

doi: 10.3788/gzxb20124101.0082

# 基于谱间线性滤波的高光谱图像压缩感知

计 振 兴, 孔 繁 镔

(南京航空航天大学 航天学院, 南京 210016)

**摘 要:**根据高光谱图像较强的谱间相关性,提出一种基于谱间线性滤波的高光谱图像压缩感知方法.高光谱图像进行压缩重构时,利用相邻波谱的谱间相关性,对重构的当前帧与前一谱段的重构图像进行谱间线性滤波,降低了重构帧的噪音信息,纠正了重构帧的轮廓信息,从而提高重构质量.在进行谱间线性滤波时,保留重构帧的低频系数,高频系数与前一波谱重构图像的高频小波变换系数进行线性加权求和,达到滤波的效果.通过实验表明,该方法能够有效提升图像重构质量,并降低重构时间.

**关键词:**高光谱图像;谱间线性滤波;压缩感知;小波变换

**中图分类号:**TN919

**文献标识码:**A

**文章编号:**1004-4213(2012)01-0082-5

## 0 引言

随着科学技术的发展,高分辨率光谱成像技术越来越成熟.通过搭载在不同空间平台上的高光谱传感器,即成像光谱仪,在电磁波谱的紫外、可见光、近红外和中红外区域,以数十至数百个连续且细分的光谱波段对目标区域同时成像.在获得地表图像信息的同时,也获得其光谱信息.随之到来的就是信息量的激增-海量的数据,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卫星多光谱技术中迫切需要解决的难点.

高光谱图像序列之间具有较强的相关性,通常采用基于预测、变换或矢量量化的方法实现高光谱图像的高效压缩.目前有几种比较先进的压缩算法,如双向谱间预测去除谱间相关性算法<sup>[1-3]</sup>,基于自适应三维小波变换编码的高光谱图像压缩方法<sup>[4]</sup>,获得了比对称三维小波变换 SPIHT(Set Partitioning in Hierarchical Trees)方法更高的压缩效率.但是这些传统方法存在明显的缺点:编码系统复杂度高,编码时延大,内存需求高,难以实现图像实时传输.近年来,压缩感知(Compressed Sensing,CS)理论在图像和视频的压缩领域开始受到极大关注,具有编码简单、解码较复杂、能够实现较为高效的压缩、抗误码性能好的特点.

本文在压缩感知 GPSR(Gradient Projection

for Sparse Reconstruction)算法<sup>[5]</sup>的基础上,依据高光谱图像较强的谱间相关性,提出一种谱间线性滤波的思想,并应用于高光谱图像的压缩重构.该方法能够有效降低每次迭代重构的噪音信息,纠正被噪音破坏的轮廓信息,提高了重构的准确度,减少了重构的时间.

## 1 基于谱间线性滤波的高光谱图像压缩感知

压缩感知是由美国科学家 Donoho 等人在 2006 年提出的.压缩感知理论<sup>[6-8]</sup>主要包括信号的稀疏表示、编码测量和重构算法三个方面.核心思想是:将压缩和采样同时进行,首先采集信号的非自适应线性投影,即测量值;然后根据相应的重构算法由测量值逆运算重构原始信号.压缩传感突破了传统香农采样定理的极限,所采集的测量值远远小于传统方法,使得海量数据的采集压缩成为可能.这促使其逐渐成为人们研究的热点.在当前,已经有越来越多的人开始把压缩感知应用于高光谱图像的压缩和重构.

不同于普通图像,高光谱图像是同一地面目标的不同光谱信息,具有较强的谱间相关性.若采用针对一般图像的高效压缩算法,则不能充分利用高光谱图像自身的相关特性,为保证重构准确度,压缩效率很低.考虑到在对高光谱图像重构时,若能利用高

**基金项目:**国家自然科学基金(No. 61102069)、江苏省自然科学基金(No. BK2010498)、中国博士后科学基金(No. 20110491421)、南京航空航天大学基本科研业务费专项科研项目(No. 1011-56XZA11048)和南京航空航天大学青年科技创新基金(No. 1011-56XAA12027)资助

**第一作者:**计振兴(1988-),男,硕士研究生,主要研究方向为图像压缩及多媒体通信. Email: jizhx2006@126.com

**导 师:**孔繁镔(1980-),男,讲师,主要研究方向为图像压缩. Email: kongfq@nuaa.edu.cn

**收稿日期:**2011-09-01; **修回日期:**2011-10-17

光谱图像的谱间相关性,将有效提高高光谱图像重构的性能.因此针对高光谱图像具有强谱间相关性

的特点,提出的基于谱间线性滤波高光谱图像压缩感知算法,其系统框图如图 1.

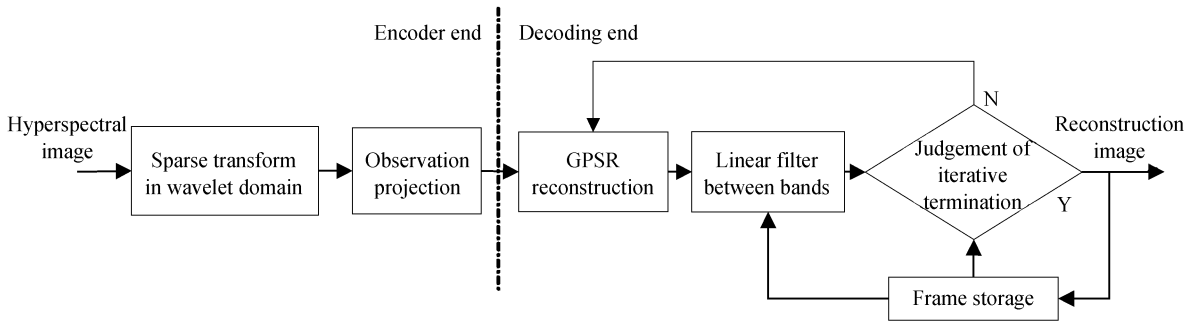


图 1 系统框图  
Fig.1 System structure

在编码端,每一帧图像进行小波域稀疏变换和观测投影;在解码端重构中,首先对当前谱段图像做谱间线性滤波 GPSR 重构,在重构的每次迭代都利用前一帧图像的重构小波系数与当前重构系数进行谱间线性滤波,并进行重构迭代终止判断;最后得到重构图像,并保存当前重构图像,为下一张图像重构做准备.

1.1 谱间线性滤波

图像在进行小波变换后,其近似分量是低频子带,细节分量是高频子带,保持细节分量不变,对细节分量继续小波变换,可以得到图像的多级小波变换.低频子带保留了图像大部分的能量,高频子带则包含有图像的轮廓信息.噪音信息一般都是高频信息,对图像小波变换的高频子带进行滤波可以明显降低噪音信息,提高重构质量.因此在对图像信号进行消噪<sup>[9-10]</sup>处理时,可以将图像信号小波变换,保持近似分量不变,对细节分量进行滤波处理,这样重构之后的图像就达到了降噪的效果.图 2 为图像信号二级分解示意图.

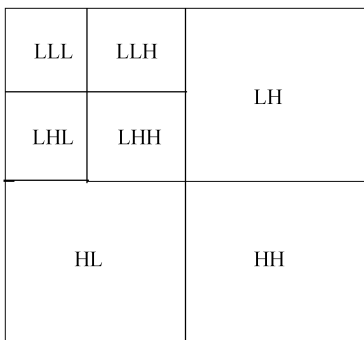


图 2 图像二级小波分解示意  
Fig.2 Image of two levels wavelet decomposition diagram

高光谱图像的纹理细节丰富,光谱分辨率极高,相邻谱段图像的像素非常接近,小波变换后具有相似的轮廓特征.在进行压缩感知梯度投影算法<sup>[6]</sup>重构时,当前谱段图像每次迭代重构后的小波高频系数,既含有该谱段的图像的轮廓信息,又含有噪音信

息.为了提高重构的准确度,要尽量保留高频系数的轮廓信息,抑制噪音信号.当前谱段图像的此次重构的小波高频系数与相邻谱段图像小波变换的高频系数进行加权求和,就可以得到此次重构高频系数的近似值,降低噪音信息,恢复被噪音破坏的轮廓信息.因此本文提出一种谱间线性滤波方法,具体谱间线性滤波流程如图 3.

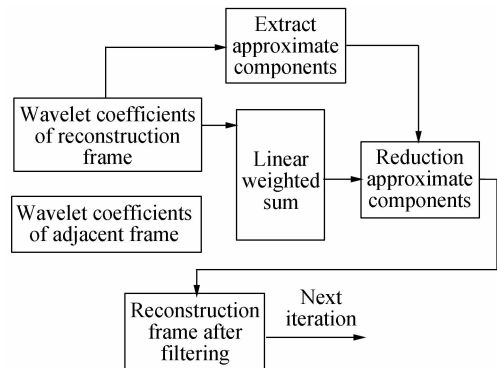


图 3 谱间线性滤波流程  
Fig.3 Flow chart of linear filter between band

假设当前谱段图像的高频小波系数为  $f_n(x, y)$ ,相邻谱段图像高频小波系数为  $f'(x, y)$ ,则谱间线性滤波的模型公式可为:

1) 低频系数包含当前谱段的大部分能量,保持低频系数不变,也就保持了该谱段大部分光谱信息不变.

2) 高频系数既包含该谱段的轮廓信息,又含有噪音信息,通过把当前谱段的小波高频系数  $f_n(x, y)$ 与相邻谱段的高频系数  $f'(x, y)$ 加权求和,来去除当前谱段由于迭代重构产生的小波高频系数噪音.

$$\tilde{f}_n(x, y) = (1-a)f_n(x, y) + af'(x, y) \quad (1)$$

式中,  $\tilde{f}_n(x, y)$  就是滤波后的高频信息,  $a$  是加权系数,  $0 \leq a \leq 1$ .

1.2 基于谱间线性滤波的 GPSR 改进算法

GPSR 算法的初始值 theta 默认为零向量,收敛

准则由前后两次迭代中目标函数值的相对变化来决定。

目标函数( $P$ )为

$$\min_{\theta} \frac{1}{2} \|y - A\theta\|_2^2 + \tau \|\theta\|_1 \quad (2)$$

这是一种通用的重构算法,并没有考虑到高光谱图像的谱间相关性,因此对于高光谱图像的重构并没有什么特别的效果.针对高光谱图像的谱间相关性,提出一种基于谱间线性滤波的高光谱图像 GPSR 改进算法.

首先重置 GPSR 算法的初始值.高光谱图像具有较强的相关性,相邻图像的像素值非常接近,前一幅图像的重构图像可以看作当前图像重构的近似值.因此可以把前一幅图像的重构图像作为当前图像的重构的初始值,这样能够加快收敛的速度,降低了重构时间.

其次在重构过程中使用谱间线性滤波:设当前重构图像  $\theta$  在第  $i$  次迭代重构后为  $\tilde{\theta}^{(i)}$ ,前一幅高光谱图像  $\theta_p$  的重构图像为  $\tilde{\theta}_p$ ,则  $\tilde{\theta}^{(0)} = \tilde{\theta}_p$ ,每次迭代更新  $\tilde{\theta}^{(i)}$  后都将  $\tilde{\theta}^{(i)}$  和  $\tilde{\theta}_p$  做谱间线性滤波,得到的滤波结果为  $\tilde{\theta}_F^{(i)}$ .当  $i=0$  时,  $a=1$ ,随着  $i$  的增加,  $a$  应该逐渐减小,直至最小值(本文中取  $da=0.1$ ,  $a_{\min}=0.1$ ),逐渐增加  $\tilde{\theta}^{(i)}$  的权重,减小  $\tilde{\theta}_p$  的权重,达到最佳的滤波效果.

最后采用的新的迭代收敛准则:本文参考了分布式视频压缩感知(Distributed Compressive Video Sensing,DCVS)<sup>[11]</sup>理论中的收敛准则.GPSR 算法的主要目的就是搜寻合适的  $\tilde{\theta}^{(i)}$  使得目标函数( $P$ )最小,  $\tilde{\theta}^{(i)}$  滤波后与  $\tilde{\theta}_p$  将更加相似,充分利用  $\tilde{\theta}_F^{(i)}$  和  $\tilde{\theta}_p$  的相关性,定义一个能够保证重构质量的评价函数

$$F(\tilde{\theta}_F^{(i)}) = W_1 \times F_1(\tilde{\theta}_F^{(i)}) + W_2 \times F_2(\tilde{\theta}_F^{(i)}) \quad (3)$$

式中  $F_1(\tilde{\theta}_F^{(i)})$  是目标函数  $P$ ,  $W_1$  和  $W_2$  是权重系数,一般取 0.9 和 0.1.

$F_2(\tilde{\theta}_F^{(i)})$  称为误差函数

$$F_2(\tilde{\theta}_F^{(i)}) = \|\tilde{\theta}_F^{(i)} - \tilde{\theta}_p\|_2 \quad (4)$$

根据评价函数  $F(\tilde{\theta}_F^{(i)})$  的相对变化情况,定义一种新的收敛准则

$$|F(\tilde{\theta}_F^{(i)}) - F(\tilde{\theta}_F^{(i-1)})| / F(\tilde{\theta}_F^{(i-1)}) \leq \text{TolA} \quad (5)$$

当相邻两次  $F(\tilde{\theta}_F^{(i)})$  的相对变化小于阈值 TolA(本文中 TolA=0.05)时,算法停止迭代.

高光谱图像相邻图像的相关性较大,相距越远相关性越差.为此,需要将高光谱图像进行分组,相邻的五幅图像作为一组.每组的每一幅图像因为没有前一帧图像的重构图像做谱间线性滤波,所以只能以较高采样率做单帧 GPSR 重构,后面每幅图像都以前一幅图像的重构图像做基于谱间线性滤波的

GPSR 重构.综上所述,基于谱间线性滤波的高光谱图像压缩感知算法为:

1)在编码端,每一帧高光谱图像进行稀疏变换、观测投影;

2)在解码端重构中,若是一组图像的第一帧则进行单帧 GPSR 重构,并执行步骤 4),否则进行步骤 3);

3)对当前谱段图像做基于谱间线性滤波的 GPSR 重构,在重构的每次迭代都利用前一幅图像的重构小波系数与当前重构系数进行谱间线性滤波,并进行重构迭代终止判断,若重构迭代条件满足则执行步骤 4),否则执行步骤 3);

4)将重构得到当前帧存入帧存储器,并输出图像.

## 2 实验结果及分析

本文实验数据来源于 JPL 实验室的 AVIRIS 高光谱遥感图像 Jasper Ridge 和 Cuprite,  $614 \times 512 \times 224 \times 16\text{bit}$ (长 $\times$ 宽 $\times$ 波段 $\times$ 比特深度).为了便于实验,仅取每幅图像的  $512 \times 512$  区域.同时, Jasper Ridge 和 Cuprite 两组图像序列前 10 帧图像噪音信息太大,不利于重构;150 帧以后相邻帧之间的相关性较差,不符合本算法的前提要求,故本文选择 Jasper Ridge 和 Cuprite 在这其中的连续 100 幅图像,共 200 幅作为实验测试图像数据.

本文采用 Matlab 进行仿真,选用相同的计算机平台(Pentium(R)双核,3.2GHz,2G 内存)对每组图像序列做了两组实验:1)GPSR 算法;2)本文算法.定义投影率(Measurement Rate, MR):  $\text{MR} = M/N$ ,  $M$  为观测数目,  $N$  为信号长度.在本文实验中,以平均投影率为 0.3 和 0.5 做了两次实验.

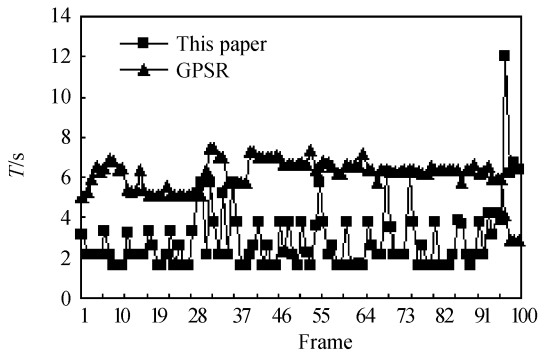
表 1 中给出了两组高光谱图像采用不同算法下的平均峰值信噪比以及平均重构时间.从表中可以看出,由于有效利用了高光谱图像序列谱间相关性,在重构质量上本文算法有较大的改善.本文算法在平均投影率为 0.3 时,与 GPSR 对比: Jasper Ridge 图像序列,平均 PSNR 获得了 6.25 dB 左右的提升,平均重构时间有 3.18 s 的提升; Cuprite 图像序列,平均 PSNR 提高了 2.8 dB,平均重构时间有 3.06 s 的提升.在平均投影率为 0.5 时,与 GPSR 对比: Jasper Bridge 图像序列,平均 PSNR 获得了 2.93 dB 左右的提升,平均重构时间有 1.49 s 的提升; Cuprite 图像序列,平均 PSNR 提高了 1.34 dB,平均重构时间有 1.35 s 的提升.

表 1 不同算法压缩性能比较

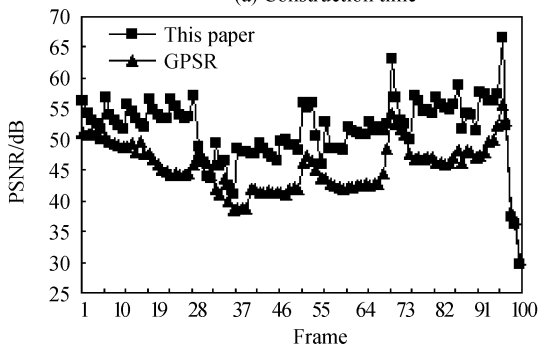
Table 1 Performance comparison between the proposed method and the GPSR method

Hyperspectral image sequence	Average MR	Frame number	GPSR		This paper	
			Average PSNR/dB	Average running time/s	Average PSNR/dB	Average running time/s
Jasper ridge	0.3	100	45.45	6.12	51.70	2.94
Cuprite			51.41	6.04	54.21	2.98
Jasper ridge	0.5		50.83	4.23	53.76	2.74
Cuprite			54.14	3.93	55.48	2.58

为了便于比较本文算法和 GPSR 算法的优越性,取平均投影率  $MR=0.3$  时的所有图像在重构时间和重构质量方面进行对比.图 4(a)和(b)分别显示了 Jasper Ridge 高光谱图像序列不同算法之间的重构时间  $T$  和峰值信噪比 PSNR 之间的比较;图 5(a)和(b)分别显示了 Cuprite 高光谱图像序列不同算法之间的重构时间  $T$  和峰值信噪比 PSNR 之间的比较.从图像上可以看出,在本文算法下绝大部

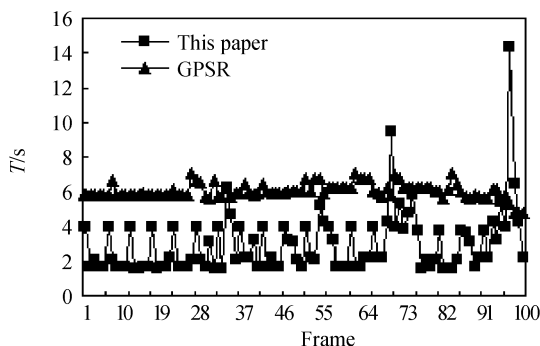


(a) Construction time



(b) PSNR

图 4 Jasper Ridge 序列不同算法重构时间及 PSNR 的比较  
Fig. 4 Comparison of Jasper Ridge with construction time and PSNR



(a) Construction time

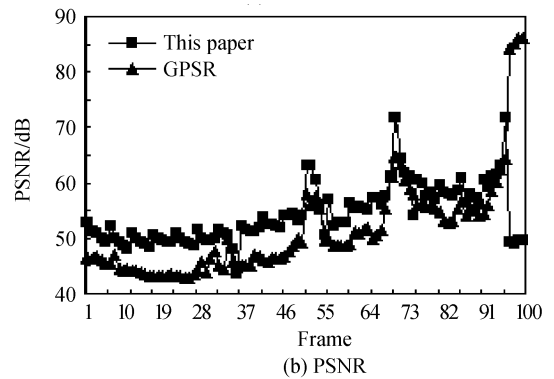


图 5 Cuprite 序列不同算法重构时间及 PSNR 的  $T$  比较  
Fig. 5 Comparison of Cuprite with construction time and PSNR

分图像序列不管是在重构时间还是在重构准确度都优于 GPSR 算法.因此,本文算法在利用高光谱图像谱间相关性后,大幅度提升了图像重构的质量,而且还降低了重构的时间.

### 3 结论

针对高光谱图像采用 GPSR 算法重构时,没有充分利用高光谱图像的谱间相关性,不能有效提升压缩效率,本文提出一种基于谱间线性滤波的高光谱图像压缩感知重构算法.该算法利用高光谱图像的相关性,在重构的每一次迭代过程中都对重构出来的图像进行谱间线性滤波,有效地提升了重构质量.实验结果表明,与 GPSR 算法相比,本文算法显著增强重建图像序列的质量,压缩效果更好,而且算法复杂度更低.

#### 参考文献

- [1] ROMBERG J. Imaging via compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 14-20.
- [2] LIU Hai-ying, LI Yun-song, WU Cheng-ke, et al. Compressed hyperspectral image sensing based on interband prediction[J]. *Journal of Xidian University*, 2011, **38**(3): 37-41.  
刘海英,李云松,吴成柯,等.一种高重构质量低复杂度的高光谱图像压缩感知[J]. *西安电子科技大学学报*, 2011, **38**(3): 37-41.
- [3] SUN Lei, LUO Jian-shu. Hyperspectral image lossless compression algorithm based on multi-band prediction[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, **29**(12): 2876-2879.  
孙蕾,罗建书.基于多波段谱间预测的高光谱图像无损压缩算

- 法[J]. 电子与信息学报, 2007, **29**(12):2876-2879.
- [4] LIU G, ZHAO F. Efficient compression algorithm for hyperspectral images based on correlation coefficients adaptive 3D zerotree coding[J]. *IET Image Processing*, 2008, **2**(2): 72-82.
- [5] FIGUEIREDO M A T, NOWAK R D, WRIGHT S J. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, **1**(4): 586-598.
- [6] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289-1306.
- [7] SHI Guang-ming, LIU Dan-hua, GAO Da-hua, et al. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, **37**(5): 1070-1081. 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, **37**(5):1070-1081.
- [8] LI Shu-tao, WEI Dan. A survey on compressive sensing[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(11): 1369-1377. 李树涛, 魏丹. 压缩传感综述[J]. 自动化学报, 2009, **35**(11): 1369-1377.
- [9] SUN Lei, GU De-feng, LUO Jian-shu. Hyperspectral imagery denoising method based on wavelets[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, **29**(7): 1954-1957. 孙蕾, 谷德峰, 罗建书. 高光谱遥感图像的小波去噪方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, **29**(7):1954-1957.
- [10] WU Chuan-qing, TONG Qing-xi, ZHENG Lan-fen. Denoise of hyperspectral image based on wavelet transformation[J]. *Remote Sensing Information*, 2005(4): 10-30. 吴传庆, 童庆禧, 郑兰芬. 基于小波变换的高光谱图像消噪[J]. 遥感信息, 2005(4):10-30.
- [11] KANG Li-wei, LU Chun-shien. Distributed compressive video sensing[C]. *Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2009, IEEE International Conference on: 1169-1172.

## Hyperspectral Image Compressed Sensing Based on Linear Filter Between Bands

JI Zhen-xing, KONG Fan-qiang

(College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** According to the strong correlation between the spectrum on hyperspectral images, a method of hyperspectral image compressed sensing is proposed which is based on the linear filter between bands. In terms of apparent correlations between the image series, linear filter between bands is used between reconstruction frame and former reconstruction image, to reduce noise information, correct contour information on reconstruction image, and improve the precision of the reconstruction. In the linear filter between bands, low-frequency coefficients of the reconstruction frame are reserved, and high frequency coefficients are summed with the high wavelet transform coefficients of the previous spectrum reconstruction image. Experiment results show that the proposed method can improve the precision of the reconstruction and reduce the reconstruction time.

**Key words:** Hyperspectral image; Linear filter between bands; Compressed sensing; Wavelet transform