

文章编号 1004-924X(2014)11-3129-07

推扫式高光谱谱间压缩感知成像与重构

王忠良^{1,2}, 冯 燕^{1*}, 王 丽¹

- (1. 西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710129;
2. 铜陵学院 电气工程系, 安徽 铜陵 244000)

摘要:提出一种推扫式谱间压缩采样的高光谱成像系统,用于实现高光谱图像的压缩感知成像,并对该系统成像的重构算法进行了研究。在图像采集阶段,采用棱镜对地面成像行的像素进行谱带分离,然后利用数字微镜器件实现谱带的线性编码,通过柱面透镜完成编码谱带的叠加。压缩采样数据重构时,不像传统的压缩感知重构方法那样直接重构高光谱数据,而是利用线性光谱库混合模型将重构高光谱数据转换为重构丰度系数矩阵,采用交替方向乘法求解丰度的优化问题,再根据重构的丰度和高光谱库恢复原数据。与标准压缩感知重构算法的对比实验表明,该方法在压缩采样数据为总数据的 20% 时,重构的平均峰值信噪比比标准压缩感知提高了 18 dB。所设计的成像系统采样方式简单,可应用于星载或机载的高光谱压缩感知成像。

关键词: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:TP75 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142211.3129

Compressive sensing imaging and reconstruction of pushbroom hyperspectra

WANG Zhong-liang^{1,2}, FENG Yan^{1*}, WANG Li¹

- (1. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;
 2. Department of Electric Engineering, Tongling University, Tongling 244000, China)
- * Corresponding author, E-mail: sycfy@nwpu.edu.cn

Abstract: A pushbroom spectral imaging system based on compressive sampling was established to realize compressive sensing imaging for a hyperspectral image. An image reconstruction algorithm for this system was investigated. In the image acquisition stage, the pixels of ground imaging line were separated along spectral direction by a prism. Then, the linear encoding between the spectral bands was realized by a digital micro-mirror device. Finally, the encoded spectral bands were summed by a cylindrical lens. In the reconstruction of the compressive sampled data, the traditional compressive sensing reconstruction methods which recover hyperspectral data directly were abandoned. The linear spectral library mixed models were used to convert the reconstructed hyperspectral data into reconstructed abundance fraction matrix, the alternating direction method of multipliers was used to

收稿日期:2014-06-25;修订日期:2014-08-19.

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)

solve the optimizing problem of abundance, and the data was recovered by using the reconstructed abundance and spectral library. The comparison experiment between standard compressive sensing reconstruction and our algorithm shows that the reconstructed average peak signal noise rate of our algorithm is improved about 18 dB than that of the standard compressive sensing when the used data are 20% that of total data. The system is suitable for the spaceborne airborne hyperspectral compressive sensing imaging for its simple sampling.

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

1 引言

高光谱成像是近代兴起的一种图谱结合的探测手段,由于其具有极强的地物分类和识别能力,近年来受到广泛关注。高光谱成像最早应用于航空航天遥感成像,现已渗透到矿产勘察、环境监测、农业或生态研究等领域^[1]。

成像光谱仪在多个谱段同时对二维物体成像,所得的多幅图像可以形成所谓的三维数据立方体(二维空间信息和一维谱间信息)。随着空间和光谱分辨率的不断提高,成像光谱仪所获取的数据量呈指数数量级增加,这给数据的计算、存储和传输都带来了巨大的压力。因此,有效地进行数据压缩是目前高光谱技术中迫切需要解决的难题。

传统意义的高光谱数据压缩主要是先通过成像光谱仪采集数据,对数据进行压缩处理后再进行存储分析。采集信号时,必须以比信号中最高频率大两倍的频率采集信号,才能精确重构信号,而采集的信号中大部分是不重要的,从而造成了数据冗余。压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论^[2-3]提供了一种全新的信号采集框架,即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。

自压缩感知理论提出以来,诸多学者开展了将压缩感知理论应用于成像及图像处理的研究^[1,4-7]。Rice 大学率先开展了压缩感知的成像研究,研制出了单像素(Single-Pixel)相机^[8],该相机利用数字微镜器件(Digital Micromirror Device, DMD)实现了对光学图像的线性编码,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^[4];文献^[9]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;美国杜克大学计算机科学学院提出了一种新的基于编码孔径的高光谱成像系统,即编码孔径快视高光谱成像系统(Coded Aperture Snapshot Spectral Imager, CASSI)^[10]。在该成像系统中,首先采用编码孔径对高光谱图像的空间信息进行编码,再将各谱段图像移位混叠,从而完成空间和谱间的联合压缩采样;CASSI 有效地避免了推扫成像系统的时间损失,但感知矩阵结构复杂,且大多数都是靠光学系统实现,另外,一旦掩模制作完成,其编码模式也就无法改变了^[11]。

当前我国大多数高光谱成像仪均采用推扫式成像系统,如中国科学院上海技术物理所的推扫式高光谱成像(Push-broom Hyperspectral Imaging, PHI)系统。本文根据推扫式成像光谱仪一次仅采集一维空间信息(对应地面成像行)的特点,提出一种推扫式谱间压缩采样的高光谱成像系统。在信号采集端采用 DMD 实现地面成像行中每个像元光谱维信息的随机压缩投影;在接收端针对该成像模式提出一种基于高光谱库的压缩感知重构算法。

本文所提的谱间压缩感知高光谱成像系统,利用压缩感知理论减少了采集的数据量,采样方式简单,易于推扫式光谱成像的实现,同时所提的重构算法可以从少量的采集信号中较精确地复原原始信号。

2 谱间压缩采样成像系统

2.1 高光谱谱间压缩采样

压缩感知^[2-3]是由美国科学家 Donoho 等人于 2006 年提出的,它是一种新的信号感知和压缩理论。压缩感知突破了传统香农采样定理的极限,所采集的测量值远远少于传统方法,使得海量数据的采集压缩成为可能,从而逐渐成为人们研

研究的热点。当前,已经有越来越多的研究者把压缩感知应用于高光谱数据的压缩和重构^[12-15]。

不同于普通图像,高光谱数据矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{L \times N}$ 是同一地面目标的不同光谱信息,其中, L 和 N 分别表示高光谱图像的谱带数和像素数。由于具有丰富的细节信息,各波段的图像平滑性较差,故其稀疏性稍差于自然图像,然而,由于其谱间信息对应于端元特征信号的线性组合,往往具有很好的平滑性,即在小波等正交基下具有很好的稀疏性。文献[16]的研究结果表明,相同采样率下,高光谱图像谱间压缩采样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; $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{M \times L}$ 是一谱间随机感知矩阵,其将原 L 维数据随机投影到 M ($M \ll L$) 维空间。

从方程(1)看,根据测量信号 \mathbf{Y} 与感知矩阵 \mathbf{A} 恢复 \mathbf{X} 似乎是不可能的,因为这是一个未知数个数大于方程个数的欠定方程组,存在无穷多个解。考虑到信号 \mathbf{X} 是稀疏的,重构过程可视为从所有可能解中找出非零系数最少的解,即求解下面的 l_0 范数优化问题^[2-3]:

$$\min \|\Psi\mathbf{X}\|_0, \text{ s. t. } \mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y}. \quad (2)$$

文献[1]指出, l_0 范数的优化问题可以转化为一个更加简单的 l_1 范数的优化问题:

$$\min \|\Psi\mathbf{X}\|_1, \text{ s. t. } \mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y}. \quad (3)$$

该转变使得由观测信号 \mathbf{Y} 重构原信号 \mathbf{X} 变成一个凸优化问题的求解。近年来产生了多种求解该问题的重构算法^[18]。

2.2 成像系统

推扫式谱间压缩采样成像系统主要由入射狭缝、准直镜、色散棱镜、数字微镜 DMD、合光柱面透镜、线探测器等组成,工作原理如图 1 所示。

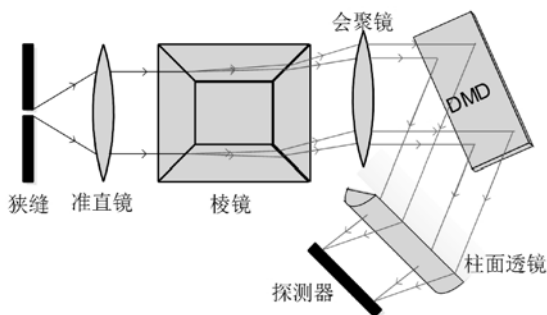


图 1 成像系统原理图

Fig. 1 Principle diagram of imaging system

由图 1 可知,地面空间成像行的入射辐射光通过位于准直系统前焦平面上的入射狭缝后,经准直光学系统准直,再经过棱镜色散分光,分光后成像行各像素点的光谱信息被色散开,方向垂直于纸面。色散后的光经过柱面会聚镜后,不同波段的单色光平行入射到 DMD,空谱信息在 DMD 上形成一面阵列,面阵列的每一行对应各像素点的谱带信息。在程序的控制下,DMD 的各微镜偏转实现对目标的谱间编码,编码后的图像经过合光柱面透镜成像在线探测器上。

DMD 是整个成像系统的关键元件,它能快速偏转 $\pm 12^\circ$,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° 方向偏转)对光路进行调制。因此,感知矩阵 \mathbf{A} 由图 1 谱间压缩感知和成像系统的 DMD 偏转产生,为 0、1 二进制矩阵。对地面任一成像行的谱间压缩成像时,DMD 需要偏转 M 次,而 DMD 每次机械翻转时间都已小于 $15 \mu\text{s}$,光切换时间小于 $2 \mu\text{s}$ ^[19]。因此,完成地面一行的成像时间大约为 $17 M\mu\text{s}$ 。中国科学院上海技术物理所的 PHI 系统帧频为 60 frame/s,即每秒可以扫描 60 行,每行的成像时间约为 167 ms。该推扫式成像系统成像的谱带数为 244,若采用 0.5 的采样率, M 为 122,则采用谱间压缩成像系统完成一行数据采集时,DMD 偏转的时间约为 2 ms,小于现有成像系统的扫描时间。

3 图像重构

压缩感知数据的信号重构需要从较少的观测数据中精确恢复出原数据,因此重构时是欠定方程的求解问题,可通过求解优化问题来实现。通过研究 CS 理论,产生了一系列重构算法, l_1 -magic^[20] 是其中重构性能较好的算法之一。高光谱图像由于具有丰富的细节信息,稀疏性稍差于普通图像。若采用现有重构算法直接重构原始数据,难以取得较好的重构结果。本文根据高光谱线性混合模型假设,提出了采用光谱库信息进行谱间压缩重构的方法。

3.1 线性光谱库混合模型

高光谱数据的线性混合模型(Linear Mixing Models, LMM)是对真实世界中光谱混合模型的简化,其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^[21]。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分布,也就是说高光谱数据可以看作端元矩阵和丰度矩阵的乘积。

根据线性混合模型,高光谱图像矩阵 \mathbf{X} 可以描述为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{E}\mathbf{S}, \quad (4)$$

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。

考虑到实际场景中端元信息可能未知,将式(4)的线性混合模型推广到线性光谱库混合模型(Linear Spectral Library Mixing Models, LSLMM),则有:

$$\mathbf{X} = \mathbf{G}\mathbf{H}, \quad (5)$$

式中: $\mathbf{G} \in \mathbf{R}^{L \times q}$ 表示光谱库中的所有端元特征; $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{q \times N}$ 为光谱库中所有端元对应的丰度系数矩阵(根据丰度的物理意义,丰度系数矩阵应满足非负约束); 维数 q 为光谱库中总端元数, $q > p$ 。

线性光谱库混合模型认为成像光谱仪采集到的任一像元矢量可表示为光谱库中所有端元特征的线性组合。实际上 LMM 是 LSLMM 的一个特例,即 LMM 假设的是光谱库中对应地面所覆盖物质的端元特征的加权叠加。

3.2 基于光谱库的重构

线性光谱库混合模型下,高光谱数据的谱间压缩采样形式可写为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{G}\mathbf{H}, \quad (6)$$

式中的光谱库端元矩阵 \mathbf{G} 已知,则可引入 $M \times q$ 的矩阵 \mathbf{B} :

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}\mathbf{G}. \quad (7)$$

此时矩阵 \mathbf{B} 即为压缩采样后的光谱库端元矩阵。则式(6)可以记为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{B}\mathbf{H}. \quad (8)$$

上式表明原压缩感知重构转化成了式(8)中已知观测信号 \mathbf{Y} 和随机降维光谱库 \mathbf{B} 求丰度矩阵 \mathbf{H} 。由于通常情况下矩阵 \mathbf{B} 的行数 M 小于列数 q ,故仍需求解欠定方程组。考虑到每个场景中包含的地面物质远小于光谱库的端元数 ($p \ll q$),丰度 \mathbf{H} 为非常稀疏的矩阵,因此 \mathbf{H} 的求解可通过解决下面的优化问题实现:

$$\min_{\mathbf{H}} \frac{1}{2} \|\mathbf{B}\mathbf{H} - \mathbf{Y}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{H}\|_{1,1} \text{ s. t. } \mathbf{H} \geq 0, \quad (9)$$

其中: $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数; $\|\mathbf{H}\|_{1,1} = \sum_{i=1}^N \|\mathbf{h}_i\|_1$ (\mathbf{h}_i 为 \mathbf{H} 的第 i 列向量), $\lambda > 0$ 为正则化参数。式(9)等价于:

$$\min_{\mathbf{H}} \frac{1}{2} \|\mathbf{B}\mathbf{H} - \mathbf{Y}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{H}\|_{1,1} + \iota_{R^+}(\mathbf{H}), \quad (10)$$

式中: $\iota_{R^+}(\mathbf{H}) = \sum_{i=1}^N \iota_{R^+}(\mathbf{h}_i)$ 为指示函数,如果 \mathbf{h}_i 非负,则 $\iota_{R^+}(\mathbf{h}_i) = 0$, 否则 $\iota_{R^+}(\mathbf{h}_i) = +\infty$ 。

引入矩阵 $\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \mathbf{V}_3$, 式(10)等价于如下的优化问题:

$$\min_{\mathbf{H}, \mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \mathbf{V}_3} \frac{1}{2} \|\mathbf{V}_1 - \mathbf{Y}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{V}_2\|_{1,1} + \iota_{R^+}(\mathbf{V}_3) \text{ s. t. } \mathbf{V}_1 = \mathbf{B}\mathbf{H}, \mathbf{V}_2 = \mathbf{H}, \mathbf{V}_3 = \mathbf{H}. \quad (11)$$

上式可以写成更紧凑的形式:

$$\min_{\mathbf{H}, \mathbf{V}} f(\mathbf{V}) \text{ s. t. } \mathbf{F}\mathbf{H} + \mathbf{U}\mathbf{V} = 0, \quad (12)$$

其中:

$$\mathbf{V} \equiv (\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \mathbf{V}_3),$$

$$f(\mathbf{V}) \equiv \frac{1}{2} \|\mathbf{V}_1 - \mathbf{Y}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{V}_2\|_{1,1} + \iota_{R^+}(\mathbf{V}_3),$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{I} \\ \mathbf{I} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} -\mathbf{I} & 0 & 0 \\ 0 & -\mathbf{I} & 0 \\ 0 & 0 & -\mathbf{I} \end{bmatrix}. \quad (13)$$

式(12)的增广拉格朗日函数为:

$$L(\mathbf{H}, \mathbf{V}, \mathbf{D}) \equiv f(\mathbf{H}, \mathbf{V}) + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{F}\mathbf{H} + \mathbf{U}\mathbf{V} - \mathbf{D}\|_F^2. \quad (14)$$

此处 μ 为大于 0 的常数, D/μ 为拉格朗日乘子。利用交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)求解上述优化问题步骤如下:

1. 初始化 $\mathbf{H}^{(0)}, \mathbf{V}^{(0)}, \mathbf{D}^{(0)}, k=0, \mu > 0$ 。
2. $\mathbf{H}^{(k+1)} \leftarrow \arg\min_{\mathbf{H}} L(\mathbf{H}, \mathbf{V}^{(k)}, \mathbf{D}^{(k)})$ 。
3. $\mathbf{V}^{(k+1)} \leftarrow \arg\min_{\mathbf{V}} L(\mathbf{H}^{(k+1)}, \mathbf{V}, \mathbf{D}^{(k)})$ 。
4. $\mathbf{D}^{(k+1)} \leftarrow \mathbf{D}^{(k)} - \mathbf{F}\mathbf{H}^{(k+1)} + \mathbf{U}\mathbf{V}^{(k+1)}$ 。
5. 重复步骤 2、3、4,直到满足停止准则。停止准则为 $\|\mathbf{F}\mathbf{H}^{(k)} + \mathbf{U}\mathbf{V}^{(k)}\|_F \leq \epsilon$ 。

估计出丰度 \mathbf{H} 后,根据已知的光谱库端元矩阵 \mathbf{G} ,通过线性光谱库混合模型(5)完成高光谱数据 \mathbf{X} 的重构。

4 实验与结果

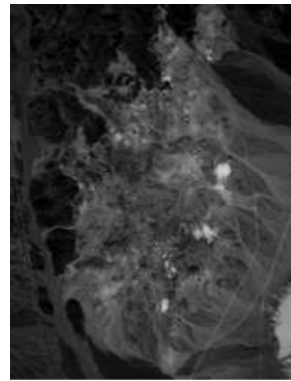
本节对本文所提重构算法与标准 CS 进行了比较,所使用的数据为真实的高光谱数据集。此处的标准 CS 指的是由式(3)直接重构出的高光谱数据 \mathbf{X} 。考虑到 l_1 -magic 是标准压缩感知重构中性能较好的算法之一,本文使用 l_1 -magic^[20] 代码实现标准 CS 优化问题(3)的求解。定义采样率 $R=M/L$,其中: L 为谱带长度, M 为观测谱带长度,实验中 R 的数值从 0.1 到 0.5。参数 λ 取为 0.01, μ 随着 ADMM 原对偶残差比值的變化进行更新。通过分析重构高光谱图像的平均峰值信噪比(Peak Signal Noise Rate, PSNR)来评价所提算法的性能。平均峰值信噪比的定义如下:

$$\text{PSNR} = \sum_{i=1}^L 10 \lg \left\{ \frac{N}{\|\mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_i\|_2^2} \right\} / L, \quad (15)$$

其中: \mathbf{x}_i 和 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 分别为原高光谱数据和重构高光谱数据的第 i 行向量。

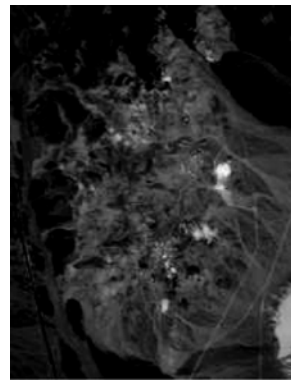
测试算法所使用的数据为真实的高光谱遥感图像数据集。实验采用的数据是 AVIRIS 成像光谱仪获取的 Cuprite 矿区的高光谱遥感图像数据^[22],该区域位于美国内华达州南部,主要包括各种矿物和少量植被。虽然 AVIRIS 成像光谱仪为摆扫式成像,即每次只能采集一个像素点,但作为仿真数据不影响对算法重构性能的评估。该数据包含 224 个波段,波长为 0.41~2.45 μm ,光谱分辨率为 10 nm,本文所使用的图像大小为 250 pixel \times 191 pixel,图 2(a)显示了第 30 波段的图像。该图像覆盖范围内的矿物及它们的光谱均为已知,因此被广泛地应用于数值试验中^[23]。已经将该高光谱数据中的水吸收波段和低信噪比波段从原始图像序列中移除,总共有 188 个波段的图像被用于数值实验。本文算法和标准压缩感知重构算法所用的观测数据都采用公式(1)获取,所用的感知矩阵 \mathbf{A} 为模拟 DMD 功能的 0、1 二进制矩阵,具体为通过将均匀分布的伪随机矩阵四舍五入得到该矩阵。本文算法所使用的高光谱光谱

库为 USGS 光谱库^[24]中的矿物谱库,共包含 501 种矿物的特征光谱。而标准 CS 将高光谱数据作为一个整体,直接求解式(3)的优化问题,因此不需要端元谱信息。采样率为 0.2 时,谱间压缩感知后第 30 波段的图像如图 2(b)所示。



(a) 原数据

(a) Original data



(b) 压缩感知后数据

(b) Compressed sensing data

图 2 Cuprite 数据集的第 30 波段图像。

Fig. 2 The 30th spectral band image in Cuprite dataset

表 1 给出了不同采样率下,本文算法和标准 CS 得到的重构图像的平均峰值信噪比 PSNR。从表 1 可以看出,本文算法重构的 PSNR 明显优于标准 CS;随着采样率的提高,标准 CS 和本文算法的重构性能逐渐提高,但本文算法的提升速度较慢,标准 CS 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,标准 CS 的重构精度较低,而本文算法的重构精度较标准 CS 提高了 18 dB。

表 1 不同采样率下的重构平均 PSNR

Tab. 1 Recovery average PSNRs of different sampling rates (dB)					
R	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
标准 CS	16.95	24.80	30.15	34.67	40.62
本文算法	41.54	42.01	43.07	43.46	45.55

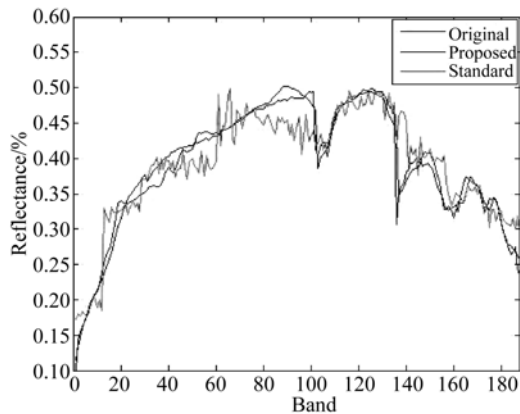


图 3 (200,150)像素点的重构谱线

Fig. 3 Reconstructed spectra with pixels of (200,150)

图 3(彩图见期刊电子版)给出了采样率为

0.2 时,(200,150)像素点的原谱线、标准 CS 重构谱线和本文算法的重构谱线。从图中可以看出,标准 CS 重构的谱线失真非常严重,而本文所提算法基本能够复原原谱线。上述实验结果表明,本文所提出的推扫式高光谱成像系统在成功获取光谱信息的同时,还对光谱进行了有效压缩。

5 结 论

本文根据高光谱谱间压缩感知的要求,提出了推扫式谱间压缩采样光谱成像的方法。该方法可以不对采集的数据进行其它压缩处理,因此,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。另外,本文还研究了采用该系统成像恢复原始数据的方法,提出了基于光谱库谱间压缩感知重构算法,并给出了算法的运算过程。将本文所提方法和标准 CS 方法应用于 Cuprite 数据集进行了重构性能对比实验,实验结果证明:采用本文所提的重构算法在 20% 数据采集时,较标准 CS 重构提高了 18 dB,能较精确地复原谱线。

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] CANDLES E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- [4] 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)
- [5] 杨宏成, 高欣, 张涛. 应用投影收缩的压缩感知锥束 CT 短扫描重建[J]. 光学精密工程, 2014, 22(3): 770-778.
YANG H CH, GAO X, ZHANG T. Compressing-sensing cone-beam CT short-scan reconstruction based on projection-contraction [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3): 770-778. (in Chinese)
- [6] 王良君, 石光明, 李甫, 等. 混合观测压缩感知图像多描述编码[J]. 光学精密工程, 2013, 21(3): 724-733.
WANG L J, SHI G M, LI P, *et al.*. Compressive sensing multiple description image coding with hybrid sampling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(3): 724-733. (in Chinese)
- [7] 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)
- [8] 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.
- [9] SUN T, KELLY K. Compressive sensing hyperspectral imager [C]. *Frontiers in Optics 2009/La-*

- ser Science XXV/Fall 2009 OSA Optics & Photonics Technical Digest, San Jose, California, 2009: CTuA5.*
- [10] WAGADARIKAR A, JOHN R, WILLETT R, *et al.*. Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging[J]. *Applied Optics*, 2008, 47(10): 44-51.
- [11] 肖龙龙, 刘昆, 韩大鹏, 等. 压缩感知理论在光学成像中的应用[J]. *应用光学*, 2012, 33(1): 71-77.
- XIAO L L, LIU K, HAN D P, *et al.*. Application of compressed sensing in optical imaging [J]. *Journal of Applied Optics*, 2012, 33(1): 71-77. (in Chinese)
- [12] 冯燕, 贾应彪, 曹宇明, 等. 高光谱图像压缩感知投影与复合正则重构[J]. *航空学报*, 2012, 33(8): 1466-1473.
- FENG Y, JIA Y B, CAO Y M, *et al.*. Compressed sensing projection and compound regularizer reconstruction for hyperspectral images [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2012, 33(8): 1466-1473. (in Chinese)
- [13] WANG Z, YAN F, JIA Y. Spatial-spectral compressive sensing of hyperspectral image [C]. *Third IEEE International Conference on Information Science and Technology, Yangzhou, Jiangsu, China*, 2013: 1256-1259.
- [14] 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)
- [15] 计振兴, 孔繁铨. 基于谱间线性滤波的高光谱图像压缩感知[J]. *光子学报*, 2012, 41(1): 82-86.
- JI ZH X, KONG F Q. Hyperspectral image compressed sensing based on linear filter between bands [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2012, 41(1): 82-86. (in Chinese)
- [16] 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.
- [17] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. *SIAM Review*, 2001, 43(1):129-159.
- [18] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 图像压缩感知回顾与展望[J]. *电子学报*, 2011, 39(7): 1651-1662.
- JIAO L CH, YANG SH Y, LIU F, *et al.*. Development and prospect of compressive sensing [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(7): 1651-1662. (in Chinese)
- [19] HORNBECK L J. From cathode rays to digital micromirrors: A history of electronic projection display technology [J]. *Ti Technical Journal*, 1998, 15(3): 7-46.
- [20] CANDÈS E J, ROMBERG J K. The 11-magic toolbox [OL]. <http://www.11-magic.org>, 2008.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] NASCIMENTO J M P, DIAS J M B. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4): 98-910.
- [24] CLARK R N, SWAYZE G A, WISE R, *et al.*. USGS digital spectral library splib06a: U. S. Geological Survey, Digital Data Series 231[EB/OL]. (2007-09-13) [2007-09-20]. <http://speclab.cr.usgs.gov/spectral.lib06>.

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