图像超分辨率复原算法,与传统基于图像块的稀疏分解不同,本文针对高光谱图像谱间相关性强的特点,沿光谱维方向以光谱曲线为基本单元进行稀疏分解,利用冗余字典这种更为有效的高光谱图像描述方法,实现高光谱图像的高效超分辨率复原。

1.2 算法框架

本文提出的基于冗余字典的高光谱图像超分辨率复原算法的基本框图如图1所示。

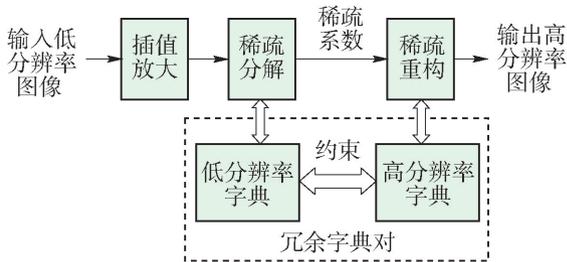


图1 基于冗余字典的高光谱图像超分辨率复原算法框图

Fig. 1 Diagram of the redundant dictionary based hyperspectral image super resolution algorithm

该算法首先从大量具有代表性的训练样本中选取高低分辨率相对应的像元,提取其光谱曲线建立训练样本库,通过约束高低分辨率像元具有相同的稀疏表示系数,学习得到一对超完备的高低分辨率冗余字典对。在超分辨率复原过程中,对于输入的低分辨率高光谱图像,首先逐波段进行双线性插值放大,使其与对应的高分辨率图像具有相同的光谱曲线数量;进而将图像中的每条光谱曲线基于冗余字典对中的低分辨率冗余字典进行稀疏分解;最后依据所得的稀疏表示系数和对应的高分辨率冗余字典重建高分辨率的高光谱图像。

2 高光谱图像稀疏分解原理

高光谱图像的光谱曲线具有典型的聚类特性,每类地物具有其典型的光谱特征,高光谱图像中的每根像元曲线,都可以认为是由一种或几种地物的成像结果组成的,因而采用冗余字典的方式,将光谱曲线分解为字典中多个原子组合的形式,非常符合高光谱图像的本质特性。已有研究表明^[9],在高光谱图像的稀疏分解过程中,构成冗余字典的原子很好地体现了地物的光谱特征,其中大多数原子与地物光谱曲线的形式是一致的。

高光谱图像稀疏分解的核心在于冗余字典的设计,目前主流的方法是采用基于学习的形式,从数据

本身训练产生字典中的原子,即从大量的训练样本中寻找最具代表性的基元作为原子构成冗余字典,使得任一幅图像能够以这些原子的一种最优线性组合的形式来描述。如最佳方向法(method of optimal direction, MOD)^[10]、广义主成分分析(principle component analysis, PCA)方法^[11]、奇异值分解(kernel-singular value decomposition, K-SVD)^[12]方法以及稀疏性字典学习方法等,本文采用K-SVD方法作为冗余字典的训练方法。

K-SVD算法是在经典的K均值聚类算法基础上发展起来的一种冗余字典训练算法,其基本思想是通过字典内的原子集合以及训练数据的稀疏表示系数进行交替优化,达到寻找最优字典的目的,即求解

$$D^* = \arg \min_D \|x - Dc\|_2^2, \text{ st. } \|c\|_0 < t_c \quad (1)$$

所示的最优化问题。式中: D 为训练所得的字典; x 表示训练数据的任一像元曲线; c 为光谱曲线 x 的稀疏表示系数矩阵; t_c 为稀疏性的主观设定,满足 $t_c < K$, K 为字典中原子数目。

作为一种字典训练方法,K-SVD算法能够将输入的多维信号以字典中原子的稀疏线性形式表示,一般训练所得的原子具有独立性,但不一定线性无关。对于高光谱图像,训练所得的每个原子通常代表了该成像光谱仪所获取的某种典型地物的光谱曲线,而图像中的任一像元,则是一种或多种地物相混合的成像结果,因而可以分解成字典内多个原子的线性组合的形式。

实际应用中,为简化式(1)的求解过程,通常用 $\text{st. min } \|c\|_1$ 代替 $\text{st. } \|c\|_0 < t_c$,以使上述问题可解并去除 t_c 的主观估计问题,同时对 c_i 做归一限制,即 $0 \leq c_i \leq 1$ 。合并目标函数可得

$$D = \arg \min \|x - Dc\|_2^2 + \lambda \|c\|_1 \quad (2)$$

式中: $x \in \mathbb{R}^p$; $c \in \mathbb{R}^K$; $D \in \mathbb{R}^{p \times K}$; λ 为平衡因子,用于平衡稀疏表示中的收敛精度和稀疏性之间的权重,一般情况下,根据经验, $\lambda = 0.01$ 可以得到比较好的效果。

3 高低分辨率冗余字典对的训练与建立

以上述基于K-SVD的冗余字典设计方法为基础,提出一种基于约束学习的高、低分辨率冗余字典对设计方法,其基本思路如图2所示。

首先从高光谱图像的成像原理和降质过程出发,建立高光谱图像的降质模型,其公式为

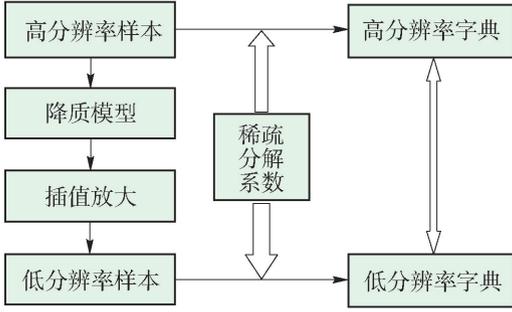


图 2 高低分辨率冗余字典对设计过程示意

Fig. 2 Diagram of the redundant dictionary pair training process

$$\mathbf{x}_L^{(b)} = \mathbf{W}(\mathbf{x}_h^{(b)}) + \mathbf{n}^{(b)}, \quad b = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x}_h^{(b)}$ 为原始的高分辨率的第 b 波段图像; $\mathbf{x}_L^{(b)}$ 为相应波段降采样后的低分辨率图像; $\mathbf{n}^{(b)}$ 为第 b 波段图像降质过程引入的随机噪声; $\mathbf{W}(\cdot)$ 为对图像的降采样矩阵, 其定义为

$$x_L^{(i,j)} = \frac{1}{q^2} \left(\sum_{r=q_i-q+1}^{r=q_i} \sum_{s=q_j-q+1}^{s=q_j} x_h^{(r,s)} \right) \quad (4)$$

它描述了 CCD 传感器在图像获取过程中在一定面积上的平均过程。

在训练过程中, 选择一组包含足够多光谱特征信息的高分辨率高光谱图像, 通过所建立的降质模型对原始高分辨率图像进行降质处理, 得到相应的低分辨率图像。为保持像素个数的一致性, 将低分辨率像素通过插值放大到与高分辨率像素相同的像素个数。令训练样本中的高分辨率像素用 x_h 表示, 对应的低分辨率像素为 x_L , 则相应的高低分辨率字典可通过最小化目标方程

$$\{ \mathbf{D}_h^*, \mathbf{D}_L^*, \mathbf{A}^* \} = \arg \min_{\mathbf{D}_h, \mathbf{D}_L, \mathbf{A}} \{ \|\mathbf{x}_h - \mathbf{D}_h \mathbf{A}\|_2^2 + \|\mathbf{x}_L - \mathbf{D}_L \mathbf{A}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{A}\|_1 \} \quad (5)$$

求得。式中: \mathbf{A} 为稀疏系数 α 组成的向量; \mathbf{D}_h^* 和 \mathbf{D}_L^* 分别为训练所得的最优的高、低分辨率冗余字典; $\lambda \|\mathbf{A}\|_1$ 是为解决上述优化问题引入的正则化项。上述优化过程将高低分辨率冗余字典的分解系数绑定进行设计, 即使得高分辨率像素基于高分辨率字典的分解系数与对应低分辨率像素基于低分辨率字典的分解系数是一致的, 从而保证超分辨率复原过程中, 能够利用低分辨率像素的分解系数和对应的高分辨率冗余字典, 重建高分辨率图像。

4 高光谱图像的超分辨率重建

采用上述方式建立高低分辨率相对应的冗余字典对后, 对于低分辨率高光谱图像中的任一像素

\mathbf{x}_L^i , 可以通过

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha} \{ \|\mathbf{x}_L^i - \mathbf{D}_L \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \} \quad (6)$$

得到其稀疏表示系数。相应的高分辨率高光谱图像元 \mathbf{x}_h^i 则可以通过

$$\hat{\mathbf{x}}_h^i = \mathbf{D}_h \alpha^* \quad (7)$$

重建得到。式中: \mathbf{D}_h 和 \mathbf{D}_L 分别表示相应的高、低分辨率冗余字典。

为进一步提高所重建高光谱图像的保真度, 将一个低分辨率模型约束项

$$\mathbf{e}_i = \|\mathbf{x}_L^i - \mathbf{D}_L \alpha\|_2^2 \quad (8)$$

引入图像的稀疏重建过程, 即约束重建所得的高分辨率波段图像估计值与实际观测的低分辨率波段图像间的误差, 则式(6)变为

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha} \{ \|\mathbf{x}_{hs}^i - \mathbf{D}_h \alpha\|_2^2 + \|\mathbf{x}_L^i - \mathbf{D}_L \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \} \quad (9)$$

通过上述优化过程, 保证其与对应低分辨率图像在结构、内容以及光谱特征等方面的一致性。

5 实验结果及分析

测试数据为 OMIS 成像光谱仪所采集的一组 128 波段的高光谱图像, 截取其中具有代表性的部分内容作为训练数据, 其空间分辨率为 512×512 , 其中处于可见光范围的第 113 波段图像如图 3 所示。



图 3 OMIS 训练图像 S2 第 113 波段

Fig. 3 113 band of OMIS training image S2

测试图像包括训练图像 S2 和另外一组空间分辨率为 512×512 的测试图像 S1、S3, 实验结果的第 113 波段对比如图 4 所示。

图 4 中的第 1 行为 113 波段的原始高分辨率图像, 第 2 行为低分辨率图像经双线性插值的结果, 第 3 行为文献[8]算法重建结果, 第 4 行为本文方法的重建结果。可以看出, 无论对于训练数据还是测试数据, 本文算法的重建图像质量均优于双线性插值的结果, 图像中的纹理结构更为清晰。表 1 进一步

给出了113波段和全波段图像的PSNR值对比.可以看出,对于所有的实验图像,本文方法的重建的结

果都明显优于插值结果,其PSNR值有显著提升,与文献[8]相比也具有一定的优势.

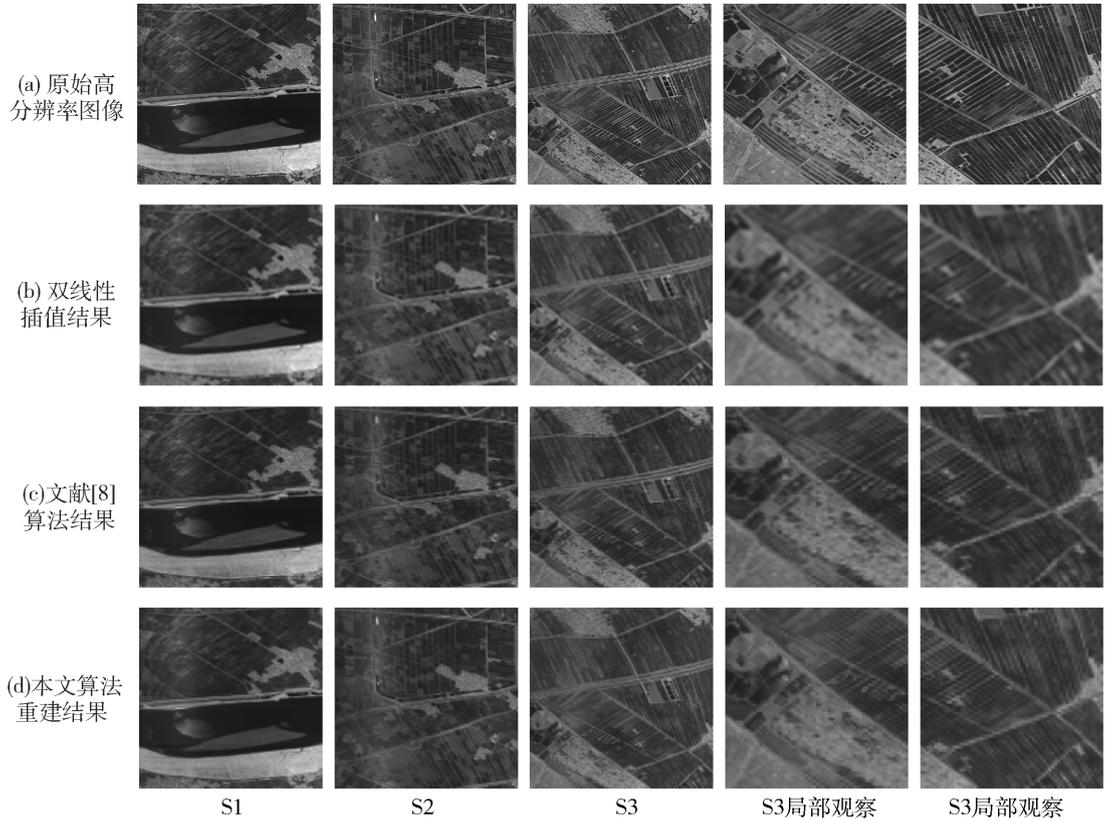


图4 实验结果主观对比

Fig. 4 Subjective comparison of experimental results

表1 实验结果 PSNR 值对比

Table 1 Experimental results of PSNR value comparison

类型	测试图像			dB
	S1	S2	S3	
双线性插值(113波段)	35.115 102	35.485 531	34.820 792	
文献[8]算法(113波段)	37.071 525	37.062 226	35.514 729	
本文算法(113波段)	37.093 714	37.095 482	35.526 255	
双线性插值(全波段)	37.944 779	37.443 338	37.153 825	
文献[8]算法(全波段)	39.052 835	39.235 501	38.151 300	
本文算法(全波段)	39.664 421	39.638 813	38.686 107	

本文算法针对高光谱图空间相关性弱、谱间相关性强的特点,对高光谱图像沿光谱维进行稀疏分解,相比传统基于空间图像块的复原方法效果更好.通过对实验结果的分析可以看出,本文提出的方法很好地完成了超分辨率重建的任务,通过所建立的双字典,有效地重建了原始图像的高频信息,很大程度上减小了与原图的误差,并且主观重建效果良好,

明显优于插值结果,更加清晰,边缘明显.

同时,从表1可以看出,本文算法对于训练样本和测试样本的重建结果不存在显著差异,说明对于特定的成像光谱设备,利用其所获取的典型地物图像训练建立冗余字典对,可以用于该成像光谱仪所获取的各类图像,因而其字典对具有通用性.

表2显示了2种超分辨率复原算法计算用时的

客观对比,本文算法在对高光谱图像处理时显示了其运算量低的优势.由于逐波段复原的算法在复原时需要重复对每一波段依次稀疏分解并依次重建,而本文算法针对全波段处理只需进行一次运算,从而显著降低了算法的运算量.在稀疏分解阶段运算时间减少了61.62%,在重建阶段减少了48.65%.

表2 算法运行时间对比

Table 2 Time-consuming comparison of the algorithms

阶段	文献[8]	本文超分辨率	运算时间
	算法/s	复原算法/s	减少比例/%
训练字典	19 604.179	18 775.620	4.23
稀疏分解	24 104.719	9 251.284	61.62
复原重建	61.047	31.347	48.65

6 结论

1) 提出了一种基于光谱曲线的高光谱图像冗余字典对设计方法,能够将高光谱图像中的任意光谱曲线表示为冗余字典内原子的线性组合的形式.同时高低分辨率相对应的光谱曲线基于该冗余字典对进行稀疏分解时,具有相同的稀疏表示系数.

2) 基于所训练的冗余字典对,实现了高光谱图像的超分辨率复原.将低分辨率高光谱图像插值放大至高分辨率尺寸后,依次对各光谱曲线进行稀疏分解,进而依据所得到的稀疏表示系数及相应的高分辨率冗余字典,重建高分辨率图像.

3) 将本文算法与基于图像块字典的超分辨率复原算法及传统的双线性插值方法进行了对比.实验结果表明:该方法通过沿光谱维方向对高光谱图像进行整体稀疏分解,保持了原始图像的光谱特征,与对比算法相比,重建图像的PSNR值有显著提高,同时其字典训练和稀疏分解时间与传统基于图像块的方法相比也有显著下降.

参考文献:

[1] 马艳华. 高空间分辨率和高光谱分辨率遥感图像的融合[J]. 红外, 2003(10): 11-16.
MA Yan-hua. Fusion of high spatial resolution and high spectral resolution remote sensing images [J]. Infrared, 2003(10): 11-16. (in Chinese)

[2] ZHANG Q, CAO Z G, HU Z W, et al. Joint image registration and fusion for panchromatic and multispectral images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,

2015, 12(3): 467-471.

[3] BENDOU MI M A, HE M Y, MEI S H. Hyperspectral image resolution enhancement using high-resolution multispectral image based on spectral unmixing [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(10): 6574-6583.

[4] RAUHUT H, SCHNASS K, VANDERGHEYNST P. Compressed sensing and redundant dictionaries [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 54(5): 2210-2219.

[5] 张春梅, 尹忠科, 肖明霞. 基于冗余字典的信号超完备表示与稀疏分解[J]. 科学通报, 2006, 51(6): 628-633.
ZHANG Chun-mei, YIN Zhong-ke, XIAO Ming-xia. Overcomplete representations and sparse decomposition of signal based on redundant dictionary [J]. Chinese Science Bulletin, 2006, 51(6): 628-633. (in Chinese)

[6] ADAM S C, BRUNO A O, CHRISTOPHER J R. Learning sparse codes for hyperspectral imagery [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(5): 963-978.

[7] TANG W, SHI Z W, WU Y, et al. Sparse unmixing of hyperspectral data using spectral a priori information [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(2): 770-783.

[8] YANG J C, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.

[9] MARIAN D L, ANTONIO P, JOSE B D. Recent developments in sparse hyperspectral unmixing [C]//2010 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing (IGRASS). Piscataway N J: IEEE: 1281-1284.

[10] SACHOO S K, MAKUR A. Dictionary training for sparse representation as generalization of K-means clustering [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(6): 587-590.

[11] RENE V, MA Y, SHANKAR S. Generalized principal component analysis (GPCA) [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(12): 1945-1959.

[12] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A M. The K-SVD: an algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.

(责任编辑 吕小红)