

文章编号 1004-924X(2015)04-1131-07

## 高光谱图像的分布式压缩感知成像与重构

王忠良<sup>1,2</sup>, 冯 燕<sup>1,\*</sup>, 肖 华<sup>3</sup>, 王 丽<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710129;

2. 铜陵学院 电气工程学院, 安徽 铜陵 244000; 3. 铜陵学院 数学与计算机学院, 安徽 铜陵 244000)

**摘要:** 根据高光谱数据的特点, 提出了一种基于像元的分布式压缩采样模型来实现高光谱图像的有效压缩采样与重构。搭建了能实现该模型的压缩采样光谱成像系统, 并研究了用于该系统成像的重构算法。在图像采集阶段, 将高光谱数据分为参考像元和压缩感知像元; 地面像元的辐射能通过棱镜进行谱带分离, 再利用数字微镜器件实现谱带的线性编码。对压缩感知像元进行低采样率的线性编码, 对参考像元进行采样率为 1 的线性编码。压缩采样数据重构时, 不再采用传统方法直接重构高光谱数据, 而是利用线性混合模型将重构高光谱数据转换成端元提取和丰度估计, 然后根据重构的端元和丰度恢复原数据。对比实验表明, 在压缩采样数据为总数据的 20% 时, 重构的平均信噪比提高了 10 dB。所设计的成像系统应用压缩感知理论减少了采集的数据量, 采样方式简单, 可应用于星载或机载的高光谱压缩感知成像。

**关键词:** 分布式压缩感知; 高光谱图像; 成像光谱仪; 线性混合模型; 感知矩阵

**中图分类号:** TP751 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152304.1131

## Distributed compressive sensing imaging and reconstruction of hyperspectral imagery

WANG Zhong-liang<sup>1,2</sup>, FENG Yan<sup>1,\*</sup>, XIAO Hua<sup>3</sup>, WANG Li<sup>1</sup>

(1. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

2. Department of Electric Engineering, Tongling University, Tongling 244000, China;

3. Department of Mathematics and Computer, Tongling University, Tongling 244000, China)

\* Corresponding author, E-mail: sycfy@nwpu.edu.cn

**Abstract:** According to the characteristics of high spectral data, a distributed compressed sampling model based on pixels was proposed to realize the efficient compressive sampling and reconstruction. A spectral imaging system based on distributed compressed sampling was established and a reconstruction algorithm for this system was investigated. In the image acquisition stage, the hyperspectral data were divided into key pixels and compressive sensing pixels. The ground pixels were separated along the spectral direction by a prism. Then, the linear encoding between the spectral bands was realized by a digital micro-mirror device. The compressive sensing pixels were coded with a low sampling rate, and the key pixels were coded by a sampling rate of 1. In the reconstruction of the compressive sampled data, the traditional compressive sensing reconstruction methods which recover

**收稿日期:** 2014-11-21; **修订日期:** 2015-01-12.

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (No. 61071171); 安徽省高等学校省级自然科学基金资助项目 (No. KJ2013B298); 西北工业大学博士论文创新基金资助项目 (No. CX201424)

hyperspectral data directly were abandoned. However, the linear mixed models were used to convert the hyperspectral data reconstruction into an endmember extraction and an abundance estimation, then, the hyperspectral data were recovered by using the extracted endmember and estimated abundance. The comparison experiments show that the reconstruction average signal noise rate by proposed algorithm is improved about 10 dB when the used data are 20% that of total data. The system is suitable for the spaceborne or airborne hyperspectral compressive sensing imaging for its less data collected and simple sampling method.

**Key words:** distributed compressive sensing; hyperspectral imagery; imaging spectrometer; linear mixing model; sensing matrix

## 1 引言

光谱成像作为光学成像技术的重要分支被广泛应用于光学遥感领域,而高光谱成像因具有极强的地物分类和识别能力,已成为一种重要的遥感技术渗透到航空航天、环境监测、矿产勘察、农业或生态研究等各领域。随着空间分辨率、光谱分辨率、辐射分辨率和时间分辨率的不断提高,成像光谱仪所获取的数据量呈指数级增加,从而给数据的计算、存储和传输都带来了巨大的压力。因此,进行有效的数据压缩是目前高光谱成像技术中迫切需要解决的难题。

传统意义上的高光谱数据压缩中,成像光谱仪通常以比信号最高频率大两倍的频率采集数据,然后再利用所采集数据的冗余性进行压缩处理。由于机载或星载成像系统的计算能力、存储空间和功耗等资源的局限性,经典的压缩算法难以在机载或星载成像系统中实现。分布式信源编码技术虽然将编码端的一部分工作转移到了解码端,极大地降低了编码端的复杂度<sup>[1]</sup>,但抛弃冗余数据导致的资源浪费仍然难以解决。压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论<sup>[2-3]</sup>提供了一种全新的信号采集框架,将压缩和采样过程巧妙地结合起来,实现了采样率低于传统奈奎斯特率下的数据采集。

自 CS 理论提出以来,众多学者对其应用于成像及图像处理开展了广泛的研究<sup>[4-8]</sup>。Rice 大学率先开展了 CS 的成像研究,研制出了单像素(Single-Pixel)相机<sup>[4]</sup>。该相机利用数字微镜器件(Digital Micromirror Device, DMD)对光学图像进行线性编码,并通过单个探测器元件测量编码后的叠加值,再利用重构算法重构出目标图

像<sup>[5]</sup>。文献[6]采用光谱探测器(由光栅和电荷耦合器件(CCD)组成)取代单个探测器将单像素成像技术推广到高光谱领域,实现了高光谱图像的空间压缩感知成像。本课题组的前期工作<sup>[7]</sup>提出了一种能够实现谱间压缩采样的高光谱成像模型,并针对该成像系统提出了基于光谱库的压缩感知(Spectral Library Compressive Sensing, SLCS)重构算法。其重构效果虽较标准压缩感知重构算法有明显提高,但重构的光谱曲线与真实光谱曲线仍有差距。

本文结合分布式压缩视频感知(Distributed Compressed Video Sensing, DCVS)<sup>[9]</sup>的思想,提出一种基于参考像元的高光谱分布式压缩感知成像系统及重构算法。根据摆扫式成像光谱仪(Whiskbroom imaging Spectrometer)一次采集单一像元所有光谱信息的特点,将空间像元分为参考像元和压缩感知像元。参考像元光谱维信息可随机测量或直接传输到接收端;压缩感知像元以谱间压缩采样形式传输到接收端,通过 DMD 实现像元光谱维信息的随机压缩投影。另外,在接收端针对该压缩采样的成像模式提出一种基于线性混合模型的分布式压缩感知重构算法。

本文所提的高光谱压缩采样成像系统利用 CS 理论减少了采集的数据量,采样方式简单,易于机载或星载光谱成像,所提的重构算法能以很高的精度复原数据。

## 2 分布式压缩感知模型及成像系统

### 2.1 高光谱谱间压缩采样

不同于普通图像,高光谱图像对应于同一地面目标的不同光谱信息。如果用矩阵  $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{L \times N}$  表示高光谱数据(其中  $L$  和  $N$  分别表示高光谱图

像的波段数和像素数),则  $\mathbf{X}$  的每一列 ( $\mathbf{x}_n, n=1, 2, \dots, N$ ) 即为第  $n$  个像元的光谱维信息。

高光谱图像的压缩采样既可以对每一波段的图像进行空间压缩投影<sup>[6,10,11]</sup>,也可以采用任一像元的谱间压缩投影<sup>[7,12,13]</sup>。文献[14]的研究结果表明,相同采样率下,高光谱图像谱间压缩采样的重构精度高于空间压缩采样。谱间压缩采样的形式如下:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}, \quad (1)$$

其中:  $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{M \times N}$  为观测数据,  $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{M \times N}$  是一谱间随机感知矩阵,式(1)即将原  $L$  维数据随机投影到  $M(M \ll L)$  维空间。

式(1)中根据观测信号  $\mathbf{Y}$  与测量矩阵  $\mathbf{A}$  恢复原信号  $\mathbf{X}$  的过程可通过求解下面的  $l_1$  范数优化问题来实现<sup>[2,3]</sup>:

$$\min \|\Psi\mathbf{X}\|_1, \text{ s. t. } \mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y}. \quad (2)$$

上式将由观测信号  $\mathbf{Y}$  重构原信号  $\mathbf{X}$  变成一个凸优化问题,可以利用线性规划方法进行求解。

### 2.2 基于像元的分布式压缩采样

Marco F. Duarte 等人最早提出分布式压缩感知(Distributed Compressed Sensing, DCS)<sup>[15]</sup>的概念用于解决联合稀疏信号的分布式编码;Thong T. Do<sup>[9]</sup>等人成功地将 DCS 应用于视频信号,提出了分布式压缩视频感知(DCVS)。DCVS 在分布式视频编码的传统框架下融入了 CS 理论,将视频数据分为 Key 帧和 CS 帧。对于 Key 帧,采用传统的帧内编码技术将其传输到解码端,对 CS 帧分别进行基于块的压缩测量和基于整帧的压缩测量。本文根据摆扫式成像光谱仪单次获取单个瞬时视场像元光谱维信息的特点,结合 DCVS 压缩采样的结构,将高光谱数据分为参考像元和 CS 像元,提出了基于像元的高光谱压缩采样与重构框架,如图 1 所示。

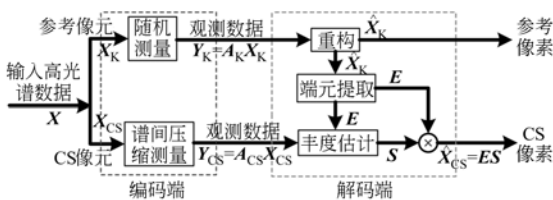


图 1 分布式压缩采样与重构框架

Fig. 1 Distributed compressed sampling and reconstructing framework

图 1 中,参考像元的随机测量既可以是随机

压缩测量也可以非压缩测量,甚至可以直接传输到解码端。由于参考像元数  $N_K$  远小于总像素数  $N$ (参考像元的抽取见实验一),本文采用非压缩测量,即采样率为 1 的随机测量,以保证重构精度,则参考像元的等效采样率  $SR_K = N_K/N$ 。对于 CS 像元进行谱间压缩采样,设其采样率为  $SR_{CS}$ ,则分布式压缩采样的总采样率为  $SR = SR_{CS} + SR_K$ 。

所提分布式压缩采样方案采样方式简单,易于机载或星载光谱成像实现。

### 2.3 分布式压缩采样成像系统

在本文的前期工作中<sup>[7]</sup>,提出了实现谱间压缩采样的推扫式光谱成像系统模型,本文在此基础上提出了实现图 1 分布式压缩采样的摆扫式光谱成像系统模型。该系统主要由扫描镜、物镜、方块增强、准直镜、色散棱镜、会聚镜、数字微镜 DMD、像镜、光电二极管等组成,工作原理如图 2 所示。

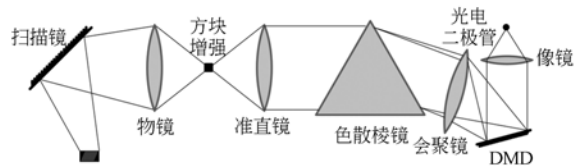


图 2 成像系统原理图

Fig. 2 Block diagram of imaging system

扫描镜(旋转平面镜)将地面像元的辐射能通过物镜、方块增强、准直镜传输到色散元件(棱镜或光栅等);经过色散元件的色散分光,像元的光谱信息被色散开;色散后的光经过会聚镜后,不同波段的单色光入射到线 DMD;在程序的控制下,偏转 DMD 的各微镜,以对目标的光谱维信息进行编码,编码后的图像经过像镜被聚焦到光电探测器(光电二极管)上。

DMD 是整个成像系统的关键元件,它能快速在  $\pm 12^\circ$  方向内偏转,利用 DMD 的偏转状态(1 表示微镜往  $+12^\circ$  方向偏转,0 表示微镜往  $-12^\circ$  方向偏转)对光路进行调制<sup>[5]</sup>。因此,感知矩阵  $\mathbf{A}$  为 0、1 二进制矩阵。

## 3 图像重构

CS 数据的信号重构要从较少的观测数据中精确恢复出原数据,因此重构时需要解决欠定方

程的求解问题。文中通过求解优化问题来实现。通过对 CS 理论的研究,产生了一系列重构算法<sup>[10]</sup>,但大多数的重构算法都是直接重构原始数据,计算量大,而且由于高光谱图像具有丰富的细节信息,稀疏性稍差于普通图像,直接重构原始数据,难以取得好的重构结果。本文根据高光谱图像的线性混合模型假设,提出基于线性混合模型的分布式谱间压缩采样重构算法。

### 3.1 线性混合模型

高光谱数据的线性混合模型(Linear Mixing Models, LMM)是对真实世界中的光谱混合模型的简化。它作为一种常规而有效的光谱混合模型,被广泛应用于高光谱图像的混合像元分解<sup>[16]</sup>。该模型假设混合像元中不同端元间的多重散射可以忽略不记,任一像元矢量可表示成包含于该像元的各加权端元的叠加,所有像元的加权系数形成丰度,也就是说高光谱数据矩阵可以看作端元矩阵和丰度矩阵的乘积。

根据线性混合模型,高光谱数据矩阵  $\mathbf{X}$  可以描述为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{E}\mathbf{S}, \quad (3)$$

其中:  $\mathbf{E}$  是  $L \times p$  维的端元特征矩阵,其每一列代表一个端元矢量  $\mathbf{e}_i (i=1, 2, \dots, p)$ ;  $\mathbf{S}$  是  $p \times N$  维的混合系数(丰度)矩阵; 维数  $p$  为高光谱图像的端元数。

### 3.2 参考像元的传输与处理

在图 2 的成像系统中,光电二极管每次接收到的是单个像元进行一次压缩采样的观测信息,并非原始的像元光谱维信息。因此要想高精度地恢复参考像元,其信号采集模式只能使用非压缩的随机投影,即通过程序控制使得参考像元的采样率为 1。以  $L \times L$  的二进制方阵  $\mathbf{A}_K$  作为参考像元的感知矩阵,其观察过程可表示为

$$\mathbf{Y}_K = \mathbf{A}_K \mathbf{X}_K, \quad (4)$$

其中:  $\mathbf{Y}_K$  为  $L \times N_K$  的观测矩阵;  $\mathbf{X}_K$  为  $N_K$  个像元光谱维信息。

由于  $\mathbf{A}_K$  为一方阵,参考像元的光谱维信息重构可以直接使用矩阵逆运算:

$$\hat{\mathbf{X}}_K = \mathbf{A}_K^{-1} \mathbf{Y}_K. \quad (5)$$

参考像元的另一作用是提取端元信息。根据 3.1 节的线性混合模型可知,只要参考像元的数目足够多,就可以通过端元提取算法提取端元特征矩阵  $\mathbf{E}$ 。顶点成分分析(Vertex Component

Analysis, VCA)<sup>[17]</sup>作为一种高光谱混合像元分解的快速算法被广泛应用于提取端元特征信号,本文使用 VCA 算法从重构的  $\hat{\mathbf{X}}_K$  中提取端元。使用 VCA 算法时首先需要确定端元的数目  $p$ 。有很多成熟的端元数估计算法,例如 HySime (Hyperspectral Signal Identification by Minimum Error), VD (Virtual Dimensionality), HFC (Harsanyi Farrand and Chang) 等<sup>[16]</sup>, 本文采用 HySime 估计端元数  $p$ 。

### 3.3 CS 像元重构

CS 像元重构可以通过求解式(2)的优化问题实现,或者类似于 DCVS 通过参考像元提供边缘信息辅助重构,以增加重构精度。本文采用第二种方法,将参考像元提取的端元信息作为一种辅助信息实现 CS 像元重构。

在图 1 的解码端,利用线性混合模型,CS 像元的观测数据  $\mathbf{Y}_{CS}$  可表示为:

$$\mathbf{Y}_{CS} = \mathbf{A}_{CS} \mathbf{X}_{CS} = \mathbf{A}_{CS} \mathbf{E}\mathbf{S}, \quad (6)$$

其中:  $\mathbf{Y}_{CS}$  的维数为  $M \times N_{CS}$ , CS 像元的感知矩阵  $\mathbf{A}_{CS}$  的维数为  $M \times L$ ;  $N_{CS} = N - N_K$  为 CS 像元的数目。

对于有限场景图像,当选取的参考像元数足够多时,CS 像元和参考像元应包含相同的地物种类,即式(6)的端元矩阵  $\mathbf{E}$  就是参考像元提取的端元特征信息,故由式(6)估计原参考像元光谱维信息的问题即转化为已知观测数据  $\mathbf{Y}_{CS}$ 、感知矩阵  $\mathbf{A}_{CS}$  和端元信息  $\mathbf{E}$  求取丰度  $\mathbf{S}$  的过程。

对于观测数据  $\mathbf{Y}_{CS}$  来说,由于采用的是谱间采样,相当于一种随机的谱间维数缩减,引入  $M \times p$  的矩阵  $\mathbf{B}$  作为随机维数缩减后的端元谱矩阵:

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}_{CS} \mathbf{E}. \quad (7)$$

此时,  $\mathbf{B}$  是原端元谱的线性压缩投影,可以看作新的端元特征信号,式(6)可表示为:

$$\mathbf{Y}_{CS} = \mathbf{B}\mathbf{S}. \quad (8)$$

上式表明,CS 像元谱间压缩采样后的高光谱数据仍然满足线性混合模型。

通常情况下,地面有限场景的端元数  $p$  小于压缩后的光谱维数  $M$ ,即矩阵  $\mathbf{B}$  为一列满秩矩阵,则式(6)求解  $\mathbf{X}_{CS}$  的欠定问题就转化成了式(8)求解  $\mathbf{S}$  的超定问题。可以通过伪逆直接求解,也可以利用混合像元分解的丰度估计算法<sup>[18]</sup>。考虑到丰度估计算法虽然能稍微提高丰度的估计

精度,但计算复杂度较高,且因为LMM本身是一近似模型,对 $\mathbf{X}_{CS}$ 的重构精度影响不大。为了能够快速估计丰度,本文采用伪逆运算求解式(8)的超定问题:

$$\mathbf{S} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Y}_{CS}, \quad (9)$$

式中: $(\cdot)^T$ 表示转置运算。

估计出 $\mathbf{S}$ 后,可以通过线性混合模型(3)恢复CS像元的光谱维信息。

## 4 实验与结果

在本节中,使用真实的高光谱数据集评估所提方案的性能。实验中用到的Cuprite和Low Altitude数据集由机载可见红外成像光谱仪AVIRIS所获取<sup>[19]</sup>。AVIRIS数据拥有224个波段,波长为0.41~2.45  $\mu\text{m}$ ,光谱分辨率为10 nm,被广泛应用于高光谱数据分析实验<sup>[17]</sup>。去除水吸收波段、低信噪比波段,实验中使用了188个波段,图像大小分别为 $250 \times 190$ 和 $256 \times 256$ 。Hengdian和Zhiwuyuan数据集为采用上海技术物理研究所研制的推扫式成像仪(PHI)获取的影像,共124个波段,图像大小分别为 $300 \times 300$ 和 $350 \times 240$ 。

重构高光谱图像的平均信噪比(Signal Noise Rate, SNR)和平均光谱角距离(Spectral Angle Distance, SAD)用于评价重构算法的性能。第 $i$ 个像元的SAD定义如下:

$$\text{SAD}_i = \arccos \frac{\mathbf{x}_i^T \cdot \hat{\mathbf{x}}_i}{\|\mathbf{x}_i\| \cdot \|\hat{\mathbf{x}}_i\|}, \quad (10)$$

其中: $\mathbf{x}_i$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 分别为第 $i$ 个像元的原光谱数据和重构数据。本文算法中用到的感知矩阵 $\mathbf{A}_K$ 和 $\mathbf{A}_{CS}$ 均为采用模拟DMD功能的0、1二进制随机矩阵,该矩阵通过将均匀分布的伪随机矩阵四舍五入得到。

参考像元的选择是所提方案的重要步骤。实验中从原高光谱数据中随机抽取 $N_K$ 个像元作为参考像元。第一个实验讨论了参考像元的等效采样率 $\text{SR}_K$ 对重构性能的影响。图3给出了CS像元采样率 $\text{SR}_{CS}$ 为0.2时,不同数据集参考像元的选取对重构平均SNR的影响。

从图3可以看出,不同数据集的重构精度不同,Hengdian数据集的重构平均SNR最高,而Zhiwuyuan最低,这主要与数据集满足线性混合

模型的程度有关。在 $\text{SR}_{CS}$ 为0.2时所有数据集重构的平均SNR都超过了39 dB。另外,参考像元的选取对不同数据集重构精度的影响也不尽相同。随着 $\text{SR}_K$ 的增加,AVIRIS数据集的平均SNR先增加,在 $\text{SR}_K = 0.01$ 后基本保持不变。而PHI数据集在 $\text{SR}_K$ 的整个变化区间内一直保持较高的平稳状态。虽然不同数据集的变化曲线不同,但在 $\text{SR}_K$ 大于0.01以后,所有曲线基本保持不变,也就是说当参考像素的抽取比率超过1%时,重构性能基本没有大的变化。因此,在接下来的实验中将 $\text{SR}_K$ 设置为0.01。

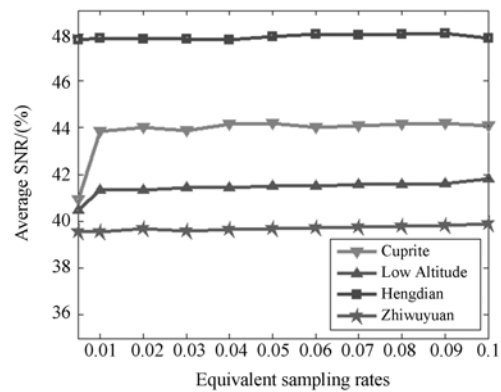


图3 参考像元等效采样率对平均SNR的影响

Fig. 3 Influence of equivalent sampling rates for key pixel on average SNR

第二个实验采用Cuprite数据集评估了本文CS重构算法、CPPCA(Compressive-Projection Principal Component Analysis)算法<sup>[12]</sup>和SLCS算法<sup>[7]</sup>的重构性能,以验证所提算法的有效性。实验中总采样率 $\text{SR}$ 从0.1上升到0.5。表1给出了不同采样率下,3种算法得到的重构图像的平均SNR和SAD。从表1中可以看出,CPPCA算法重构图像的平均SNR和SAD高于SLCS算法,而本文算法高于CPPCA;随着采样率的提高,3种算法的重构精度逐渐增加,本文算法和SLCS算法提升速度较慢,CPPCA随着采样率的增加重构性能提高较快,故在低采样率下本文算法的优势更加明显。例如,在采样率为0.2时,CPPCA重构精度较低,而本文算法仍然能以较高的重构精度恢复原数据,平均SNR比CPPCA提高了10 dB,此时的平均SAD仅为 $0.442^\circ$ 。在采样率为0.1时,CPPCA算法失效,本文算法的

的重构性能也明显降低。这是因为采样率为 0.1 时,压缩采样后的光谱维数  $M=17$ ,而采用

表 1 不同采样率下的重构图像的平均 SNR 和 SAD

Tab.1 Average SNRs and SADs of reconstructed image on varying sampling rates

SR		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
SNR/dB	SLCS	32.07	32.66	33.01	34.23	36.24
	CPPCA	3.94	33.73	34.18	38.98	42.49
	本文算法	36.87	43.46	45.11	45.61	46.02
SAD/(°)	SLCS	2.335	2.119	1.934	1.990	1.688
	CPPCA	29.66	1.111	1.061	0.613	0.425
	本文算法	0.979	0.442	0.364	0.348	0.332

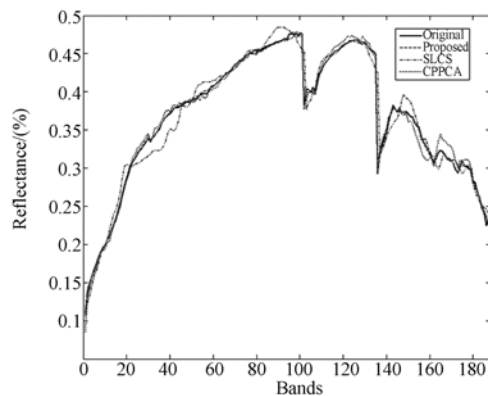


图 4 重构谱线

Fig. 4 Reconstructed spectra

## 参考文献:

- [1] 孙朗, 胡炳樑, 王爽, 等. 压缩采样光谱调制技术研究[J]. 光子学报, 2013, 42(8): 912-915.  
SUN L, HU B L, WANG SH, et al.. Compressive sampling spectral modulated technique [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, 42(8): 912-915. (in Chinese)
- [2] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [3] CANDÈS E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- [4] DUARTE M F, DAVENPORT M A, TAKHAR D, et al.. Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 83-91.

HySime 算法估计的端元数  $P=20$ , 此时矩阵  $\mathbf{B}$  不再是列满秩矩阵, 式(9)难以保证精确的丰度估计。

图 4 给出了总采样率为 0.2 时, 某 CS 像元的原谱线、SLCS 的重构谱线、CPPCA 重构谱线和本文算法的重构谱线。从图中可以看出在采样率为 0.2 时, 本文所提算法能够很精确地复原光谱曲线, 而 SLCS 和 CPPCA 算法重构的光谱曲线与原谱线有轻微的偏差。上述实验结果表明, 所提的分布式高光谱成像系统在成功获取光谱信息的同时可以对数据进行有效的压缩。

## 5 结 论

本文根据高光谱数据的特点, 提出了基于像元的分布式高光谱压缩采样模型; 并据此模型设计了分布式压缩采样光谱成像系统。该系统采集的数据可以不进行其它压缩处理, 所存储的数据量大幅减少, 节省了存储空间, 有利于机载或星载的高光谱成像。

本文研究了采用该系统成像恢复原始数据的方法, 提出了基于线性混合模型的压缩感知重构算法。实验结果证明: 采用本文所提的重构算法在总采样率为 0.2 时, 重构图像的平均 SNR 较 CPPCA 算法提高了 10 dB, 能精确地复原光谱曲线。

- [5] 陈涛, 李正炜, 王建立, 等. 应用压缩传感理论的单像素相机成像系统[J]. 光学 精密工程, 2012, 20(11): 2523-2530.  
CHEN T, LI ZH W, WANG J L, et al.. Imaging system of single pixel camera based on compressed sensing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(11): 2523-2530. (in Chinese)
- [6] SUN T, KELLY K. Compressive sensing hyperspectral imager [C]. *Frontiers in Optics 2009/Laser Science XXV/Fall 2009 OSA Optics & Photonics Technical Digest, San Jose, California*, 2009: CTuA5.
- [7] 王忠良, 冯燕, 王丽. 推扫式高光谱谱间压缩感知成像与重构[J]. 光学 精密工程, 2014, 22(11): 3129-3133.  
WANG ZH L, FENG Y, WANG L. Compressive sensing imaging and reconstruction of pushbroom hyperspectral imaging of spectral [J]. *Opt.*

- Precision Eng.*, 2014, 22(11): 3129-3133. (in Chinese)
- [8] 朱明, 高文, 郭立强. 压缩感知理论在图像处理领域的应用[J]. *中国光学*, 2011, 4(5): 441-447.  
ZHU M, GAO W, GUO L Q. Application of compressed sensing theory in image processing [J]. *Chinese Optics*, 2011, 4(5): 441-447. (in Chinese)
- [9] DO T T, CHEN Y, NGUYEN D T, *et al.*. Distributed compressed video sensing[C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2009: 1393-1396.
- [10] 贾应彪, 冯燕, 王忠良, 等. 基于谱间结构相似先验的高光谱压缩感知重构[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(6): 1406-1412.  
JIA Y B, FENG Y, WANG ZH L, *et al.*. Hyperspectral compressive sensing recovery via spectrum structure similarity [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(6): 1406-1412. (in Chinese)
- [11] LI CH B, SUN T, KELLY K F, *et al.*. A compressive sensing and unmixing scheme for hyperspectral data processing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(2): 1200-1210.
- [12] FOWLER J E. Compressive-projection principal component analysis [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2009, 18(10): 2230-2242.
- [13] 王忠良, 冯燕, 贾应彪. 基于线性混合模型的高光谱图像谱间压缩感知重构[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(11): 2737-2743.  
WANG ZH L, FENG Y, JIA Y B. Reconstruction of hyperspectral images with spectral compressive sensing based on linear mixing models [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(11): 2737-2743. (in Chinese)
- [14] AUGUST Y, VACHMAN C, STERN A. Spatial versus spectral compression ratio in compressive sensing of hyperspectral imaging[C]. *Compressive Sensing II, Baltimore, MD, United states*, 2013: 1-10.
- [15] DUARTE M F, SARVOTHAM S, BARON D, *et al.*. Distributed Compressed Sensing of Jointly Sparse Signals [C]. *Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove*, 2005: 1537-1541.
- [16] BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A, DOBIGEON N, *et al.*. Hyperspectral unmixing overview: geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(2): 354-379.
- [17] NASCIMENTO J M P, BIOUCAS J M B. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4): 898-910.
- [18] PV H Y, XIA W, WANG B, *et al.*. A fully constrained linear spectral unmixing algorithm based on distance geometry [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(2): 1157-1176.
- [19] VANE G, GREEN R O, CHRIEN T G, *et al.*. The airborne visible/infrared imaging spectrometer (aviris) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 44(2): 127-143.

## 作者简介:



王忠良(1980—),男,安徽舒城人,博士研究生,讲师,2005年于贵州大学获得硕士学位,主要从事高光谱数据压缩感知与解混、图像处理等方面的研究。E-mail: asdwzl@hotmail.com

## 导师简介:



冯燕(1963—),女,陕西西安人,教授,博士生导师,2006年于西北工业大学获得博士学位,主要从事高光谱图像压缩和分类、图像处理和智能信息处理等方面的研究。E-mail: sycfy@nwpu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)