

引用格式: Wang Qi, Li Chuanrong, Ma Lingling, *et al.* Compressive Sensing Spectral Sparsification Method based on Training Dictionary[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(6): 1013-1019. [汪琪, 李传荣, 马灵玲, 等. 基于训练字典的压缩感知光谱稀疏化方法[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(6): 1013-1019.]

# 基于训练字典的压缩感知光谱稀疏化方法

汪 琪<sup>1,2</sup>, 李传荣<sup>1</sup>, 马灵玲<sup>1</sup>, 唐伶俐<sup>1</sup>, 李剑剑<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院光电研究院定量遥感信息重点实验室, 北京 100094; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:** 压缩感知理论利用目标的稀疏特性, 能从极少的测量值中重构出目标图像, 已成为突破奈奎斯特采样定理, 实现超分辨率成像的一个极具潜力的研究方向, 其应用于对地观测遥感成像的一个核心问题在于面对复杂的地物场景, 如何探求有效的稀疏化表达方法。对于具有超高数据量的高光谱成像而言, 充分利用波段间丰富的冗余光谱信息, 研究有效的光谱稀疏化表达方法更加具有实用价值。首先介绍了压缩感知光谱成像以及光谱稀疏化表达的基本原理, 然后利用来自 ASTER 光谱库的多种类型地物光谱数据构建了一种基于 K-SVD 方法的训练字典, 将其与 DCT 基、小波基分别作为稀疏基, 对于几种典型地物目标进行仿真重构, 结果表明: 所构建的稀疏字典在采样数较少的情况下明显优于 DCT 基和小波基, 在 20% 的低采样率时即可近乎完美地重构光谱曲线。

**关 键 词:** 压缩感知; 高光谱; 稀疏基; 字典训练

**中图分类号:** TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2013)06-1013-07

## 1 引 言

高光谱遥感拥有更高的光谱分辨率、更多的波段数, 能够利用地物的诊断性光谱特征定量分析地球表层物理、化学属性, 区分多光谱数据通常不能区分的地物属性, 因而在近年来成为各国竞相发展的遥感成像技术<sup>[1-2]</sup>。高光谱遥感图像可以形象地表征为描述目标二维空间信息和一维光谱信息的“图像立方体”, 随着空间分辨率和光谱分辨率的提高, 高光谱数据量迅速增长, 这一方面为传输和存储以及在轨压缩处理增加了难度; 另一方面使得成像系统越来越复杂, 增加了实现难度和成本<sup>[3]</sup>。

近年来信号处理领域的一种新兴理论——压缩感知理论在医学成像、遥感成像等领域带来了革命性的突破<sup>[4-5]</sup>。其利用目标的稀疏特性, 能从极少的测量值中重构出目标图像, 已成为突破奈奎斯特采样定理, 实现超分辨率成像的一个极具潜力的研究方向<sup>[6]</sup>。将压缩感知原理应用于成像的首个案例是

2006 年 Duarte 等<sup>[7]</sup>研制的“单像素相机”成像系统, 其成功实现了仅使用一个单点探测器“拍”出目标的空间图像。Gehm 等<sup>[8]</sup>、Russell 等<sup>[9]</sup>、陆明海等<sup>[10]</sup>分别研制了不同的压缩感知光谱成像系统。在遥感成像过程中, 采用压缩感知的成像系统一方面可以大大降低采集系统(如面阵 CCD)的规模; 另一方面不需要传统成像中的先采样后压缩, 减少了在轨处理的压力。

压缩感知理论应用于对地观测遥感成像的一个核心问题在于面对千变万化的地物场景, 如何探求有效的稀疏化表达方法。信号的稀疏性是应用压缩感知理论的前提条件, 信号越稀疏, 就越有可能从更少的采样值中重构出信号<sup>[11]</sup>。对非稀疏的信号, 可以利用稀疏基实现稀疏化表达, 要想得到最佳的重构效果, 就有必要根据信号的特点自适应地选取最佳的稀疏基。目前二维空间图像的压缩感知成像主要基于二维离散梯度的稀疏性<sup>[12]</sup>。其对于地物特征复杂多变的对地观测遥感, 应用效果往往难以令人满

收稿日期: 2012-11-29; 修订日期: 2012-12-10

基金项目: 中国科学院光电研究院创新项目“压缩感知遥感关联成像机理与应用研究”(Y12401A01Y)。

作者简介: 汪 琪(1990—), 男, 安徽潜山人, 硕士研究生, 主要从事压缩感知关联成像方面的研究。E-mail: wangqi10@mails.gucas.ac.cn。

通讯作者: 马灵玲(1982—), 女, 安徽宿州人, 博士, 副研究员, 主要从事遥感信号与信息处理。E-mail: llma@aoe.ac.cn。

意。另外,当前的压缩感知成像系统基本上都是利用目标的空间稀疏特性,而实际上,由于地物光谱一般具有分段光滑的特性,相对于复杂多变的空间场景,其光谱信息具有更大的冗余度,这预示了更大的稀疏化潜力。因而对于具有超高数据量的高光谱成像而言,充分利用波段间丰富的冗余光谱信息,研究有效的光谱稀疏化表达方法更加具有实用价值。

本文从压缩感知的基本原理出发,将信号稀疏分解中经典的 K-SVD 稀疏字典训练方法应用于压缩感知的稀疏表示中,对几种典型的地物光谱目标进行了仿真实验。通过对它们在 DCT 基、小波基以及训练字典下的重构效果进行对比,分析了采用光谱稀疏字典在压缩感知光谱重构中的优缺点及其适用范围,探索了其在高光谱成像中的应用前景。

## 2 光谱稀疏化表达方法

### 2.1 压缩感知目标稀疏化

压缩感知的数学模型可以描述如下:对于一个一维稀疏信号  $x^{N \times 1}$ ,进行某种线性观测, $\Phi^{M \times N}$  为测量矩阵(或观测矩阵),其中  $M < N$ ,得到测量值  $y^{M \times 1}$ 。已知测量值  $y$  和测量矩阵  $\Phi$ ,求解目标信号  $x$  的过程为压缩感知重构。由于方程组的未知数远大于条件数,是一个高度欠定的问题,需要利用目标的稀疏特性进行最优化求解,数学表达为:

$$\hat{x} = \arg \min \|x\|_0 \quad \text{s.t. } \Phi x = y \quad (1)$$

其中的 0 范数表示非零值的个数。对于非稀疏信号,需要在  $N$  维空间找到一组基  $\Psi$ ,使得  $x$  在该组基下的坐标  $s$  是稀疏的,即:

$$x = \Psi s \quad (2)$$

$$\hat{x} = \arg \min \|x\|_0 \quad \text{s.t. } \Theta s = y \quad (3)$$

其中:

$$\Theta = \Phi \Psi \quad (4)$$

压缩感知的关键步骤包括信号的稀疏表示、编码测量和重构计算 3 个方面。编码测量是指测量矩阵  $\Phi$  的选择<sup>[13]</sup>。重构计算是对式(3)的数学求解过程<sup>[14]</sup>。而稀疏表示则是指针对不同的待测信号  $x$ ,如何选取稀疏基  $\Psi$ ,使得变换后的向量  $s$  尽可能多的分量接近于 0。例如,对于空域不稀疏但在频域上稀疏的信号,就可以通过傅立叶变换进行稀疏表示。不同于传统的信号压缩,这里需要压缩的信号  $x$  事先是未知的,使得稀疏基的选取增加了不少的难度,常见的稀疏基包括 FFT 基、DCT 基、小波基以及差分矩阵等。FFT 基、DCT 基以及小波基分别对应傅立叶变换、离散余弦变换和多尺度小波变换

中的变换矩阵。这些变换为正交变换,对应的基矩阵为正交矩阵。

实现压缩感知成像的核心思想是采用 DMD、编码孔径等物理手段对光场进行随机调制,对应(1)式中的测量矩阵  $\Phi$ 。同时,对于应用压缩感知原理进行成像的系统,也需要对目标进行稀疏化表达,对于全色成像,只能在空间域进行随机调制并稀疏表达,而对于三维高光谱成像,既可以在空间域,也可以在光谱域进行随机调制,意味着其稀疏化过程既可以对空间域进行,也可以对光谱域进行。

光谱域上的稀疏和空间域上的稀疏在实现方法上并无二异,都可以用普适的如 DCT 基、小波基进行。不过,由于大部分地物的光谱曲线具有良好的分段光滑特性,因此往往比空间维目标具有更大的可稀疏能力。

### 2.2 K-SVD 稀疏字典训练方法

上述 DCT 基、小波基等正交分解的稀疏基虽然易于实现,但当选用某个特定基函数来表达任意信号时,信号的展开也就由基函数决定了,难以针对特定的信号进行自适应调整,因而在需要根据目标特性进行更稀疏和准确的分解时具有较大的局限性。高光谱遥感图像中的地物光谱曲线形式各异,上述矩阵难以对所有光谱都进行很好的稀疏表示,有必要针对成像目标光谱的特征寻找更适用于光谱成像的稀疏基。

随着信号处理理论的发展,非正交的分解也越来越引起重视。Mallat 和 Zhang<sup>[15]</sup>在小波分析的基础上提出了信号在过完备字典上稀疏分解的思想。Aharon 和 Elad 等<sup>[16]</sup>结合奇异值分解(SVD)与 K 均值聚类算法,提出了基于稀疏表示的过完备字典训练方法——K-SVD 方法。该方法对于给定的一组训练信号,能够自适应地按照稀疏约束条件训练出稀疏表示的过完备字典,即训练出的字典对于被训练信号都有良好的稀疏表示效果。当需要稀疏化的信号与字典中的训练信号具有类似的特征时,该字典就可以对目标信号进行稀疏化。

K-SVD 训练字典的基本思想是 1 范数稀疏约束的追踪和奇异值分解算法交替应用,实现字典与稀疏系数同步更新,从而实现针对特定信号的自适应调整。

将  $N$  个训练信号的列向量  $w_i$  排列成矩阵形式  $W = [w_i]_{i=1}^N$ ,待训练的字典为  $D = [d_k]_{k=1}^K$ ,稀疏系数为  $X = [x_i]_{i=1}^N$ ,K-SVD 算法模型可描述为:

$$\min_{D, X} \|W - DX\|_2 \quad \text{s.t.} \quad \forall i \|x_i\|_0 \leq T_0 \quad (5)$$

其中:  $T_0$  为给定的稀疏度。

求解的步骤包括字典初始化、稀疏编码、字典迭代更新以及中止迭代。

基于该方法的信号稀疏分解在图像压缩、盲源分离和雷达成像等领域都有应用<sup>[17-18]</sup>。对于压缩感知光谱成像中的稀疏化问题,同样可以采用该方法进行光谱的稀疏表示。将大量不同类型的地物光谱作为训练样本进行 K-SVD 字典训练,得到能够稀疏表示这些样本的变换矩阵。由于在压缩感知算法中要求稀疏矩阵是具有和待测信号相同长度的方阵,因此得到的字典是一组可逆的完备基,不同于一般 K-SVD 方法得到的过完备基。同样地,当目标光谱特征与训练样本中的部分光谱特征类似时,所得到的训练字典就能应用于光谱的稀疏表达。

将训练后得到的稀疏字典  $D$  代入式(3)和(4)进行重构计算,首先与成像系统的测量矩阵  $\Phi$  相结合得到传感矩阵  $\Theta = \Phi\Psi$ ,然后结合测量值  $y$  在最优优化模型下求解方程得到稀疏向量  $s$  的估计值  $s^*$ ,最后结合稀疏字典得到重构的目标  $x^* = Ds^*$ 。

### 3 实验结果及分析

#### 3.1 光谱稀疏字典构建

从 ASTER 光谱库中提取不同类型的地物光谱曲线作为待训练样本进行 K-SVD 字典训练。用于训练的谱线光谱范围为 450~958 nm,对应于平均光谱分辨率为 4 nm 的 128 个谱段,与光谱库中数据不能对应上的谱段采用 3 次样条插值的方法获得反射率值。训练样本数  $N=611$ ,训练字典大小  $K=128$ ,稀疏度  $T_0=3$ ,算法迭代次数  $i=50$ ,稀疏编码方法为正交匹配追踪(OMP)方法。训练样本中不同类型的地物光谱曲线数量如表 1 所示。

表 1 训练样本中各类型地物的数量

Table 1 Numbers of various types of ground objects in training samples						
地物类型	人造材料	水体	植物	岩石	矿物	总计
训练样本数	45	11	5	193	357	611

#### 3.2 基于训练字典的光谱重构

从 ENVI 自带的 veg\_lib、usgs\_min 光谱库中提取红柳树、铝、硫及实测水体几种代表性地物类型的光谱作为验证目标。分别利用所构建的稀疏光谱字典,以及 DCT 基、sym2 小波基两种常规稀疏基进行光谱重构效果比较,光谱重构过程的一些基本要素如下:

测量矩阵为硬件上易于实现的随机伯努利 0~1 矩阵<sup>[19]</sup>  
重构算法为计算速度和精度都比较优秀的 SL0 算法<sup>[20]</sup>  
重构谱段数  $N=128$   
随机采样数  $M=10,15,\dots,50$   
(在测量值上添加了 30 db 的高斯随机噪声

为了消除单次实验中重构算法和测量矩阵以及误差的随机性影响,对每组参数进行 1 000 次独立实验。对于传统的遥感成像,需要获得目标 128 个谱段的数据就要至少进行 128 次测量,而使用压缩感知的成像方法需要的测量值可以少于 128 个,例如当采样数  $M=20$  时,几种典型地物的重构谱线如图 1 所示。

#### 3.3 训练字典与传统完备基的光谱重构效果比较

为了形象展示所构建的稀疏字典与传统稀疏基的重构效果,本文对上述几种典型地物谱线在 DCT 基、小波基方式下分别进行了不同采样数下的光谱重构,所得均方根误差(RMSE)如图 2 所示。

由图 2 可以看出,虽然随着采样数的增加,3 种方法都呈现出重构误差降低的明显趋势,然而几乎在任何采样数下,采用训练字典作为稀疏基都比 sym2 小波基和 DCT 基重构的误差要小。尤其是对于红柳树和硫,在采样数较少时(10~30)使用稀疏字典要比其他两种稀疏基误差小得多。总的来说,稀疏字典在测量数不超过 20,即采样率约 15%时就能较为完美地重构出光谱曲线。

为了更加形象地展现 3 种稀疏基——DCT 基、sym2 小波基以及本文构建的稀疏字典光谱重构效果,对采样数  $M=20$  时各地物在 3 种稀疏基下的重构谱线如图 3 所示。

从图 3 可以看出,采用训练光谱字典作为稀疏基比小波基和 DCT 基的重构谱线更接近于原始光谱,同时对于红柳树和硫两种地物谱线,稀疏字典比起小波基和 DCT 基的重构效果提升更加显著,并且对于红柳树和硫这两种光谱异质性相对较大的目标,训练字典的优势体现更为明显。

为验证不同特征光谱对重构效果的影响,对更多的光谱曲线进行实验。在采样数  $M=20$  时的重构误差如表 2 所示。

由表 2 可以看出,稀疏字典方法很稳定,采样数 20 时重构误差保证在 2%以内,这预示了其在基于压缩感知理论的光谱重构方面极大的应用潜力。

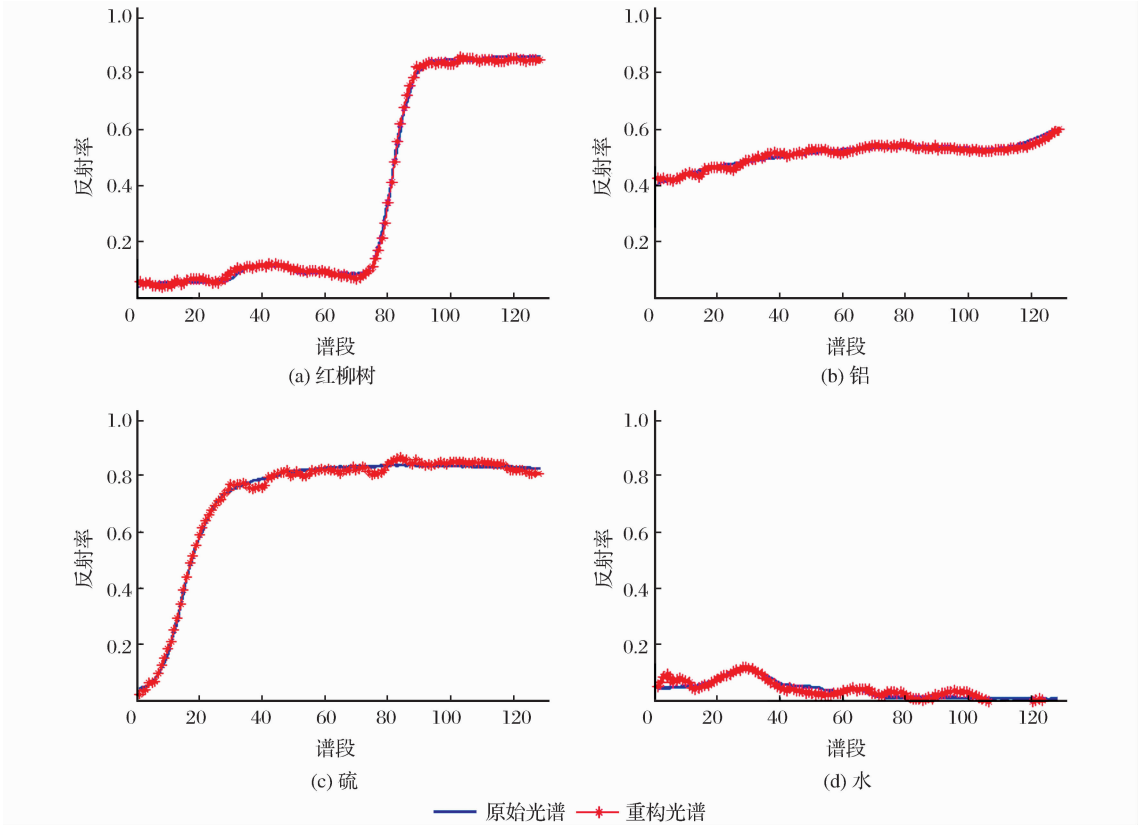


图 1 目标光谱曲线在稀疏字典下的重构效果

Fig. 1 Reconstruction spectrums of objects via sparse dictionary

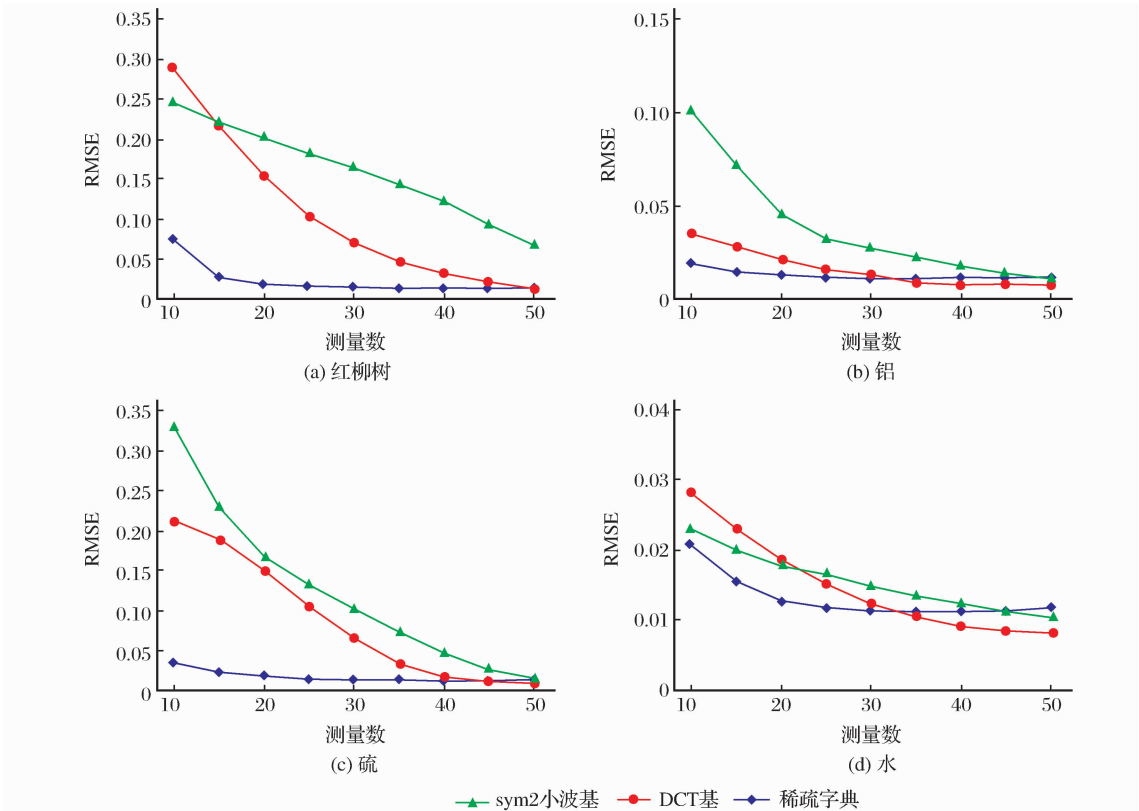


图 2 几种典型地物谱线在 3 种稀疏基下的重构误差

Fig. 2 Reconstruction error of typical spectrums via different sparse basis

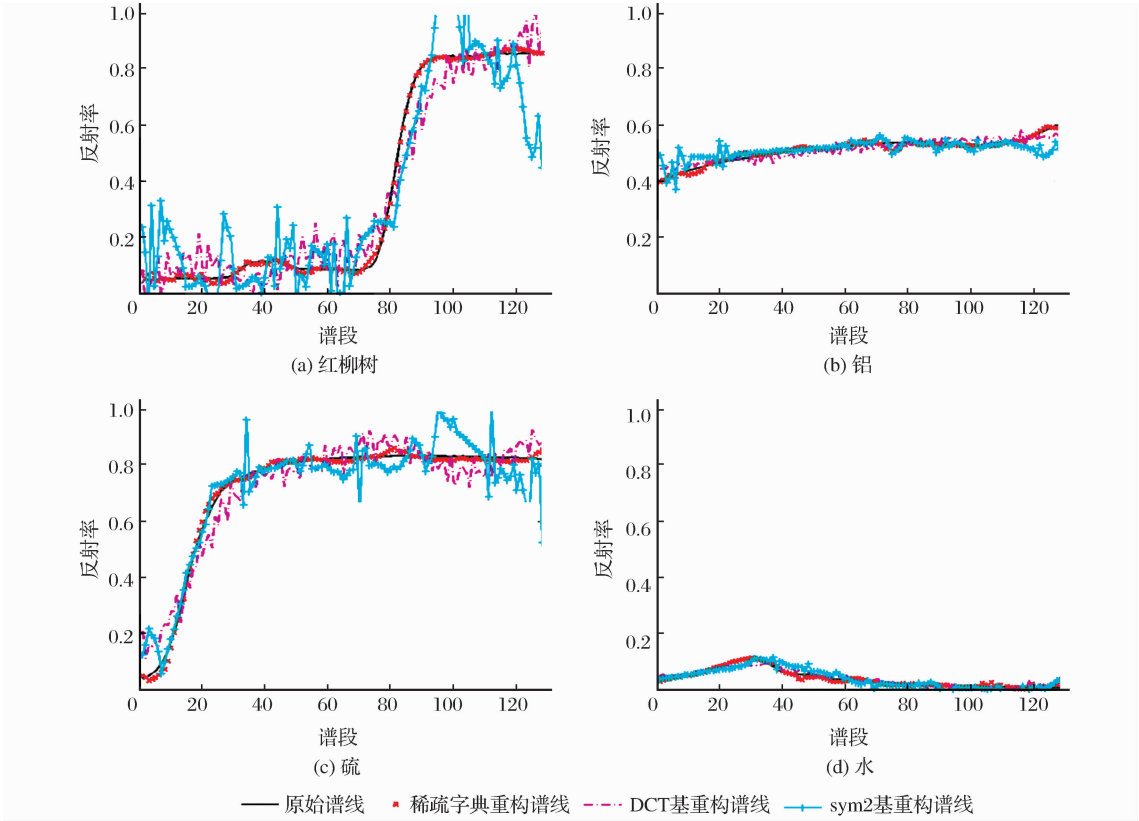


图 3 几种典型地物谱线在  $M=20$  时的重构光谱  
Fig. 3 Reconstruction spectrums of typical objects while  $M=20$

表 2 不同地物的光谱重构误差  
Table 2 Reconstruction error of various ground objects spectrum

	红柳树	硫	橡树	铜	花岗岩	铝	钠长石	水体
DCT 误差/%	15.42	15.07	8.94	3.84	2.49	2.08	1.51	1.50
sym2 小波误差/%	18.91	16.60	13.44	8.81	4.36	2.69	1.66	1.48
稀疏字典误差/%	1.63	1.58	1.48	1.36	1.37	1.26	1.32	1.26

4 结 语

本文针对压缩感知光谱成像中对目标稀疏化的需求,构建了一种基于训练字典的光谱稀疏化方法。通过对不同特征地物的光谱重构仿真成像实验,并与传统的 DCT 基和小波基进行对比,发现虽然几种稀疏基都呈现出了随着采样数的增加,重构效果提升的显著趋势,但相对传统 DCT 基和小波基而言,本文所构建的光谱稀疏字典在采样数较少的情况下明显优于 DCT 基和小波基,在 20% 的低采样率时,即可近乎完美地重构光谱曲线,并且对于光谱异质性越大的目标,训练字典的优势越明显。鉴于稀疏字典的稀疏化表达方法在光谱重构中表现出的显著效果,可以预见其在今后压缩感知光谱成像中必将具有极大的潜力。

由于训练字典需要大量的光谱库数据作为训练样本,当成像系统的谱段数和波长范围等参数改变时,相应的训练字典也需要进行自适应调整,如何真正用于高光谱遥感成像,还需结合硬件实现光谱上的随机编码测量,在光谱编码策略、大数据量重构等方面进行更深一步的探索。

参考文献 (References):

[1] Xiang Libin, Wang Zhonghou, Liu Xuebin, *et al.* Spatially Modulated Fourier Transform Hyperspectral Imager for HJ-1A Satellite[J]. Spacecraft Engineering, 2009, (6): 43-49. [相里斌,王忠厚,刘学斌,等. 环境减灾-1A 卫星空间调制型干涉光谱成像仪技术[J]. 航天器工程,2009,(6):43-49.]

[2] Chrien T G,Green R O,Eastwood M L. Accuracy of the Spectral and Radiometric Laboratory Calibration of the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) [C]//Pro-

- ceedings of the International Society for Optical Engineering, Imaging Spectroscopy of the Terrestrial Environment, 1990, 37-49.
- [3] Tong Qingxi, Zhang Bing, Zheng Lanfen. Hyperspectral Remote Sensing[M]. Beijing: Higher Education Press, 2006. [童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感——原理、技术与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.]
- [4] Donoho D L. Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] Candes E J, Wakin M B. An Introduction to Compressive Sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [6] Han Shensheng. Intensity Correlation Imaging Technology for Remote Sensing[J]. Spacecraft Recovery and Remote Sensing, 2011, (5): 44-51. [韩申生. 强度关联遥感成像技术[J]. 航天返回与遥感, 2011, (5): 44-51.]
- [7] Duarte M F, Davenport M A, Takbar D, *et al.* Single-pixel Imaging via Compressive Sampling: Building Simpler, Smaller, and Less-expensive Digital Cameras[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 83-91.
- [8] Wagadarikar A, John R, Willett R, *et al.* Single Disperser Design for Coded Aperture Snapshot Spectral Imaging[J]. Applied Optics, 2008, 47(10): B44-B51.
- [9] Russell T A, McMackin L, Bridge B, *et al.* Compressive Hyperspectral Sensor for LWIR Gas Detection[C]//Proceedings of the International Society for Optical Engineering, Compressive Sensing, 2012.
- [10] Lu Minghai, Shen Xia, Han Shensheng. Ghost Imaging via Compressive Sampling based on Digital Micromirror Device [J]. Acta Optica Sinica, 2011, (7): 105-110. [陆明海, 沈夏, 韩申生. 基于数字微镜器件的压缩感知关联成像研究[J]. 光学学报, 2011, (7): 105-110.]
- [11] Candes E J, Romberg J, Tao T. Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Frequency Information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [12] Li Chengbo. An Efficient Algorithm for Total Variation Regularization with Applications to the Single Pixel Camera and Compressive Sensing[D]. Rice University, Houston, 2009.
- [13] Li Xiaobo. Research on Measurement Matrix based on Compressive Sensing [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010. [李小波. 基于压缩感知的测量矩阵研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.]
- [14] Zhou Canmei. Research on Signal Reconstruction Algorithms based on Compressive Sensing[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010. [周灿梅. 基于压缩感知的信号重建算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.]
- [15] Mallat S G, Zhang Z. Matching Pursuits with Time-frequency Dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [16] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An Algorithm for Designing Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [17] Yu F, Xi J, Zhao L, *et al.* Sparse Presentation of Underdetermined Blind Source Separation based on Compressed Sensing and K-SVD[J]. Journal of Southeast University. Natural Science Edition, 2011, 41(6): 1127-1131.
- [19] Li Min, Cheng Jian, Le Xiang, *et al.* Super-resolution based on Sparse Dictionary Coding[J]. Journal of Software, 2012, (5): 1315-1324. [李民, 程建, 乐翔, 等. 稀疏字典编码的超分辨率重建[J]. 软件学报, 2012, (5): 1315-1324.]
- [20] Gesen Z, Shuhong J, Xiaoli X, *et al.* Compressed Sensing and Reconstruction with Bernoulli Matrices[J]. IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA), 2010: 455-460.
- [21] Mohimani G H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. Fast Sparse Representation based on Smoothed L0 Norm[C]//Proceedings of the 7th International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation, London, UK, 2007: 389-396.

## Compressive Sensing Spectral Sparsification Method based on Training Dictionary

Wang Qi<sup>1,2</sup>, Li Chuanrong<sup>1</sup>, Ma Lingling<sup>1</sup>, Tang Lingli<sup>1</sup>, Li Jianjian<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing Information Technology,  
Academy of Opto-Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;  
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** Using object's sparsity, compressive sensing theory is able to breakthrough Nyquist sampling

theorem and reconstruct object image from very few observations, which has become a very potential research field to achieve super-resolution image. One of the crucial problems of applying compressive sensing to earth observation remote sensing image is how to pursue effective sparsification method under the complexity of ground scene. It will be more practical for hyperspectral imaging with a large amount of data to search for effective spectral sparsification method using rich redundant spectral information in bands. This paper introduces the basic principle of compressive sensing spectral imaging and spectral sparsification, and trains a redundant dictionary based on K-SVD method using multiple types of ground objects' spectral data from ASTER spectral library, reconstructs several typical objects using DCT basis, wavelet basis and training dictionary via simulation experiment and compares the reconstruction results. The result shows using training dictionary as sparse basis performs is better at low sampling rate than DCT basis and wavelet basis, spectral curves can be reconstructed almost perfectly at sampling rate as low as 20%. Our research indicates the great potential for sparse dictionary applied in compressive sensing spectral imaging.

**Key words:** Compressive sensing; Hyperspectral imaging; Sparse basis; Dictionary training

---

## 第十九届中国遥感大会

由中国遥感委员会主办,北京空间机电研究所、中国宇航学会空间遥感专业委员会共同承办的“第十九届中国遥感大会”拟订于 2014 年 4 月 18 日至 21 日 在扬州市召开。

本届会议旨在交流近年来国内遥感在理论、技术与应用等方面的最新进展,展示遥感技术最新成果。希望通过本届会议的交流与沟通,为遥感领域专家、学者和政府主管部门搭建联系纽带,为研发单位和用户提供交流平台。

会议同期将举行“第八届中国青年遥感辩论会”、新技术新成果展览会及项目洽谈会等。

本次会议以“遥感—精确感知 服务社会 和谐发展”为主题,主要征集遥感技术的新理论、新技术、新方法及其应用等方面的论文,包括以下领域:国家遥感中长期发展战略、国际遥感前沿与进展;高分辨率对地观测系统;航天、航空、低空、地面遥感技术及系统;可见光、红外及激光遥感技术;主、被动微波遥感技术;数字摄影测量与制图;地理空间数据处理技术与方法;地理国情监测,如土地、农业、林业、矿产、环境、地质、海洋、气象等;灾害监测与全球变化;遥感、地理信息系统与导航定位系统(3S)集成与应用;智慧城市与数字地球;深空探测与行星测绘;教育、培训与社会公共事业。

联系人:李悦 马永利

联系电话:010-68113632 13810218237 18810030984

传真号码:010-68113608 010-62612391

邮箱:19csrs@sina.com

会议网址:www.19csrs.org