

doi:10.3788/gzxb20154403.0328001

一种基于压缩传感的超分辨光学三维成像技术

王锋^{1,2}, 罗建军¹, 唐兴佳³, 李立波³, 胡炳樑³

(1 西北工业大学 航天学院, 西安 710072)

(2 中国科学院西安光学精密机械研究所, 西安 710119)

(3 中国科学院光谱成像技术重点实验室, 西安 710119)

摘要:为了改善光学成像中的成像质量和效率,提出一种基于压缩传感的超分辨光学三维成像技术.通过物镜、编码板、色散元件、准直镜、聚焦镜、探测器等组成前端成像系统,然后,利用稀疏重构算法在后端处理器上重构光谱数据,从而将成像运算量从前端转移到后端.同时,引入块重构、错位预处理、多帧重构技术,提高重构的准确度,减小后端处理内存,降低计算复杂度.通过仿真实验对原始数据和重构数据的光谱曲线、信噪比、光谱误差、分类识别效果等指标进行对比分析,结果表明,利用本文压缩传感技术可以实现超分辨光学三维成像,且成像质量较高,数据应用效果较好,可用于大幅宽、高分辨率、低功耗、动态目标的成像观测.

关键词:压缩传感; 光谱成像; 稀疏表示; 高光谱图像; 重构算法

中图分类号: TN919

文献标识码: A

文章编号: 1004-421(2015)03-0328001-7

Super Resolution Optic Three-dimensional Imaging Based on Compressed Sensing

WANG Feng^{1,2}, LUO Jian-jun¹, TANG Xing-jia³, LI Li-bo³, HU Bin-liang³

(1 School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

(2 Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of CAS, Xi'an 710119, China)

(3 Key Laboratory of Spectral Imaging Technology CAS, Xi'an 710119, China)

Abstract: A super resolution optic three-dimensional imaging based on compressed sensing was proposed for better optic imaging, in which imaging system was consisted of object glass, coding template, dispersion element, collimating lens, focus lens, detector in the front, hyperspectral data was reconstructed in the end by sparse reconstruction algorithm, so the most of data processing was transformed to the back-end from the imaging system. Meanwhile, Piece reconstruction, dislocation pretreatment and multi-frame reconstruction were used for improving accuracy of reconstruction, reducing memory of the back-processing, lowing computation complexity. By comparing the spectral curve, signal noise ratio, spectral error of the original and the reconstructed data cube, and doing classification and identification analysis, it was gained that the proposed compressed sensing could realize super resolution optic three-dimensional imaging, which have better property in imaging and data application, it can be used in big breath, high resolution, low power consumption and moving-target imaging observation.

Key words: Compressed sensing; Spectral imaging; Sparse representation; Hyperspectral images; Reconstruction algorithm

OCIS Codes: 280.0280; 100.6890; 110.0110; 200.4740;

基金项目: 国家高技术研究发展计划(No. 2013AA * * * 1002E)、国家自然科学基金(No. 11327303)和中国科学院创新交叉团队项目(空间高能宇宙辐射的探测与研究团队)资助

第一作者: 王锋(1975-),男,高级工程师,博士研究生,主要研究方向为光学智能多维感知技术. Email:wangf@opt.ac.cn

导师: 罗建军(1965-),男,教授,博士,主要研究方向为航天飞行动力学与控制. Email:jjluo@nwpu.edu.cn

通讯作者: 唐兴佳(1987-),男,研究实习员,硕士,主要研究方向为光谱成像技术及其数据处理. Email:tangxingjia@opt.ac.cn

收稿日期: 2014-09-15; **录用日期:** 2014-12-10

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

光谱成像(Spectral Imaging, SI)^[1]具有“图谱合一”的特点,能同时获得场景的辐照信息和光谱信息.然而,随着光谱成像空间分辨率和光谱分辨率等关键指标的提升,传统光谱成像技术面临着数据采集率严重过大的问题,这导致无法对大范围场景实施瞬时高分辨率动态观测.

奈奎斯特采样定理指出,只有采样频率大于两倍的信号最高频率时,才能无失真地恢复原始信号.压缩传感理论(Compressed sensing, CS)^[2-4]在不遵循奈奎斯特采样定理的情况下,可以高效、高准确度地重构出原始信号,这为信号的大尺度压缩和重构带来了理论支持.因此,将压缩传感理论应用到光学三维成像技术中,可以降低高光谱传感器的成本和尺寸要求,通过减少数据采集量,将运算量从采集端转移到后端处理计算机上,由于压缩获取的数据量远低于传统成像系统的采样量,因而传输压力和功耗明显变小.

尹继豪^[5]等提出一种基于压缩传感的波段重构方法;贾应彪^[6]等提出一种基于谱间结构相似先验的高光谱压缩传感重构方法;蒋善超^[7]等提出一种基于压缩传感算法的光栅光谱重构方法;王金成^[8]等提出一种基于压缩传感的荧光显微多光谱成像技术;陈宇恒^[9]等提出一种高分辨光学压缩光谱成像方法;马彦鹏^[10]等提出一种基于压缩传感的单点探测计算成像技术;计振兴^[11]等提出一种基于谱间线性滤波的高光谱图像压缩传感方法;石光明^[12]等在压缩编码光谱成像算法上也取得很大成绩.与此同时,国外已有学者将压缩传感技术应用到术后脊椎的多光谱成像中^[13].可以看出,针对压缩传感光学三维成像技术的原理和应用,研究较为广泛,例如利用结构相似性等辅助信息改善重构性能,或者将其应用于荧光显微成像中,然而,这些方法在评估重构性能时,只是简单评价光谱曲线、信噪比等指标,并没有对重构高光谱数据的应用性能做进一步的实验分析,同时,模型处理上还有待改进.

本文基于现有模型,引入新的模型处理方法,提出一种基于压缩传感的光学三维成像技术,并分析了重构数据立方体的应用性能.首先,采用编码模板、色散器件、探测器等在成像过程中对场景光谱数据进行编码、色散和下采样,然后,依据采集的压缩采样数据重构原始数据立方体.采用块重构技术和错位预处理技术实现数据的低内存和低计算复杂度处理,并利用多帧探测器图像进行重构,以实现高准确度复原.最后,结合原始数据立方体和重构数据立方体所做的高光谱分类和识别对比实验,评估该技术在数据应用中的性能.

1 压缩传感光学三维成像系统模型

压缩传感的理论基础是大多数信号在某些特殊的基上是稀疏的,压缩传感光学三维成像技术所需的采样数比传统采样数少很多,这正是其优势所在.在压缩传感光学三维成像系统中,高光谱场景数据经过编码、色散、下采样后,通过探测器接收得到低分辨率图像,然后,通过求解该低分辨率成像过程的逆过程,即可得到高空间分辨率的光谱图像^[14-16].

如图1,场景由物镜聚焦至编码调制模板的调制面上;调制后的光信号经过准直镜准直;投射到色散器件上;色散分光后的光信号由聚焦镜聚焦至探测器焦平面上;焦平面接收到的是空间信号和光谱信号调制混叠后的二维压缩图像信号,由于探测器像元尺寸限制,其接受到的实际压缩图像信号往往是经过下采样处理得到的.

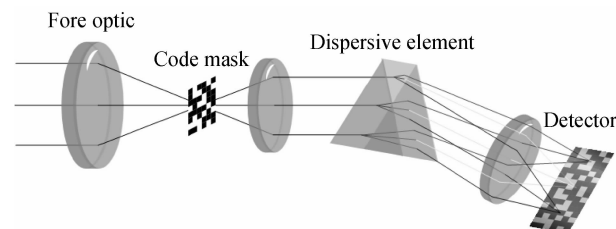


图1 压缩传感光学三维成像系统原理

Fig. 1 Optic three-dimensional imaging system based on compressed sensing

编码模板单元尺寸决定着重构光谱图像的实际空间分辨率,探测器单元尺寸决定着重构光谱图像所需的实际数据量.在传统光学成像模型中,成像探测器的采样频率必须高于两倍的信号最高频率,才能无失真地恢复光学信号,而要想实现这样高的采样频率,探测器必须具备很高的采样分辨率;事实上,由于光通量和工艺等限制,和编码模板同样高分辨率的成像探测器硬件并不能实现,使得探测器图像往往是经过下采样处理得到的.也就是说,本来需要多个成像探测器单元采集多个数据,现在只需要一个探测器单元即可完成混合采集.因此,与传统方法相比,成像探测器所采集的数据量大幅减少,同时,由于压缩传感技术本身的优势,可以利用下采样得到的低分辨率探测器图像重构出和编码模板同样高分辨率的光谱图像,也就是说,实际得到的图像分辨率并没有因为数据采集量减少而变低.

为了便于理解,本文从数学模型的角度出发,对压缩传感光学三维成像技术的成像过程和重构过程进行描述.

1.1 压缩传感低分辨成像过程

对于向量化的高光谱图像 $f_{1 \times N \cdot M \cdot L}$,其在某个基 $\Psi_{N \cdot M \cdot L \times N \cdot M \cdot L} = \Psi_1 \otimes \Psi_2 \otimes \Psi_3$ 上是稀疏的,对应的稀

疏表示为 $f = \Psi\theta$, 算子 \otimes 是 Kronecker 积, $\theta_{1 \times N \cdot M \cdot L}$ 是相应的稀疏表示系数, M, N 表示光谱图像空间维数, L 表示光谱维数.

在具体编码、色散、下采样过程中, 如果将编码过程 $T_{N \cdot M \cdot L \times N \cdot M \cdot L}$ 与色散过程 $S_{N \cdot (M+L-1) \times N \cdot M \cdot L}$ 看做整体, 并将其定义为投影过程 $H_{N \cdot (M+L-1) \times N \cdot M \cdot L}$, 那么, 通过下采样过程 $D_{X \times N \cdot (M+L-1)}$, 即可得到压缩传感低分辨率数据 $g_{1 \times X}$

$$g = DHf = DH\Psi\theta \quad (1)$$

这里, X 为下采样维数, D 为下采样矩阵, H 为投影矩阵, 矩阵之间为矩阵积运算.

1.2 压缩传感高分辨重构过程

根据压缩传感理论, f 重构的关键是找到基 Ψ 下的稀疏表示系数 θ , 而寻找系数 θ 等价于求解如下最小二乘问题

$$\operatorname{argmin}_{\theta} \frac{1}{2} \|g - DH\Psi\theta\|_2^2 + \gamma \|\theta\|_1 \quad (2)$$

式中, γ 为正则化系数. 在得到稀疏表示系数 θ 后, 利用 $f = \Psi\theta$ 即可得到重构数据. 采用梯度投影法等可以求解该问题.

在成像系统中, 光谱维数决定光谱信息量的准确度, 并影响着目标识别的能力. 在光学器件和探测器能量响应满足光谱范围要求的条件下, 压缩传感光学三维成像系统光谱维数的理论最大值, 可由色散方向维的编码模版调制单元数和探测器像元大小决定, 调制程度越大, 像元尺寸越小, 理论维数也就越高.

2 压缩传感光学三维成像重构算法

压缩传感模型的重构算法一般分为两大类^[17-20]:

1) 贪婪算法, 它是通过选择合适的原子并经过一系列逐步递增的方法实现信号矢量的逼近, 主要包括匹配追踪算法、正交匹配追踪算法、补空间匹配追踪算法等; 2) 凸优化算法, 它是把 0 范数放宽到 1 范数, 然后通过线性规划来求解的, 主要包括梯度投影法、基追踪法、最小角度回归法. 凸优化算法比贪婪算法更加精确, 但是计算复杂度较高; 贪婪算法虽然重建速度快, 计算复杂度低, 但是信号的重建质量还需要提高, 为此, 本文在凸优化算法的基础上进行改进.

在压缩传感光学三维成像重构中, 可通过分块重构来减少运行内存和计算复杂度, 分块重构指对探测器数据进行分块处理. 在块与块之间, 经过编码色散下采样过程得到的探测器图像主要是光谱信息的混合, 空间信息并没有本质上的混合, 而分块重构带来的最直接效果就是减少了转换矩阵的维数, 这可以降低运算量, 减少运行内存. 同时, 本文还利用连续多帧探测器图像的同位置成像块进行重构, 由于每帧图像对应的编码信息不同, 其成像结果也会不同, 这样, 利用多

帧图像重构一个场景的准确度就会比单帧图像提高很多. 相比于对整个图像进行重构, 分块重构有以下优点: 分块重构对应的投影矩阵尺寸相对较小, 便于硬件实现及数据存储和计算; 数据重构过程中不必等到整个图像都观测完了再传数据重构, 而是在每个块观测完后, 就传它对应的数据进行重构, 也就是说, 它可以实现光谱数据的动态观测.

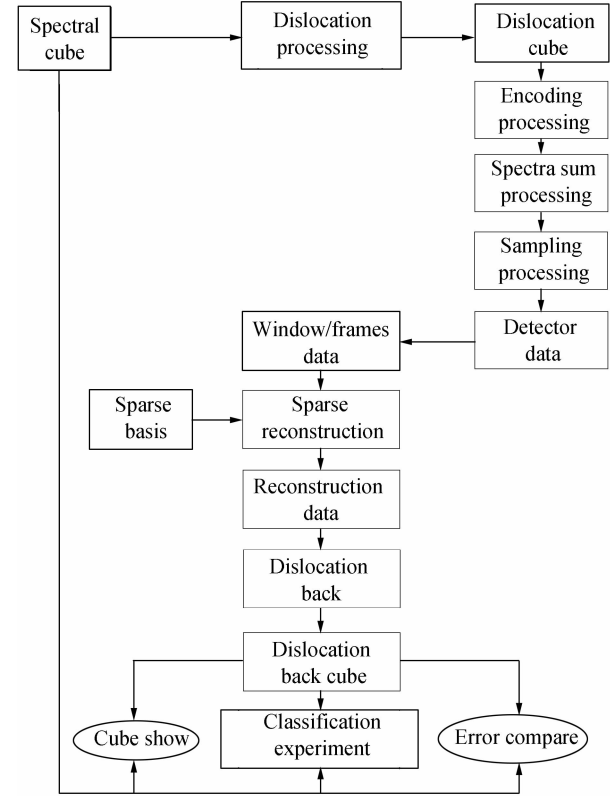


图 2 压缩传感光学三维成像系统流程图

Fig. 2 Flowsheet of optic three-dimensional imaging system based on compressed sensing

除了分块多帧感知重构外, 为了简化计算量, 将原始高光谱图像的编码、色散过程, 看作预先在色散方向做错位处理, 而后按原始编码要求按谱段对应进行编码, 这样色散过程就变为简单的光谱维求和过程. 在此过程中, 由于成像方式没有被改变, 只是将重构算法进行分解, 因此, 光谱信息并没有损失. 假设探测器前后两次拍摄的时间间隔内, 原始高光谱图像移动下采样尺寸个像元, 那么, 利用前后两帧探测器图像所恢复的高光谱图像正好在光谱维方向也错位下采样尺寸个像元, 因此, 只需要将其按色散反方向错位下采样尺寸个像元, 即可得到重构数据立方体.

在此模式下, 任意一块错位场景图像 f^i 和对应的同位置压缩采样块 $g^i, i = 1, \dots, t$, 具有式(3)所示的数学模型

$$g^i = dH^i f^i = dH^i \Psi\theta \quad (3)$$

式中, $i = 1, \dots, t$ 表示拍摄帧数, H^i 表示第 i 帧压缩图像中场景 f^i 对应的编码模板块, d 表示下采样块矩阵.

对应的块重构模型变为

$$\operatorname{argmin}_{\theta} \frac{1}{2} \| \mathbf{g}^i - \mathbf{dH}^i \Psi \theta \|_2^2 + \gamma \| \theta \|_1 \quad (4)$$

$$\mathbf{f}^i = \Psi \theta, i = 1, \dots, t \quad (5)$$

具体的块重构压缩传感光学三维成像算法步骤为:

1) 初始化: 设置基本参量, 读入原始数据立方体, 初始化编码矩阵.

2) 成像过程:

a) 编码色散处理;

b) 得到下采样图像 \mathbf{g} .

3) 重构过程:

a) 下采样尺寸间隔的行循环;

b) 下采样尺寸间隔的列循环;

c) 构造下采样块矩阵 \mathbf{d} ;

d) 构造光谱维求和矩阵, 并结合对应的编码矩阵块, 构造连续多帧重构下的投影矩阵 $\mathbf{H}^i, i = 1, \dots, t$, 这里, 需要将每帧图像对应的投影矩阵 \mathbf{H}^i 向量化之后, 按行拼接起来;

e) 构造三维稀疏正交基 Ψ ;

f) 利用投影梯度法重构光谱图像块 \mathbf{f}^i ;

g) 对重构光谱图像 \mathbf{f} 进行色散维反方向错回处理评价过程, 计算光谱误差、光谱图像信噪比, 绘制光谱曲线等.

3 压缩传感光学三维成像关键技术

压缩传感光学三维成像技术的关键是, 在前端装调出结构严谨的成像系统, 做到编码单元和成像单元行列对齐, 同时, 由于重构算法利用前端成像系统的参量信息和低分辨率图像进行重构, 因此, 研究清楚前端成像系统设计参量与重构算法输入参量之间的关系对重构光谱图像至关重要.

1) 基 $\Psi = \Psi_1 \otimes \Psi_2 \otimes \Psi_3$ 的设计: 基于稀疏正交基的要求, 将 $\Psi_1 \otimes \Psi_2$ 选择为正交的 2D-Wavelet Symlet 8 基, 用来表示空间维的正交信息, 然后将 Ψ_3 选择为离散 Cosine 基, 由于中间为 Kronecker 积运算, $\Psi = \Psi_1 \otimes \Psi_2 \otimes \Psi_3$ 很好地保持三维稀疏正交性. 这里, 选择 bands \times bands 的小波 sym8 基 (bands 表示波段数), 并将其和 2×2 (也就是说, 场景块大小为 2×2) 的离散余弦基做 Kronecker 积, 得到稀疏正交基.

2) 编码矩阵 \mathbf{T} 的设计与实现: 编码模板需要实现通光与挡光的功能, 从数学角度来说, 就是将其设计为 0、1 编码结构, 1 表示通过, 0 表示不通过, 在此, 将编码单元尺寸和地元尺寸设置一致.

3) 色散矩阵 \mathbf{S} 的设计与实验: 色散过程实现不同波段数据的色散错位和错位后的光谱维求和. 为了简化重构算法, 假设数据立方体在编码前先错位, 这样原

来的色散错位光谱维求和就变为单一的光谱维求和, 但需要在重构后做一次恢复错位处理, 这里, 色散宽度按一个编码单元进行.

4) 下采样矩阵 \mathbf{D} 的设计与实现: 下采样过程实现一个探测器单元对多个编码色散单元的观测, 主要是为了减低数据采样率, 实现超分辨重构, 在此, 选择正方形下采样设计, 将 2×2 个编码色散单元对应一个探测单元, 具体实现时会将这 2×2 个探测单元响应值平均为一个值.

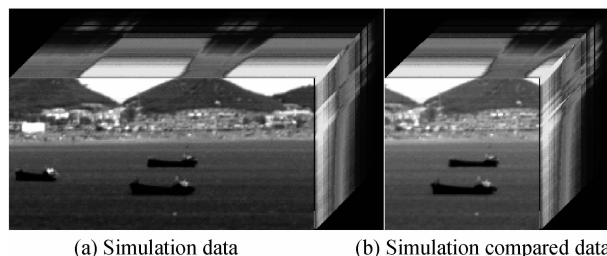
5) 运动状态下的多帧模拟与实现: 运动状态的模拟主要是为了实现连续观测和多帧观测, 由于场景与探测器的运动是相对的, 所以场景向前运动可以看作探测器 (编码模板) 向后运动, 这样, 同一个地元在不同帧图像上对应的像元就是不同编码模板编码下的图像, 又因为每次成像都是快照式的, 每个地元会成像多次, 因此, 可以模拟动态观测. 假设场景在一帧采样时间的位移对应一个探测像元宽度, 则某个地元在下次被观测时对应的探测像元正好后移一位.

6) 重构算法的设计与实现: 重构算法以凸优化算法为基础, 按 1)~5) 加以处理, 并借助 Matlab 优化工具箱函数予以实现.

4 仿真实验

对实验数据立方体和重构数据立方体进行立方体和光谱曲线的对比显示, 并对相关结果进行统计分析, 同时, 通过 ENVI 软件对实验数据立方体和重构数据立方体做分类识别效果的对比实验, 对相关的实验应用进行效果评估.

1) 实验数据立方体: 实验选择 Headwall 成像光谱仪采集的海上高光谱数据, 数据大小为 $128 \times 256 \times 59$, 对应为 437~825 nm 共 59 个波段. 由于成像光谱仪采集的是 380~1 000 nm 范围内 417 个谱段的平均采样数据, 基于系统指标要求, 通过等间隔二次采样选择 437~825 nm 范围内的 59 个谱段作为实验数据, 如图 3.



(a) Simulation data

(b) Simulation compared data

图 3 实验数据立方体与实验对比数据立方体

Fig. 3 Simulation data cube and simulation data cube for comparing

图 3(a) 为实验数据立方体, 它是实验采集的原始数据立方体, 图 3(b) 为实验对比数据立方体, 其大小为 $128 \times 128 \times 59$, 它是裁剪的与重构数据立方体做对

比的原始数据立方体对应部分.

2)探测器图像:实验数据立方体($128 \times 256 \times 59$)经过色散错位($128 \times 314 \times 59$)、编码($128 \times 314 \times 59$)、光谱维求和(128×314)以及下采样(64×157),得到探测器数据,由于探测器头部和尾部观测到的数据都是立方体的色散错位部分,将其舍去,得到有效的探测器数据(64×97),其图像如图 4.



图 4 探测器图像
Fig. 4 Detector picture

3)重构数据立方体:利用投影梯度法进行光谱图像重构,得到重构后的数据立方体,其大小为 $128 \times 194 \times 59$,由于重构后的数据立方体对应于实验数据立方体的色散错位表示(已切除头尾错位部分),因此,需要将其进行光谱维错回处理,错回后的数据立方体大小为 $128 \times 252 \times 59$.但是,错回后的数据立方体再次出现头尾错位部分,继续将其切除,就得到大小为 $128 \times 136 \times 59$ 的有效重构数据立方体,为了和实验对比数据立方体作比较,将该结果对称剪切为 $128 \times 128 \times 59$ 大小的重构数据立方体,如图 5.

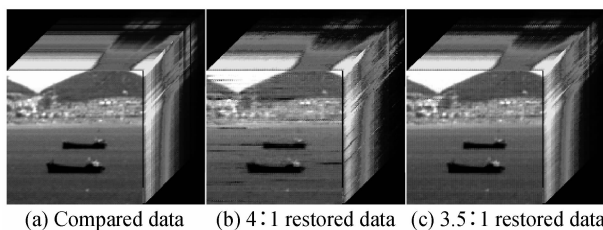


图 5 实验对比数据立方体与重构数据立方体
Fig. 5 Simulation data cube for comparing and reconstructed data cube

图 5(a)为实验对比数据立方体,图 5(b)为 4 : 1 压缩采样比下的重构数据立方体,图 5(c)为 3.5 : 1 压缩采样比下的重构数据立方体.由图 5 可以看出,原始的实验对比数据立方体图像清晰,而 4 : 1 压缩采样比下的重构数据立方体图像有明显的条纹噪音,如海面和海岛岩石上的深色条纹,3.5 : 1 压缩采样比下的上述深色条纹已基本消失,从数值上来说,就是图像的平均信噪比从 3.5 : 1 下的 36.48 提升到 4 : 1 下的 43.48,如表 1.

4)光谱曲线:为了对比实验数据立方体和重构数据立方体的光谱信息,随机选择一点(100,100)绘制其

对应的光谱曲线,如图 6.

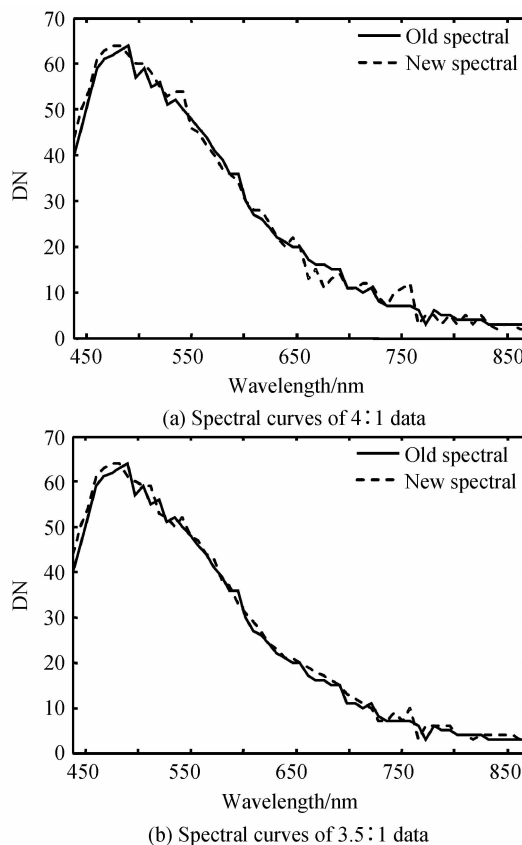


图 6 实验数据立方体和重构数据立方体的光谱曲线
Fig. 6 Spectral curves of simulation data cube for comparing and reconstructed data cube

图 6(a)为 4:1 压缩采样比下的实验数据立方体和重构数据立方体的光谱曲线,图 6(b)为 3.5 : 1 压缩采样比下的实验数据立方体和重构数据立方体的光谱曲线.由图 6 可以看出,4 : 1 压缩采样比下的重构数据立方体光谱曲线和实验对比数据立方体光谱曲线有明显差异,尤其是在 700 nm 附近,而 3.5 : 1 下二者的光谱曲线走势基本一致.由于欠定问题下的稀疏重构算法是一种寻找近似最优解的算法,加上模型将稀疏度量量的 l_0 范数变为 l_1 范数,并增加了正则项,以改进算法重构效率,但这些改进在助于模型求解的同时也会带来误差,因此,重构数据的误差是无法完全避免的.压缩采样比对重构效果影响很大,具体应用中,可以根据指标需求,例如信噪比要求,光谱误差要求等,进行压缩采样比的优化确定.

5)高光谱图像分类识别效果图:为了对比并检验实验数据立方体和重构数据立方体的实用性,利用 ENVI 软件的分类型算法对二者分别做高光谱图像无监督分类处理,同时对小船做高光谱图像识别处理,其结果如图 7、8.

图 7(a)为 Headwall 成像光谱仪采集的全波段实验数据立方体无监督分类效果,图 7(b)为经过谱段选

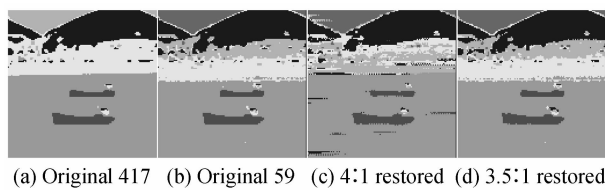


图 7 高光谱图像无监督分类效果图
Fig. 7 Hyperspectral image with unsupervised classification

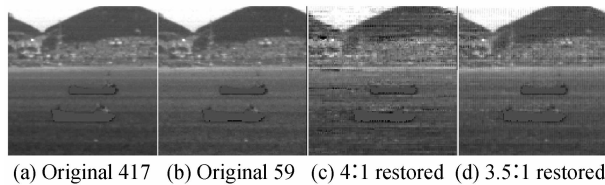


图 8 高光谱图像识别效果图
Fig. 8 Hyperspectral image with identification

择后的 59 个波段实验数据立方体无监督分类效果,图 7(c)为压缩采样比为 4:1 下的 59 个波段重构数据立方体无监督分类效果,图 7(d)为压缩采样比为 3.5:1 下的 59 个波段重构数据立方体无监督分类效果。

图 8(a)为 Headwall 成像光谱仪采集的全波段实验数据立方体识别效果,图 8(b)为经过谱段选择后的 59 个波段实验数据立方体识别效果,图 8(c)为压缩采样比为 4:1 下的 59 个波段重构数据立方体识别效果,图 8(d)为压缩采样比为 3.5:1 下的 59 个波段重构数据立方体识别效果。

由图 7 和图 8 可以看出,59 个谱段数据立方体和全谱段数据立方体的分类和识别效果有差异,主要集中在黄色区域(岩石和沙滩),这是由于全谱段识别伴有“维数灾难”现象,从而将岩石和沙滩归为一类。同时,可以看出,3.5:1 压缩采样比下的重构数据立方体分类识别效果和 59 个谱段基本一致,而 4:1 下的分类识别效果误差较大,出现很多红色条纹。

6) 实验环境与结果分析:选择工作机(Intel(R) Core(TM) i7-4770 CPU @3.40GHz, 4G 内存, 32 位 Windows7 操作系统), Matlab R2011a 进行光学三维成像及重构实验,同时,选择 ENVI 4.8 进行高光谱图像分类与识别实验,实验结果统计见表 1。表中采样比(Sampling Ratio, SR)为压缩下采样比值;数据大小(Data Size, DS)为实验对比数据立方体大小;下采样窗口(Sampling Window, SW)为一个探测器单元所能探测的编码单元数;帧数(Frame Number, FN)为重构所需的多帧探测器图像数;串行数(Serial Number, SN)为利用探测器图像进行块重构的运行次数,本实验选择探测器图像 1×1 重构,对应于 2×2 的地元块重构,因此,串行数等于探测器图像大小 64×97 ;光谱误差(Spectrum Relative Error, SRE)为任一空间点的光谱曲线重构相对误差;信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)为重构数据立方体空间维图像平均信噪比。

表 1 光学三维成像实验统计
Table 1 Statistics of optic three-dimensional imaging simulation

SR	DS	SW	FN	SN	SRE	SNR
4:1	$128 \times 256 \times 59$	2×2	59	6 208	14%	36.48
3.5:1	$128 \times 256 \times 59$	2×2	89	6 208	10%	43.48

高光谱图像应用比较广泛,但较低的空间分辨率严重影响应用效果,如何借助低分辨率成像图像和高分辨率光谱图像的关系和模型,实现超分辨高光谱成像就变得非常关键。通过图 5~8 和表 1 可以看出,利用下采样产生的低分辨率图像,可以重构出 2×2 倍于低分辨率图像的高光谱图像,也就是说,利用压缩采样技术可以实现超分辨光学三维成像。当光谱波段数选择合适时,分类识别效果较为全面和准确。同时,光谱波段足够多时,可以以 3.5:1 以上的压缩采样比实现较为有效的超分辨光学三维成像,相反,光谱波段相对较少时,要实现较为有效的超分辨光学三维成像,所需的压缩采样比变小,即所需采样数变多,这主要是因为色散过程带来的信息混合过少。通过分析还可以得出,影响压缩采样超分辨光学三维成像速度的主要因素有所要观测的场景大小、光谱波段数和稀疏重构算法的设计;影响压缩采样超分辨光学三维成像准确度的因素主要有稀疏正交基的选择及稀疏重构算法的设计。

5 结论

本文将压缩传感理论应用到光学三维成像技术中,提出一种基于压缩传感的超分辨光学三维成像技术,该技术在利用压缩采样技术的同时,引入块重构、错位预处理、多帧重构技术,提高重构的准确度、减小后端处理内存、降低计算复杂度。同时,将重构数据立方体的光谱曲线、信噪比、光谱误差等指标与原始数据进行比较,结合 ENVI 软件的分析识别性能分析得出,利用本文压缩传感技术可以实现超分辨光学三维成像,且成像质量较高,数据应用效果较好,可应用于大幅宽、高分辨率、低功耗、动态目标的成像观测。

参考文献

- [1] 余旭初, 冯伍法, 杨国鹏. 高光谱影像分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [2] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289-1306.
- [3] TSAIG Y, DONOHO D L. Extensions of compressed sensing [J]. *Signal Processing*, 2006, **86**(3): 549-571.
- [4] ROMBERG J. Imaging via compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 14-20.
- [5] YIN Ji-hao, SUN Jian-yi. Hyperspectral band reconstruction based on compressed sensing theory[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, **43**(4): 1260-1264.
- [6] 尹继豪, 孙建硕. 基于压缩感知理论的波段重构方法[J]. *红外与激光工程*, 2014, **43**(4): 1260-1264.
- [6] JIA Ying-biao, FENG Yan, WANG Zhong-liang, et al. Hyperspectral compressive sensing recovery via spectrum

- structure similarity[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, **36**(6): 1406-1412.
- 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.
- [7] JIANG Shan-chao, WANG Jing, SUI Qing-mei, *et al.* Research on grating spectrum reconstruction based on compressed sensing and its application characteristics[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, **34**(8): 322-326.
- 蒋善超, 王静, 隋青美, 等. 基于压缩感知算法的光栅光谱重构及其应用特性研究[J]. 光学学报, 2014, **34**(8): 322-326.
- [8] WANG Jin-cheng, KUANG Cui-fang, WANG Yi-fan, *et al.* Multispectral fluorescence microscopic imaging based on compressive sensing[J]. *Chinse Journal of Lasers*, 2013, **40**(12): 118-122.
- 王金成, 匡翠方, 王轶凡, 等. 基于压缩感知的荧光显微多光谱成像[J]. 中国激光, 2013, **40**(12): 118-122.
- [9] CHEN Yu-hen, ZHOU Jian-hao, CHEN Xin-hua, *et al.* Research on principle and experimentation of high-resolution optical compressive spectral imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, **34**(1): 107-112.
- 陈宇恒, 周建康, 陈新华, 等. 高分辨光学压缩光谱成像方法与实验研究[J]. 光学学报, 2014, **34**(1): 107-112.
- [10] MA Yan-peng, WANG Ya-nan, WANG Yi-kun, *et al.* Study of single-pixel detection computational imaging technology based on compressive sensing[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, **33**(12): 118-124.
- 马彦鹏, 王亚南, 王义坤, 等. 基于压缩感知的单点探测计算成像技术研究[J]. 光学学报, 2013, **33**(12): 118-124.
- [11] JI Zhen-xin, KONG Fan-qiang. Hyperspectral image compressed sensing based on linear filter between bands[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2012, **41**(1): 82-86.
- 计振兴, 孔繁锵. 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.
- [12] SHI Guang-ming, LIU Dan-hua, GAO Da-hua. High-resolution computational spectral imaging of remote sensing based on coded sensing[J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2011, **32**(5): 60-66.
- 石光明, 刘丹华, 高大化. 随机编码感知的高分辨遥感光谱计算成像[J]. 航天返回与遥感, 2011, **32**(5): 60-66.
- [13] PAULINE W W, KYUNGHYUN S, KATHRYN J S, *et al.* Compressed-sensing multispectral imaging of the postoperative spine [J]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2013, **37**(1): 243-248.
- [14] 张良培, 沈焕锋, 张洪艳. 图像超分辨率重建[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [15] HENRY A, HOOVER F R, GONZALO R A. Spatial super-resolution in code aperture spectral imaging[C]. SPIE, 2012, **83650A**: 831-836.
- [16] MARCIA R F, WILLETT R M. Compressive coded aperture superresolution image reconstruction[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2008, 3: 833-836.
- [17] SARVOTHAM S, BARON D, BARANIUK R G. Fast measurement and reconstruction of sparse signals[C]. 2006 IEEE International Symposium on Information Theory, 2006, **7**: 2804-2808.
- [18] XU D G, HUANG Y, KANG J U. Real-time compressive sensing spectral domain optical coherence tomography[J]. *Optics Letters*, 2014, **39**(1): 76-79.
- [19] ELAD M. Optimized Projections for Compressed Sensing[J]. *IEEE Transactions. on Signal Processing*, 2007, **55**(12): 5695-5699.
- [20] SUN Lang, HU Bing-liang, WANG Shuang, *et al.* Compressive sampling spectral modulated technique[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(8): 912-915.
- 孙朗, 胡炳樑, 王爽. 压缩采样光谱调制技术研究[J]. 光子学报, 2013, **42**(8): 912-915.