# 基于颜色自适应字典的双相机光谱系统重建算法

张仕鹏" 王立志" 付 莹" 黄 华"

<sup>1)</sup>(西安交通大学电子与信息工程学院 西安 710049)
 <sup>2)</sup>(北京理工大学计算机学院 北京 100081)

**摘 要** 通过将快照编码孔径光谱成像和普通 RGB彩色成像结合,双相机光谱成像系统能够高效地获取场景的 光谱信息,具有广阔的应用前景.如何高质量地从压缩采样中重建高光谱图像是该系统需要解决的重要问题.根据 高光谱图像与彩色图像在空间结构和光谱响应上的相关性,本文了提出一种基于颜色自适应字典的重建算法,用 以提高双相机光谱成像系统的重建质量.首先,利用 RGB观测分别训练三通道非负字典.然后,以彩色相机的光谱 响应曲线为指导,为每一个谱带选择光谱相关性最大的字典.最后,完成高光谱图像的稀疏重建.高光谱数据库和 遥感数据库的仿真结果均表明,本文提出的算法能够大幅度提升双相机光谱成像系统的重建质量.

关键词 双相机光谱成像系统;高光谱图像;稀疏重建;颜色自适应字典 中图法分类号 TP391 **DOI**号 10.11897/SP.J.1016.2020.00151

# Color Adaptive Dictionary Based Reconstruction Algorithm for Dual Camera Compressive Hyperspectral Imaging

ZHANG Shi-Peng<sup>1</sup>) WANG Li-Zhi<sup>2</sup>) FU Ying<sup>2</sup>) HUANG Hua<sup>2</sup>) <sup>1)</sup> (School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049) <sup>2)</sup> (School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Compared with the conventional RGB image and panchromatic image, hyperspectral Abstract image can provide more details and features with the additional spectral dimension. Nowadays, hyperspectral image has been applied into various computer vision tasks, such as classification, medical diagnosis, face recognition, objects tracking, and so on. In order to obtain hyperspectral image, traditional imaging systems capture the 3D information with scanning techniques. Such scanning based imaging systems can only record the spectral information of one or a few scene points at the same time, which inevitably suffers from the tradeoff between spectral resolution and time effciency. Thanks to the flourish of computational photography, snapshot spectral imagers have been developed to overcome the drawback of conventional imaging systems in recent years. Imaging systems in this category have the ability to capture the full hyperspectral image with one single exposure. Leveraging the compressive sensing (CS) theory, coded aperture snapshot spectral imaging (CASSI) stands out as a promising solution among those systems. With elaborate optical design, CASSI encodes the 3D hyperspectral image into the 2D compressive measurement and then reconstruct the underlying image with the CS theory. Incorporating a CASSI system and a color detector, the dual-camera compressive hyperspectral imager can promote the reconstruction accuracy of CASSI efficiently and thus owns broad application prospects. How to reconstruct hyperspectral image from the compressive measurement with high quality is

收稿日期:2019-01-14;在线出版日期:2019-09-12.本课题得到国家自然科学基金(61425013)、北京市科技计划课题(Z181100003018003) 资助. 张仕鹏,博士研究生,主要研究领域为高光谱图像处理. E-mail: zsp6869123@stu. xjtu. edu. cn. 王立志,博士,副教授,主要研究领 域为计算摄像学、视觉信息获取与重建. 付 莹,博士,教授,主要研究领域为计算摄像学、计算机视觉. 黄 华(通信作者),博士,教授, 主要研究领域为图像视频处理. E-mail: huahuang@bit. edu. cn.

an urgent problem to be solved for the system. The existing methods exploit a single prior information of hyperspectral image to develop reconstruction algorithms, which fail to make full use of the measurement of dual-camera design, and the reconstruction quality is not ideal enough. Based on the strong correlation between hyperspectral image and its corresponding color image in spatial structure and spectral response, we propose a color adaptive dictionary based reconstruction method to improve the reconstruction quality. First, in the case of introducing non-negative constraints to dictionary elements and sparse representation coefficients, three over-complete dictionaries are learned from the color measurement. Considering the fact that a single band of hyperspectral image owns very high texture and structure similarity with its corresponding color measurement, we utilize the color measurement to learn over-complete dictionaries for sparse reconstruction. Second, based on the spectral response of the color camera, a suitable dictionary with high spectral correlation is selected for each band. Specifically, we choose the dictionary of the channel with the largest response amplitude of the RGB camera in the current spectral band as its sparse basis, so as to ensure the high sparsity of the sparse representation and improve the reconstruction quality. Then, by integrating the sparse representation with the system imaging principle, we develop an optimization framework for hyperspectral image reconstruction, which is finally solved via the alternative direction multiplier method. At last, we conduct a thorough experiment on both the hyperspectral and the remote sensing data sets to validate the performance of our method. Simulation results suggest that the proposed method can greatly improve the reconstruction fidelity of the dual-camera compressive hyperspectral imager, which verifies the practical application potential of our method.

**Keywords** dual-camera compressive hyperspectral imaging; hyperspectral image; sparse reconstruction; color adaptive dictionary

# 1 引 言

高光谱成像技术能够获取目标场景的连续波段 图像.与传统的灰度图像或者 RGB 图像相比,高光 谱图像提供了更为丰富的光谱信息,能够更好地完 成分类和识别等任务,目前已经在地质勘探、农业生 产和生物医学等众多领域得到了广泛应用.获取高 光谱图像的传统方法一般采用扫描的方式,即一次 采集一个点或一行点的光谱曲线<sup>[1-2]</sup>.但基于扫描式 的光谱系统成像速度慢,只能完成静态场景的光谱 信息采样.近年来,快照式光谱成像系统将计算和成 像相结合,能够快速完成高分辨率高光谱图像的获 取<sup>[3-5]</sup>,得到了很多学者的关注和研究.

编码孔径快照光谱成像系统(Coded Aperture Snapshot Spectral Imager, CASSI)<sup>[6-7]</sup>是在压缩感知理论<sup>[8-9]</sup>上发展起来的一种新的快照式光谱成像技术.该系统使用二维探测器获取三维光谱信息的压缩采样,成像速度快,具备获取动态场景的光谱信

息的能力,为了提高 CASSI 的成像质量,Wang 等 人<sup>[10-11]</sup>使用 CASSI 和一个普通全色相机组成双相 机系统(Panchromatic camera based Dual Camera Compressive Hyperspectral Imaging, PDCCHI), 通过双路采样完成光谱信息和空间信息的互补.在 此基础上,Wang 等人<sup>[12]</sup>将 CASSI 系统和一个 RGB 彩色相机结合形成新的双相机系统(Color camera based Dual Camera Compressive Hyperspectral Imaging, CDCCHI).由于 RGB 相机包含 了更多的空间纹理信息,CDCCHI 能够进一步提高 压缩光谱的重建质量,具备应用到实际场景中的潜 力.而如何从 CDCCHI 的双路采样中高质量地恢复 出高光谱图像是目前该系统非常值得研究的一个重 要方向.

为了从压缩采样中恢复出高光谱图像,现有算 法通常是以高光谱图像的稀疏先验来建立重建模 型.根据高光谱图像在空间维的分段平滑特性,全变 差(Total Variation, TV)约束算法已经成为CASSI 类系统最为常用的重建算法之一<sup>[13-15]</sup>,但这种算法

153

容易造成重建结果过度平滑.针对 CASSI 系统,Tan 等人<sup>[16]</sup>将 Wavelet 变换作为稀疏基,提出了基于三 维维纳滤波的近似信息传播算法(Approximate Message Passing, AMP). Lin 等人<sup>[17]</sup>则使用高光谱 图像库来训练过完备字典完成高光谱图像的稀疏重 建.相比 DCT 变换,从图像库中训练得到的过完备 字典虽然能够提升光谱稀疏性,但无法保证字典与 目标场景的空间结构相似性.为了解决从图像库中 训练字典存在的问题, Wang 等人<sup>[11]</sup>使用全色采样 来训练过完备字典(Dictionary Based Reconstruction, DBR)用以完成 PDCCHI 的稀疏重建. 最近, Wang 等人<sup>[18]</sup>指出高光谱图像具有空间-光谱联合相 关性,提出了基于张量分解与带权重全变差联合约束 的光谱重建算法(Joint Tensor Tucker Decomposition and weighted Total Variation, JTDwTV). 但 由于不同图像的秩难以准确估计,JTDwTV 的重建 性能并不稳定.可以看出,现有算法均是从高光谱图 像自身的先验信息出发建立重建模型,未能充分利 用双路成像系统的采样图像,重建质量不够理想.

针对现有算法存在的不足,本文利用来样图像 和原始高光谱图像之间的相关性,提出一种基于颜 色自适应字典的重建算法(Color Adaptive Dictionary Based Reconstruction, CADBR),用以提高 CD-CCHI系统的重建质量.首先,利用 RGB 图像与单 谱带图像的空间内容相似性,使用 CDCCHI系统的 RGB 观测训练非负过完备字典;然后,利用 RGB 相 机的光谱响应特性,从训练好的三通道字典中自适 应地为每一个谱带选取相关性最大的字典;最后,逐 谱带地完成高质量的稀疏重建.总结来说,该算法主 要有如下优点:(1)引入非负过完备字典学习,加强 对字典元素和稀疏表示系数的约束,提高过完备字 典的鲁棒性;(2)根据 RGB 相机响应特性,为每一 个谱带图像自适应地选择字典,保证重建目标与字 典之间的光谱相关性,进而提高重建质量.

本文第2节给出 CDCCHI 的系统模型;第3节 详细阐述基于颜色自适应字典的重建算法,包括字 典训练和光谱重建两个阶段;第4节通过仿真实验 验证本文算法的有效性;第5节总结全文.

# 2 CDCCHI 系统模型

如图 1 所示, CDCCHI 系统包含一个 CASSI 分 支和一个 RGB 彩色相机分支. 设来自目标场景的高 光谱源图像为 f(x,y,i),其中  $1 \le i \le \Omega$  表示光谱维 索引, $1 \le x \le M$ 、 $1 \le y \le N$ 表示空间维索引.f(x, y, i)首先到达分光镜被平均分配到两个方向,然后同时被两个分支采集.



图 1 CDCCHI系统模型

一方面,进入 CASSI 分支的光经过物镜到达编 码模版进行空间信息调制. 经调制后的光通过中继 镜到达阿米西棱镜会在垂直方向上偏移,且不同波 长的光偏移的大小不同,最后到达灰度相机平面形 成二维混叠采样 g<sub>e</sub>(x,y). 该过程的离散形式可以 表示为

$$g_{c}(x,y) = 0.5 \sum_{i=1}^{a} \omega_{c}(i) \varphi(x - \phi(i), y) f(x - \phi(i), y, i)$$

$$(1)$$

其中, $\varphi(x,y)$ 表示编码模版, $\phi(i)$ 表示阿米西棱镜对 不同波长光的相对偏移量, $\omega_{c}(i)$ 表示灰度相机的光 谱响应.为了方便后面的表述,将其表示为矩阵形式:

 $G_{c} = H_{c}F$ (2)

其中- $G_c$ 和 F 分别表示 CASSI 观测结果和原始的高 光谱图像,其维度大小分别为  $(M + \Omega - 1)N$  和  $MN\Omega$ .  $H_c$ 表示 CASSI 系统的前向响应矩阵,包含编 码模版、阿米西棱镜和灰度相机的共同作用,其维度 大小为 $(M + \Omega - 1)N \times MN\Omega$ .

另一方面,进入 RGB 彩色相机分支的光会直接 到达彩色相机形成 RGB 观测  $g_{p}^{l}(x,y,l)$ ,其中 1 $\leq$  $l\leq 3$  表示 RGB 三个通道.该过程的离散形式可以 表示为

$$g_{p}(x,y) = 0.5 \sum_{i=1}^{n} \omega_{p}(i) f(x,y,i)$$
(3)

其中, $g_p(x,y) = [g_p^1(x,y), g_p^2(x,y), g_p^3(x,y)]$ 表 示 RGB 观测, $\omega_p(i) = [\omega_p^1(i), \omega_p^2(i), \omega_p^3(i)]$ 为彩色 相机三个通道的光谱响应.同理,将上式表示成矩阵 形式为

$$\boldsymbol{G}_{\boldsymbol{p}} = \boldsymbol{H}_{\boldsymbol{p}}\boldsymbol{F} \tag{4}$$

其中, $G_{p} = [(G_{p}^{1})^{T}, (G_{p}^{2})^{T}, (G_{p}^{3})^{T}]^{T}$ 表示 RGB 观测,  $H_{p} = [(H_{p}^{1})^{T}, (H_{p}^{2})^{T}, (H_{p}^{3})^{T}]^{T}$ 为前向响应矩阵,其维 度大小分别为 3*MN*和 3*MN*×*MNQ*. 将式(2)和(4) 联立,可以得到 CDCCHI 系统的前向响应模型为

其中

$$\boldsymbol{G} = \boldsymbol{H}\boldsymbol{F} + \boldsymbol{V} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{G} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{G}_c \\ \boldsymbol{G}_p \end{bmatrix}, \ \boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{H}_c \\ \boldsymbol{H}_p \end{bmatrix}, \ \boldsymbol{V} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{V}_c \\ \boldsymbol{V}_p \end{bmatrix}$$
(6)

V表示观测噪声,一般为高斯白噪声,其中V。和V,分别为CASSI观测噪声和RGB观测噪声.

# **3** CADBR 重建算法

从维度大小为 $(M+\Omega-1)N+3MN$ 的观测数据G中重建出 $MN\Omega$ 的高光谱图像F是一个欠定问题,无法直接求解.根据压缩感知原理,F可以通过求解如下优化问题来近似获得:

$$\hat{\mathbf{F}} = \arg\min_{\mathbf{F}} \frac{1}{2} \|\mathbf{G} - \mathbf{HF}\|_{F}^{2} + \alpha \Gamma(\mathbf{F}) \qquad (7)$$

其中,第1项为数据保真项,  $\|\cdot\|_{F}^{2}$ 表示矩阵 Frobenius 范数的平方, 第2项 $\Gamma(F)$ 表示包含F先验信息的正则项,  $\alpha$ 为平衡这两项的正则项系数.

由于高光谱图像的稀疏性, F可以表示成一个 过完备字典 D 和稀疏表示系数 S 相乘的形式:

$$F = DS$$
 (8)  
结合式(7)和(8), F 的求解被转化为稀疏表示  
系数 S 的求解:

$$\hat{\boldsymbol{S}} = \arg\min_{\boldsymbol{S}} \frac{1}{2} \|\boldsymbol{G} - \boldsymbol{H}\boldsymbol{D}\boldsymbol{S}\|_{F}^{2} + \alpha \|\boldsymbol{S}\|_{1} \qquad (92)$$

因此,只要在已知字典 D 的情况下求解出稀疏 系数 S,就可以根据式(8)得到 F. 但字典 D 也是未 知的,需要通过训练获得.因此,本文提出的CADBR 算法分为字典学习和稀疏重建两个阶段,接下来将 依次介绍这两个阶段的工作原理.

#### 3.1 字典训练算法

一个合适的字典 D 能够提高高光谱图像在其上 表示的稀疏性,从而提高重建精度.在 CDCCHI 系统 中,单个谱带的高光谱图像与其对应的 RGB 观测具 有非常高的纹理和结构相似性.因此可以使用 RGB 观测进行字典训练,分别得到 RGB 三个通道的字 典,然后使用这些字典完成高光谱图像的稀疏重建.

考虑到实际物理材料的光谱反射率均非负,对 字典元素和稀疏表示系数引入非负约束,能够进一 步提高重建精度<sup>[19]</sup>.则字典训练的优化目标为

$$(\hat{\boldsymbol{D}}_{l}, \hat{\boldsymbol{B}}_{l}) = \arg \min_{\boldsymbol{D}_{l}, \boldsymbol{B}_{l}} \frac{1}{2} \|\boldsymbol{Y}_{l} - \boldsymbol{D}_{l}\boldsymbol{B}_{l}\|_{F}^{2} + \tau \|\boldsymbol{B}_{l}\|_{1}$$
  
s. t.  $\boldsymbol{b}_{l,i} \ge 0, \ \boldsymbol{d}_{l,k} \ge 0$  (10)

s.t.  $b_{l,j} \ge 0$ ,  $d_{l,k} \ge 0$  (10) 其中, $D_l = [d_{l,1}, d_{l,2}, \dots, d_{l,K}]$ 表示第 l 通道的字典,  $B_l = [b_{l,1}, b_{l,2}, \dots, b_{l,J}]$ 表示对应的系数矩阵,K 表 示字典原子个数,J 表示样本总数. $Y_l$ 表示从 $G_p^l$ 中 随机块采样组成的样本矩阵, $\tau$ 为正则化系数. 尽管 KSVD<sup>[20]</sup>、OLD<sup>[21]</sup>等传统字典学习算法 都无法直接用来求解包含非负约束的字典学习,但 可以利用这些算法所使用的交替迭代思路来完成非 负字典学习.首先,固定字典元素,求解关于稀疏系 数的子优化问题;然后,使用更新得到的稀疏系数, 逐列更新字典元素;最后,交替迭代更新,完成字典 学习.接下来,将详细介绍这两个阶段的更新过程.

3.1.1 稀疏系数更新

首先,固定字典  $D_i$ ,更新稀疏表示系数  $B_i$ 的优化目标为:

$$\hat{\boldsymbol{B}}_{l} = \arg\min_{\boldsymbol{B}_{l}} \frac{1}{2} \|\boldsymbol{Y}_{l} - \boldsymbol{D}_{l}\boldsymbol{B}_{l}\|_{F}^{2} + \tau \|\boldsymbol{B}_{l}\|_{1} \quad \text{s. t. } \boldsymbol{b}_{l,i} \geq 0$$
(11)

式(11)可以通过 ADMM<sup>[22]</sup>进行快速求解.引 入辅助变量  $C_l = B_l$ ,将式(11)写成带约束的优化 方程:

$$\hat{\boldsymbol{B}}_{l} = \arg\min_{\boldsymbol{B}_{l}} \frac{1}{2} \|\boldsymbol{Y}_{l} - \boldsymbol{D}_{l}\boldsymbol{B}_{l}\|_{F}^{2} + \tau \|\boldsymbol{C}_{l}\|_{1} \quad \text{s. t. } \boldsymbol{C}_{l} = \boldsymbol{B}_{l}$$
(12)

其增广拉格朗日方程为

$$L_{1}(\boldsymbol{B}_{l},\boldsymbol{C}_{l},\boldsymbol{W}_{l}) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{Y}_{l} - \boldsymbol{D}_{l}\boldsymbol{B}_{l}\|_{F}^{2} + \tau \|\boldsymbol{C}_{l}\|_{1} + \frac{\rho}{2} \|\boldsymbol{C}_{l} - \boldsymbol{B}_{l} + \frac{\boldsymbol{W}_{l}}{\rho}\|_{F}^{2}$$
(13)

其中,W.为拉格朗日乘子,ρ为正则项系数.

接下来,使用交替求解的策略更新式(13)中各 变量.

首先固定 $C_l$ 和 $W_l$ , $B_l$ 的更新方式为

 $B_{l}^{(t+1)} = (D^{T}D + \rho I)^{-1} (\rho C_{l}^{(t)} + D^{T}Y_{l} + W_{l}^{(t)})$ (14) 其中,t 表示当前迭代次数,I 表示单位矩阵.

同理,C<sub>i</sub>的更新方式为

$$C_{l}^{(t+1)} = \text{soft}(B_{l}^{(t+1)} - \rho^{-1}W_{l}^{(t)}, \rho^{-1}\tau) \quad (15)$$
其中, soft(•)为软阈值函数<sup>[23]</sup>.

拉格朗日乘子 W<sub>1</sub>的更新方式为

 $W_{l}^{(t+1)} = W_{l}^{(t)} + \rho(C^{(t+1)} - B^{(t+1)})$ (16)

重复上述过程*T*<sub>1</sub>次,从而完成稀疏表示系数的更新. 3.1.2 字典更新

固定稀疏表示系数 $B_i$ ,更新字典 $D_i$ 的优化目标函数为

$$\hat{\boldsymbol{D}}_{l} = \arg\min_{\boldsymbol{D}_{l}} \frac{1}{2} \|\boldsymbol{Y}_{l} - \boldsymbol{D}_{l}\boldsymbol{B}_{l}\|_{F}^{2} \text{ s. t. } \boldsymbol{d}_{l,k} \geq 0 \quad (17)$$

在这里,使用块坐标下降法<sup>[19,24]</sup>对 $D_i$ 进行逐列 更新.用 $q=1,2,\dots,Q$ 表示字典学习阶段的主循环 迭代次数:

$$\boldsymbol{d}_{l,k}^{(q+1)} = \boldsymbol{d}_{l,k}^{(q+1)} + \Delta \boldsymbol{d}_{l,k}$$
(18)

其中 Δ**d**<sub>l,k</sub>表示更新残差,其求解方式为

$$\Delta \hat{\boldsymbol{d}}_{l,k} = \arg\min_{\Delta \boldsymbol{d}_{l,k}} \|\boldsymbol{Y}_l - \boldsymbol{D}_l^{(q)} \boldsymbol{B}_l - \Delta \boldsymbol{d}_{l,k} \boldsymbol{b}_{l,k} \|_F^2$$
  
s. t.  $(\boldsymbol{d}_{l,k}^{(q)} + \Delta \boldsymbol{d}_{l,k}) \ge 0$  (19)

则  $d_{l,k}^{(q+1)}$  的更新方法为

$$\boldsymbol{d}_{l,k}^{(q+1)} = \left[\boldsymbol{d}_{l,k}^{(q)} + \frac{(\boldsymbol{Y}_l - \boldsymbol{D}_l^{(q)} \boldsymbol{B}_l) \boldsymbol{b}_{l,k}^{\mathrm{T}}}{\boldsymbol{b}_{l,k}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{b}_{l,k}}\right]_{+} \quad (20)$$

其中运算符[・]+=max(・,0).

# 3.2 光谱重建算法

字典训练完成以后就可以对高光谱图像进行稀 疏重建.为了保证当前重建的各谱带在内容和结构 上与字典的相关性,首先使用 RGB 相机的光谱响应 曲线作为指导来实现颜色自适应字典选择.具体方 法为:选择相机在当前谱带响应幅值最大的那一个 通道的字典,即

$$\boldsymbol{D}_{i} = \{ \boldsymbol{D}_{m} | \boldsymbol{\omega}_{p}^{m}(i) = \max(\boldsymbol{\omega}_{p}(i)), m = 1, 2, 3 \} (21)$$

图 2 为 RGB 相机的光谱响应曲线,可以看出, RGB 三通道在不同谱带的光谱响应幅值会相差很 大.而在所提算法中,被选择通道在该谱带的光谱响 应幅值最大,与该谱带图像在内容和结构上的相关 性最大,从而保证信号在字典上的稀疏性,进而提高 重建质量.图3是选择单通道字典和颜色自适应字



图 3 不同字典选择方式下的重建 PSNR

典的重建结果的峰值信噪比(Peek Signal-to-Noise Ratio, PSNR)对比图.可以看出,相比于对所有谱带选择统一字典进行重建的方法,本文所提颜色自适应字典选择方法能够有效提高重建质量.

然后,对每一个谱带的高光谱图像做重叠块采样, 并将采样结果向量化,得到第*i*个谱段的块矩阵**F**<sub>i</sub>:

$$\boldsymbol{F}_i = \boldsymbol{R}_i \boldsymbol{F} \tag{22}$$

其中, $R_i$ 表示从F中得到 $F_i$ 的提取算子.用 $S_i$ 和 $D_i$ 表示对应的系数矩阵和字典,即 $F_i = D_i S_i$ ,则求解高光谱图像F的优化目标方程可以写成如下形式:

$$(\hat{\boldsymbol{F}}, \hat{\boldsymbol{S}}) = \arg \min_{\boldsymbol{F}, \boldsymbol{S}} \frac{1}{2} \|\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{H}\boldsymbol{F}\|_{F}^{2} + \sum_{i=1}^{a} \left(\frac{\eta}{2} \|\boldsymbol{R}_{i}\boldsymbol{F} - \boldsymbol{D}_{i}\boldsymbol{S}_{i}\|_{F}^{2} + \lambda \|\boldsymbol{S}_{i}\|_{1}\right) \quad (23)$$

其中, $S = [S_1, S_2, \dots, S_a]$ 表示各谱带系数的串联.第 二项表示稀疏表示的结果与原图像之间的误差最 小, $\eta$ 和 $\lambda$ 为正则项系数.

使用 ADMM 算法来快速求解该优化方程,引入辅助变量 Z=F和A=S,则式(23)可写为

$$(\hat{\boldsymbol{Z}}, \hat{\boldsymbol{F}}, \hat{\boldsymbol{A}}, \hat{\boldsymbol{S}}) = \arg \min_{\boldsymbol{Z}, \boldsymbol{F}, \boldsymbol{A}, \boldsymbol{S}} \frac{1}{2} \| \boldsymbol{Y} - \boldsymbol{H}\boldsymbol{F} \|_{F}^{2} + \sum_{i=1}^{n} \left( \frac{\eta}{2} \| \boldsymbol{R}_{i} \boldsymbol{Z} - \boldsymbol{D}_{i} \boldsymbol{A}_{i} \|_{F}^{2} + \lambda \| \boldsymbol{S}_{i} \|_{1} \right)$$

s.t.  $\mathbf{Z} = \mathbf{F}, \mathbf{A}_i = \mathbf{S}_i, i = 1, 2, \cdots, \boldsymbol{\Omega}$  (24) 其增、拉格朗日形式为

$$L_{2}(\boldsymbol{Z}, \boldsymbol{F}, \boldsymbol{A}, \boldsymbol{S}) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{H}\boldsymbol{F}\|_{F}^{2} + \sum_{i=1}^{n} \left(\lambda \|\boldsymbol{S}_{i}\|_{1} + \frac{\eta}{2} \|\boldsymbol{R}_{i}\boldsymbol{Z} - \boldsymbol{D}_{i}\boldsymbol{A}_{i}\|_{F}^{2} + \frac{\mu_{2}}{2} \|\boldsymbol{A}_{i} - \boldsymbol{S}_{i} + \frac{\boldsymbol{V}_{i}}{\mu_{2}}\|_{F}^{2}\right) + \frac{\mu_{1}}{2} \|\boldsymbol{Z} - \boldsymbol{F} + \frac{\boldsymbol{U}}{\mu_{1}}\|_{F}^{2}$$
(25)

其中,U和V均为拉格朗日乘子,µ1和µ2为正则项系数.

按照交替求解的策略,接下来逐个更新式(25) 中各变量.

F的解为

 $F^{(\iota+1)} = (H^{\mathrm{T}}H + \mu_{1}I)^{-1}(H^{\mathrm{T}}G + U^{(\iota)} + \mu_{1}Z^{(\iota+1)}) (26)$ Z 的解为

$$\mathbf{Z}^{(t+1)} = \left(\eta \sum_{i}^{a} \mathbf{R}_{i}^{\mathrm{T}} \mathbf{R}_{i} + \mu_{1} \mathbf{I}\right)^{-1} \left(\mu_{1} \mathbf{F}^{(t)} - \mathbf{U}^{(t)} + \eta \sum_{i}^{a} \mathbf{R}_{i}^{\mathrm{T}} \mathbf{D}_{i} \mathbf{A}_{i}\right)$$
(27)

由于系统前向响应矩阵 H 的尺寸很大,式(27)无 法直接求解,本文使用共轭梯度下降法求其近似解.

A 的解为

 $\boldsymbol{A}_{i}^{(t+1)} = (\eta \boldsymbol{D}_{i}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{D}_{i} + \mu \boldsymbol{I})^{-1} (\eta \boldsymbol{D}_{i}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{R}_{i} \boldsymbol{Z}^{(t+1)} +$ 

$$\mu_2 \boldsymbol{S}_i^{(t)} - \boldsymbol{V}_i^{(t)}), \ i = 1, 2, \cdots, \Omega$$
(28)

**S**的解为

$$\mathbf{S}_{i}^{(t+1)} = \operatorname{soft} \left( \mathbf{A}_{i}^{(t+1)} + \mu_{2}^{-1} \mathbf{V}_{i}^{(t)}, \mu_{2}^{-1} \lambda \right), \ i = 1, 2, \cdots, \Omega$$
(29)

最后,更新拉格朗日乘子:

$$\boldsymbol{U}^{(t+1)} = \boldsymbol{U}^{(t)} + \mu_1 \left( \boldsymbol{Z}^{(t+1)} - \boldsymbol{F}^{(t+1)} \right) \quad (30)$$

 $\mathbf{V}_{i}^{(t+1)} = \mathbf{V}_{i}^{(t)} + \mu_{2} \left( \mathbf{A}_{i}^{(t+1)} - \mathbf{S}_{i}^{(t+1)} \right), \ i = 1, 2, \cdots, \Omega$ (31)

重复上述过程 T<sub>2</sub>次,从而完成高光谱图像的更新.

综上所述,CADBR 算法的流程如下.

**算法 1.** CADBR 算法.

输入:双相机观测数据G,前向观测矩阵H.

输出:重建高光谱图像 F.

初始化:设置正则化系数  $\tau$ 、 $\rho$ 、 $\lambda$ , $\mu$ <sub>1</sub>和  $\mu$ <sub>2</sub>.设置字典训练 阶段主循环次数 Q 和系数更新次数  $T_1$ 、光谱阶段主循环次 数  $T_2$ .初始化高光谱图像  $F^{(0)}$ , $B_i^{(0)} = C^{(0)} = 0$ , $W_i^{(0)} = 0$ ,l=1, 2,3, $Z^{(0)} = U^{(0)} = 0$ , $A_i^{(0)} = S_i^{(0)} = V_i^{(0)} = 0$ , $i=1,2,\cdots,\Omega$ .

 对 RGB 图像 G<sub>ρ</sub>进行分块处理得到训练样本 Y,并 使用 Y 中随机列初始化 D<sup>(0)</sup>.

2.1. 使用式(14)更新 **B**<sub>l</sub><sup>(t+1)</sup>;

2.2. 使用式(15)更新 C<sub>l</sub><sup>(t+1)</sup>;

2.3. 使用式(16)更新 W<sub>1</sub><sup>(t+1)</sup>;

2.4. 重复*t*=1,2,...,*T*<sub>1</sub>次步2.1~2.3,完成系数更新,

2.5. 针对字典的每一列 *k*=1,2,...,*K* 执行式(20),完 成字典 **D**<sup>*t*</sup> 的更新.

2.6. 对 RGB 三个通道 *l*=1,2,3,分别重复 *q*=1,2, …,*Q*次步 2.1~2.5,完成字典学习算法.

3. 根据式(21)完成颜色自适应字典选择策略.

4.1. 使用式(26)更新 Z<sup>(t+1)</sup>;

4.2. 使用式(27)更新 **F**<sup>(t+1)</sup>;

- 4.3. 使用式(28)更新 A<sup>(t+1)</sup>;
- 4.4. 使用式(29)更新 S<sup>(t+1)</sup>;
- 4.5. 使用式(30)更新 U<sup>(t+1)</sup>;
- 4.6. 使用式(31)更新 V<sup>(t+1)</sup>;

4.7. 重复执行  $t=1,2,\dots,T_2$ 次步 4.1~4.6,完成光谱 图像重建算法.

# 4 实验结果与分析

#### 4.1 实验设置

为了验证 CADBR 算法的有效性,本文使用高 光谱数据集 CAVE<sup>[25]</sup>、ICVL<sup>[26]</sup>和遥感图像集 HYDICE<sup>[27]</sup>、Pavia Center 进行仿真测试.实验中所 有参考图像均被归一化至[0,1].实验中使用的对比 算法有 3种,分别是基于 TV 约束算法<sup>[13]</sup>、基于近 似信息传递的 AMP 算法<sup>[16]</sup>和基于张量分解与带权 重全变差联合约束的 JTDwTV 算法<sup>[18]</sup>.其中,基于 TV 约束算法使用两步迭代收缩/阈值算法<sup>[28]</sup>求解. 本文使用 *p*=0.5 的贝努利分布来产生 CASSI 的随 机编码模版.所有实验均在 MATLAB 2015 上完 成,CPU 为 i7 6700,内存为 8GB.

CADBR 的参数设置如下.图像分块大小为 n=6×6,采样步长为 2×2.对于字典训练阶段,样本个 数  $J = 60\,000$ ,字典原子个数为 K = 4n,主循环次数 Q = 10,系数更新阶段的循环次数  $T_1 = 100$ .正则化 系数  $\tau = 0.001$ , $\rho = 0.005$ .对于光谱重建阶段,主循 环次数  $T_2 = 30$ ,正则化系数  $\lambda = 0.001$ , $\mu_1 = 0.05$ ,  $\mu_2 = 0.005$ , $\eta = 0.1$ .

为了定量评估,本文使用峰值信噪比 PSNR 和 相对无量纲全局误差 ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse)<sup>[29]</sup>来分别衡 量重建结果在空间维和光谱维的重建质量.其中, PSNR 值越高代表空间结构信息恢复的越准确,视 觉效果越好; ERGAS 值越低代表光谱信息的保真 度越高.

#### 4.2 高光谱数据集测试

CAVE 和 ICVL 包含多张自然场景的高光谱图像,波长范围为 400 nm~700 nm 共 31 个波段.本文 裁剪大小为 256×256×31 的中心区域作为参考图像,并随机选取 10 种不同场景的高光谱图像,以测 试在不同重建算法下的重建质量.

本文首先验证了字典训练过程中三通道字典与 单一谱带高光谱图像的相关性:设置最大非零原子 个数为5,并使用正交匹配追踪算法<sup>[30]</sup>对单一波段 高光谱图像进行稀疏表示.以ICVL中Labtest-1502 高光谱图像为例,图4为字典训练过程中三通道字 典对其550nm 谱带图像进行稀疏表示的*PSNR*变 化图.可以看出,使用G通道字典进行稀疏表示的



图 4 字典训练过程中对 Labtest-1502 的 550 nm 谱带图像 进行稀疏表示的 PSNR 变化图

*PSNR*值最高,恢复质量最好.而在550nm 谱带处, RGB相机中G通道的响应幅值最高,故字典与图像 之间的相关性最高.

图 5 为 Labtest-1502 在重建过程中 PSNR 与 ERGAS 随着迭代次数变化的趋势图.可以看出,随着 迭代次数的增加,图像的 PSNR 逐渐升高,ERGAS 逐渐降低.当迭代次数达到 20 次后,PSNR 和 ER-GAS 基本稳定,算法收敛.



表1和表2分别为CAVE 和ICVL的重建质量对 比,可以看出 CADBR 算法能够获得最优的重建质 量,一方面,CADBR 算法的空间重建质量都要优于其 余三种对比算法,特别是在ICVL数据集上更为明显. 在表 2 中, CADBR 算法的平均 PSNR 结果要高于 AMP 算法 3.10 dB, 高于 TV 约束算法 2.05 dB, 高于 JTDwTV 算法 3.34 dB. 另一方面, CADBR 算法在光谱 保真度上也能获得最好的结果.在两个高光谱数据集 上,CADBR 算法的相对无量纲全局误差 ERGAS 都要 低于其他算法的结果. 基于 TV 约束的算法是目前压 缩光谱成像使用最为广泛的重建算法,在两个数据集 上都能获得较为稳定的重建结果.由于本文的重建对 象是基于彩色相机的双相机光谱成像系统,其系统前 向响应矩阵的分布与 CASSI 系统的前向响应矩阵 的分布存在较大差异<sup>[16]</sup>,因此 AMP 算法并不能获 得更好的重建结果. JTDwTV 算法使用高阶正交迭 代算法[31]进行低秩张量分解,但张量的秩需要人工 设定,因此重建结果并不稳定.而 CADBR 算法充分 利用了高光谱图像和 RGB 观测之间的空间及光谱 相关性,从而能够获得更高的重建质量.

#### 表 1 CAVE 数据集的重建质量对比

Imaga		PSN	NR/dB			ER	GAS	
image -	TV	AMP	JTDwTV	CADBR	TV	AMP	JTDwTV	CADBR
beads	25.22	24.15	25.61	26. 58	255.94	256.38	253.70	224.66
toy	28.28	26.66	29.08	30. 30 🗸	173.74	184.61	161.22	150.45
clay	38.47	34.01	37.64	39.75	64.48	97.62	69.47	59.81
cloth	27.08	28.00	27.59	29.91	196.25	171.14	190.23	151.21
egyptian	39.52	38.62	37.95	41.14	116.60	116.03	139.56	103.25
peppers	37.05	33.60	35.92	38.91	134.91	172.49	149.95	119.55
strawberries	35.15	33.82	34.90	37.97	149.83	168.10	158.83	115.99
sushi	34.42	32.90	34.44	36.10	135.02	148.83	134.87	120.02
tomatoes	30.44	28.73	31.45	32.81	214.27	246.18	193.31	174.06
feathers	34.65	32.57	34.81	36.38	108.10	124.02	107.71	96. 27
平均	33.03	31.31	32.94	34. 98	154.91	168.54	155.88	131. 53

表 2 ICVL 数据集的重建质量对比

T	PSNR/dB				ERGAS			
Image –	TV	AMP	JTDwTV	CADBR	TV	AMP	JTDwTV	CADBR
4cam-1640	37.98	36.29	36.21	39.74	37.83	39.83	42.64	34.44
BGU-1113	30.17	28.62	30.56	32.37	118.34	104.97	89.26	102.10
Labtest-1502	34.09	32.74	33.54	36.19	79.65	80.62	77.87	69.07
bgu-1659	33.04	31.33	31.50	35.28	108.49	110.40	116.89	91.71
bgu-1711	40.74	38.08	37.16	42.29	54.41	60.91	73.41	49.96
bgu-1712	35.86	35.57	34.88	38.30	62.44	53.45	65.72	51.62
eve-1602	33.70	32.68	31.09	37.08	96.22	84.09	116.83	72.97
gavyam-0930	31.59	31.31	30.78	33. 21	98.74	89.21	96.79	88.72
gavyam-0933	34.01	34.28	33.29	36.21	75.27	71.17	77.24	63.92
lst-0950	34.90	34.68	34.19	35.93	59.87	48.42	67.85	53.56
平均	34.61	33.56	33.32	36.66	79.13	74.31	82.45	67.81

图 6 和图 7 分别是 toy 和 Labtest-1502 在不同 波长下的重建图像及其局部放大区域的误差图.其 中,各图中(a)~(e)分别为490nm、550nm和610nm 下不同算法的重建结果,(f)~(j)为对应的放大区 域的误差图.可以看出,CADBR 算法能够获得的更好的重建结果.从红色方框区域内的细节放大图可以看出,AMP 算法引入了非常明显的噪声.TV 约

束算法与 JTDwTV 算法表现得过于平滑,丢失了 部分细节信息.而 CADBR 算法的视觉效果和细节 纹理都是最好的,最接近参考图像,误差最小.

				1
		08		
2 3 5 7				2 - 3 - 3
(a) 参考图	(b) TV	(e) AMP	(d) JTDwTV	(e) CADBR
	i i i i i i i i i i i i i i i i i i i		- u	
		4	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	
	36 L	100 C		100
	1912			
	2.4			
			····	
	Ser. a.			a second
	- e	100		
	u		Contract -	
		Sec. 1	Summer of the second	
(f)(a)的误差图				
	(g)(b)的误差图	(h)(c)的误差图	(i)(d)的误差图	(j)(e)的误差图

图 6 toy 的重建结果(其中(a)~(e)分别为 490 nm、550 nm 和 610 nm 的重建结果,(f)~(j)为对应放大区域的误差图)



0 0.125 0.250 0.375 0.500 0.625 0.750 0.875 1.000

图 7 Labtest-1502 的重建结果(其中(a)~(e)分别为 490 nm、550 nm 和 610 nm 的重建结果,(f)~(j)为对应放大区域的误 差图)

### 4.3 遥感数据集测试

HYDICE 数据集为 Washington DC Mall 区域 的航拍高光谱图像,包含400 nm~900 nm、1400 nm~ 2400 nm 共 191 谱段,本文保留前 31 个谱段. Pavia Center 为意大利的帕维亚城的遥感图像,包含 430 nm~860 nm 共 102个谱段.本文从第一个谱带 开始,均匀选取其中的 31个谱带图像.在实验中,本 文裁剪中心区域大小为 256×256 的部分作为参考 图像.

160

图 8 和图 9 分别为是 Washington DC Mall 和 Pavia Center 的重建结果,其中各图中(a)~(e)分 别为第 9、15 和 21 个谱带的重建结果,(f)~(j)为 其对应的放大区域的误差图.可以发现,AMP 算法 的重建质量最差,会引入非常明显的噪声,TV 约束 算法和 JTDwTV 算法的重建结果都丢失了很多细 节信息.而 CADBR 算法能够获得更好的空间结构 和纹理细节,重建效果最好.综上所述,本文提出的 CADBR 算法同样适用于遥感图像的重建.



图 8 HYDICE 的重建结果(其中(a)~(e)分别为第 9、15 和 21 谱带的重建结果,(f)~(j)为对应放大区域的误差图)



图 9 Pavia Center 的重建结果(其中(a)~(e)分别为第 9、15 和 21 谱带的重建结果,(f)~(j)为对应放大区域的误差图)

为了进一步说明 CDCCHI 系统以及 CADBR 算法的性能,本文使用 TV 约束算法和 Wang 等 人<sup>[11]</sup>提出的 DBR 算法对 PDCCHI 系统进行重建,

用以测试遥感图像在两种双相机系统下的重建质量,PSNR结果如表3所示.可以看出,由于 RGB 分支包含更多的采样信息,CDCCHI 能够获得比

dB

PDCCHI系统更好的重建结果.同时,本文提出的 CADBR 算法也能够更大幅度地提升重建质量.

表 3 遥感图像重建 PSNR 结果

Imaga	PDC	CHI	CDCCHI		
mage	TV	DBR	TV	CADBR	
HYDICE	28.705	29.541	30.019	33.639	
Pavia Center	26.401	28.283	27.183	29.572	

### 4.4 讨论

在重建过程中,分块大小和采样步长对重建结 果的影响较大.以 HYDICE 遥感图像为例,本文测 试了在其他参数不变的情况下,使用不同分块大小 和不同步长进行重建时得到的 PSNR 结果,分别如 图 10 和图 11 所示.从图 10 中可以看出,当分块较 小时重建质量较差,这是因为分块太小会导致图像 的结构特性被破坏.而随着分块大小的增大,重建 PSNR 逐渐升高,最后在分块大于等于 6 时获得最 高值.从图 11 中可以看出,当步长为 2 时重建 PSNR 最高.由于当步长太大时,块效应会比较明显,会降 低重建质量.而当步长太小如等于 1 时,稀疏表示引 入的误差可能会进一步累积,因此也会引起重建质 量的下降.



最后,本文测试了在重建过程中 CADBR 算法 各阶段的耗时,结果如表 4 所示.可以看出,CADBR 算法的主要耗时是在字典学习阶段,光谱重建阶段 耗时较少.本文使用 ADMM 算法求解上述两个过 程,其中,三通道字典学习和逐谱段光谱重建都可以 同时进行,这为算法并行化和实际应用也带来了很 多方便.因此,本文提出的 CADBR 算法拥有应用到 实际遥感成像中的潜力.

表 4 CADBR 算法耗时

	耗时/s
字典学习	672.295
光谱重建	282.450
算法总时间	954.745

## 5 总 结

双相机光谱成像系统成像质量高,具有广阔的应用前景,而如何从压缩采样数据中高质量地恢复出高光谱图像是该系统需要解决的难题.针对 CD-CCHI系统,本文结合场景的 RGB采样与高光谱图像之间的空间和光谱相关性,提出了一种基于颜色自适应字典的稀疏重建算法.首先,利用单谱带图像与 RGB 图像的空间内容相似性,使用 RGB 观测分别训练得到三通道的非负字典.然后,利用彩色相机在各谱带的响应幅值进行颜色自适应字典选择,以提高字典表示的稀疏性.最后,完成高光谱图像的稀疏重建.对仿真结果作定量和定性分析可以得出,本文算法具有更好的空间结构恢复和光谱保真能力.

参考文献

- [1] James J. Spectrograph Design Fundamentals. Cambridgeshire, UK: Cambridge University Press, 2007
- [2] Bao J, Bawendi M G. A colloidal quantum dot spectrometer. Nature, 2015, 523(7558): 67-70
- [3] Okamoto T, Yamaguchi I. Simultaneous acquisition of spectral image information. Optics Letters, 1991, 16(16): 1277-1279
- [4] Descour M, Dereniak E. Computed-tomography imaging spectrometer: Experimental calibration and reconstruction results. Applied Optics, 1995, 34(22): 4817-4826
- [5] Cao X, Du H, Tong X, et al. A prism-mask system for multispectral video acquisition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2423-2435
- [6] Arce G R, Brady D J, Carin L, et al. Compressive coded aperture spectral imaging: An introduction. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 31(1): 105-115

L

- [7] Wagadarikar A, John R, Willett R, et al. Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging. Applied Optics, 2008, 47(10): B44-B51
- [8] Ren Y M, Zhang Y N, Li Y. Advances and perspective on compressed sensing and application on image processing. Acta Automatica Sinia, 2014, 40(8): 1563-1575
- [9] Baraniuk R G. Compressive sensing. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121
- [10] Wang L, Xiong Z, Gao D, et al. Dual-camera design for coded aperture snapshot spectral imaging. Applied Optics, 2015, 54(4): 848-858
- [11] Wang L, Xiong Z, Gao D, et al. High-speed hyperspectral video acquisition with a dual-camera architecture//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA, 2015; 4942-4950
- [12] Wang L, Xiong Z, Shi G, et al. Compressive hyperspectral imaging with complementary RGB measurements//Proceedings of the IEEE Conference on Visual Communications and Image Processing. Chengdu, China, 2016: 1-4
- [13] Kittle D, Choi K, Wagadarikar A, et al. Multiframe image estimation for coded aperture snapshot spectral imagers. Applied Optics, 2010, 49(36): 6824-6833
- [14] Wu Y, Arce G. Snapshot spectral imaging via compressive random convolution//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Prague, Czech Republic, 2011: 1465-1468
- Wagadarikar A A, Pitsianis N P, Sun X, et al. Spectral image estimation for coded aperture snapshot spectral imagers// Proceedings of the SPIE Image Reconstruction from Incomplete Data. San Diego, USA, 2008, 707602
- [16] Tan J, Ma Y, Rueda H, et al. Compressive hyperspectral imaging via approximate message passing. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2015, 10(2); 389-401
- [17] Lin X, Liu Y, Wu J, et al. Spatial-spectral encoded compressive hyperspectral imaging. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(6): 233
- [18] Wang Y, Lin L, Zhao Q, et al. Compressive sensing of hyperspectral images via joint tensor tucker decomposition and weighted total variation regularization. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(12): 2457-2461
- [19] Dong W, Fu F, Shi G, et al. Hyperspectral image superresolution via non-negative structured sparse representation.

**ZHANG Shi-Peng**, Ph. D. candidate. His research interests focus on hyperspectral image processing. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(5): 2337-2352

- [20] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54 (11): 4311-4322
- [21] Mairal J, Bach F, Ponce J, et al. Online learning for matrix factorization and sparse coding. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(Jan): 19-60
- [22] Boyd S, Parikh N, Chu E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers. Foundations and Trends in Machine Learning, 2011, 3(1): 1-122
- [23] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit. SIAM Review, 2001, 43(1): 129-159
- [24] Friedman J, Hastie T, Höfling H, et al. Pathwise coordinate optimization. The Annals of Applied Statistics, 2007, 1 (2): 302-332
- [25] Yasuma F, Mitsunaga T, Iso D, et al. Generalized assorted pixel camera: Postcapture control of resolution, dynamic range, and spectrum. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(9): 2241-2253
- [26] Arad B, Ben-Shahar O. Sparse recovery of hyperspectral signal from natural RGB images//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Amsterdam, Netherlands, 2016: 19-34
- [27] Rickard L J, Basedow R W, Zalewski E F, et al. HYDICE:
   An airborne system for hyperspectral imaging. SPIE International Society for Optics and Photonics, 1993, 1937; 173-179
- [28] Bioucas Dias J M, Figueiredo M A T. A new TwIST: Twostep iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration. IEEE Transactions on Image processing, 2007, 16(12): 2992-3004
- [29] Wald L. Data fusion: Definitions and architectures: Fusion of images of different spatial resolutions. Paris, France: Presses des MINES, 2002
- [30] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666
- [31] Kolda T G, Bader B W. Tensor decompositions and applications. SIAM Review, 2009, 51(3): 455-500

WANG Li-Zhi, Ph. D., associate professor. His research interests include computational photography, visual information acquisition and reconstruction.

**FU Ying**, Ph. D., professor. Her research interests include computational photography and computer vision.

HUANG Hua, Ph. D., professor. His research interests include image and video processing.

#### Background

Due to the capability of capturing spectral information, hyperspectral image has been applied into various fields, such as classification, face recognition, medical diagnosis and so on. To obtain the hyperspectral image, the traditional spectral imagers usually use the scanning techniques, which inevitably suffer from the low time efficiency. In recent years, snapshot spectral imagers have been developed, which can capture the 3-D hyperspectral image with a single shot.

As the latest design among snapshot spectral imagers, the color camera based dual camera compressive hyperspectral imaging (CDCCHI) is integrated by the coded aperture snapshot spectral imager (CASSI) and a RGB camera. Compared with CASSI, CDCCHI can significantly improve the reconstruction quality. In order to reconstruct hyperspectral image from the compressive measurement of CDCCHI, various methods have been proposed. However, current methods fail to fully utilize the dual measurement of CDCCHI and lead to poor reconstruction results.

In this paper, we propose a novel reconstruction method based on color adaptive dictionary for CDCCHI. Due to the high correlation between the RGB measurement and the original hyperspectral image, we first learn three non-negative dictionaries from the RGB measurement. Then, we select the dictionary with the highest correlation for each band of hyperspectral image based on the spectral response of the RGB camera. Finally, the underlying hyperspectral image is reconstructed via sparse representation. Extensive experiments implemented with both hyperspectral image datasets and remote sensing datasets demonstrate that our method outperforms state-of-the-art methods.

This work was supported in part by the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 61425013, and in part by Beijing Municipal Science and Technology Project under Grant No. Z181100003018003.