

光学学报

基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像

徐畅¹, 许廷发^{1,2*}, 史国凯³, 王茜⁴, 樊阿馨^{1,2}, 张宇寒^{1,2}, 李佳男^{1,2}

¹北京理工大学光电学院光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081;

²北京理工大学重庆创新中心, 重庆 401120;

³北方自动控制技术研究所军种指控系统研发部, 山西 太原 030006;

⁴北京印刷学院印刷与包装工程学院, 北京 102600

摘要 压缩感知高光谱计算成像技术是当前高光谱计算成像领域的研究热点之一,其能够在保持系统元器件物理特性不变的前提下,有效地提升成像质量。本文概述了高光谱计算成像的研究背景和基本概念,详细介绍了压缩感知高光谱计算成像系统的发展现状,重点阐述了本团队提出的基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像技术,并对其系统组成、数理模型以及最新进展进行了说明。通过总结压缩感知高光谱计算成像的背景知识以及空-谱编码压缩感知高光谱计算成像的研究工作,力求为科研人员探索压缩感知高光谱计算成像新体制带来新的思路,促进高光谱计算成像技术的发展。

关键词 成像系统; 高光谱成像; 计算成像; 压缩感知; 编码技术

中图分类号 TH741

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS230748

1 引言

作为在信息传递中至关重要的两个载体,图像与光谱为人们探索纷繁世界、认识芜杂事物提供了关键依据,促使人类对事物的认知水平发生了质的飞跃。光谱成像技术的出现,把反映物体空间特征的图像与表征物体本质成分的光谱信息相结合,为人类更好地认知和理解这个世界揭开了新的篇章。

高光谱成像技术能够获得观测目标数十到数百个波段的光谱图像,其波段很窄($<10\text{ nm}$)且连续,并且可以准确地描绘图像中每个像元完整的光谱曲线^[1]。研究表明,不同物体的光谱特性是不一样的,并且大部分地球表面的物质在吸收峰深度一半处的宽度为 $20\sim 40\text{ nm}$ ^[2]。光谱分辨率在 10 nm 以内的高光谱成像技术足以区分和识别出具有不同光谱特征的地表物质。在精准农业生产^[3]、矿物识别^[4]、水质监测^[5]、气体检测^[6]、食品安全保障^[7]、医学诊断^[8-9]等领域,高光谱成像技术凭借光谱分辨率高、图谱合一的技术优势,成为获取多维多尺度信息的重要手段,具有重要的应用价值。

近年来,高光谱成像技术成为多学科交叉研究的热点,受到了广泛的关注。国内外学者对其展开了大量研究和深入探索,并取得了一系列的研究成果。然

而,传统的高光谱成像技术受现有器件、材料、工艺等因素的制约,在实际应用中仍无法克服数据量大、冗余度高、采集时间长等问题,以及无法同时保证高空间分辨率和高光谱分辨率。研究者们期望提出新一代高光谱成像技术,彻底打破传统高光谱成像技术的局限,以获得高维度高分辨率的高光谱信息。计算机成像技术是一项革命性的新型成像技术,最早可追溯至20世纪90年代中期,其利用计算方法或者“计算元件”等手段,打破传统光学成像技术的限制,多维度获取高分辨率图像。计算成像技术的兴起,给高光谱技术的发展提供了新的思路,使得突破传统高光谱成像的技术瓶颈成为了可能,并由此孕育出一个新的研究领域——高光谱计算成像。高光谱计算成像利用系统级的成像方法,以更加灵活的采样形式,建立场景和观测结果之间的关系,统筹考虑、联合优化前端光学系统和后端探测处理系统,能够在降低成本、尺寸、质量、功率或其他条件的情况下,维持甚至提升高光谱成像系统的性能指标。

目前,基于各类理论和方法的高光谱计算成像系统层出不穷,而基于压缩感知理论的高光谱计算成像系统是其中的一个关键分支。压缩感知(CS)理论作为信号处理领域崭新的采样理论,其可以实现远低于香农-奈奎斯特采样速率的信号采集,并基于信号的稀

收稿日期: 2023-03-29; 修回日期: 2023-06-28; 录用日期: 2023-06-30; 网络首发日期: 2023-07-14

基金项目: 国家自然科学基金国家重大科研仪器研制项目(61527802)

通信作者: *ciom_xtfl@bit.edu.cn

疏先验,求解欠定问题,高精度恢复出原始高维度信号。压缩感知理论和计算成像技术的有机结合推动了高光谱成像系统的迅速发展。压缩感知高光谱计算成像通过重构算法对探测器采集的压缩投影进行解算,获取目标场景的高光谱图像,从而能够在保持系统元器件物理特性不变的基础上,实现系统性能的大幅提升。

对于压缩感知高光谱计算成像技术而言,计算模型的设计是一个至关重要的科学难题。编码孔径快照光谱成像仪(CASSI)是近来备受瞩目的经典模型,在CASSI模型中,场景信息经过编码孔径和色散元件,混叠投影到二维探测器上,其后通过重构算法可仅由一次测量恢复出原始数据立方体。然而,受限于色散元件和探测器的性能,CASSI系统仅能获得有限的光谱波段,难以实现高光谱分辨率探测。此外,由于重构求解问题高度欠定,故重构质量尚有很大的提升空间。针对以上问题,本团队充分利用液晶器件的滤波特性,提出了基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像技术。本团队设计了一种基于编码孔径可调谐滤光器(CATF)的高光谱成像系统,并建立了空-谱编码方法的数理模型,完成了空间维和光谱维的超分辨采样,有效解决了高空间分辨率和高光谱分辨率难以兼得的技术难点。在此基础上,本团队继续深耕,开展了一系列工作,旨在提升系统重构质量和拓展信息获取维度,实现高维度高分辨率的高光谱数据立方体的高质量获取。基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像研究为高光谱计算成像技术走向实际应用打下了坚实的基础。

本文概述了高光谱计算成像技术,介绍了具有代表性的压缩感知高光谱计算成像系统,旨在提供压缩感知高光谱计算成像的背景知识,梳理其发展脉络,为研究者了解相关技术提供参考。在此基础上,本文重点阐述了本团队在基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像方面的研究工作,介绍了系统组成、数理模型以及最新进展,以期抛砖引玉、以点带面,为高光谱计算成像新体制探索提供思路,进一步促进高光谱计算成像系统的实用化和工业化发展。

2 压缩感知高光谱计算成像

2.1 高光谱计算成像概述

高光谱成像技术起源于20世纪80年代,经过不断的迭代发展,目前已被广泛应用于人类科学研究和生产生活的各个领域,推动人类观察和认知事物的能力迈向更高的层次^[10]。高光谱成像技术能为每个像元提供数十至数百个窄波段,这些波段可以连续组合在一起,形成一条完整的光谱曲线。高光谱成像技术能够获取具有图谱合一特性的数据,即同时获得场景的二维空间信息和一维光谱信息,是一个三维数据集,被称为数据立方体(data cube)^[11],如图1所示。

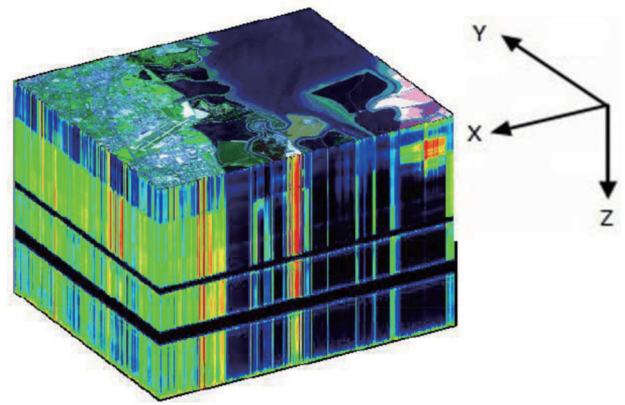


图1 高光谱数据立方体^[11]

Fig. 1 Hyperspectral data cube^[11]

高光谱数据立方体是在二维空间图像的基础上引入一维光谱信息,而传统的高光谱成像技术由于受到低维的线阵或者面阵探测器的限制,无法直接获得三维数据,必须采用空间扫描的方式(通过摆扫型^[12-13]或推扫型^[14-15]高光谱成像仪实现)或光谱扫描的方式(通过凝视型^[14-15]高光谱成像仪实现)来获得完整的高光谱图像,其实质是利用数据降维捕获目标场景信息。因此,传统的高光谱成像难以实现对高维度高分辨率场景的高效采集,其时间、空间、光谱分辨率存在相互制约的关系,无可避免地需要牺牲高维度信号的时-空-谱维度中某些维度的探测精度来换取其余维度的高精度。具体而言,高分辨光谱波段成像与窄波段能量之间存在固有矛盾,高光谱成像系统通过采集带宽极窄的波段来达到更高的光谱分辨率,而在入射光能量不变的情况下,这势必会使每个光谱波段的辐射能量减少,导致探测器所接收的光电信号变弱。若增大感光单元的空间尺寸,则会导致系统的空间分辨率降低;若延长曝光时间,则会导致时间分辨率降低,并不可避免地引入更多噪声。由此可见,对于传统高光谱系统而言,时-空-谱高分辨率难以兼得,并且其空间分辨率还受制于探测器的分辨率。尽管随着制造工艺的飞速发展,高分辨率探测器的生产制造瓶颈得以不断突破,但在一些特殊领域,大规模使用高分辨率探测器的成本极高。此外,由于香农-奈奎斯特采样定理的固有弊端,传统高光谱成像系统采集的数据量过于庞大且存在大量冗余,造成后续存储、传输、计算和处理过程中出现严重的资源浪费。因此,国内外研究学者迫切希望改进光谱成像方法,实现传统成像机理的根本突破,利用二维探测器高效采集高维度高分辨率场景信息。计算成像技术的出现为发展新一代高光谱成像系统提供了思路。当前,国际学术界对于计算成像技术没有给出严格的定义,本文采用一个较为通用的概念来描述:计算成像技术是将照明系统、光学系统、光在介质中的传输、成像探测器和后端信号处理作为整体考虑,利用调制照明和光学系统的手段,采用照明与

光学系统调制等方式,在场景与观测系统之间创建调制模型,通过计算机对采集的观测值进行数学求解,从而反演出目标场景中所需的信息。计算成像技术是一门将光学、数学、图形学和信号处理学等相关学科进行深度融合的新兴技术,摒弃了传统光学成像技术的直接采样模式,实现了“所得非所见”的新型信号采集与处理方式,完成对传统成像技术的增强或扩展^[14-20]。

按照在成像过程中引入调制的环节不同,计算成像技术大致可以分为四类:光源调制型,如利用编码光源获得物体三维图像的结构光照明成像技术^[21],利用光场的二阶或高阶关联获得物体信息的量子成像技术^[22]等;光学系统调制型,如从低维投影数据解算出高维度目标的计算层析成像技术^[23],记录光线在自由空间中的分布来获取场景多维信息的光场成像技术^[24]等;探测器调制型,如在感光器件之前对光线进行编码或衍射调制,通过算法恢复出原始图像的无透镜成像技术^[25],根据需求设计出特殊的探测器,由探测器获取信息计算出目标图像的计算探测器技术^[26]等;数据处理型,如通过超分辨率算法获取场景的高分辨率图像的数字超分辨率成像技术^[27]。

作为将计算成像技术应用到高光谱成像领域的新兴技术,高光谱计算成像可以更加高效、全面地获取和复现高维度高分辨率的高光谱信息。目前,已经研制出多种高光谱计算成像系统,例如:对测量获得的干涉图进行傅里叶变换反演,从而获得目标光谱分布的傅里叶变换高光谱成像(FTHSI)系统^[28-29];利用计算机断层扫描原理,由投影图像重建数据立方体的计算层析成像光谱仪(CTIS)^[30-31];利用称重理论通过多路复用实现微弱信号测量的哈达玛变换光谱仪(HTS)^[32-34];等等。然而,这些系统依然存在两个问题亟需解决:其一,二维探测器的数据采集能力有限,需要建立二维探测器与多维场景信息之间的关联模型,通过逆问题求解从二维采集值中高效反演出原始目标场景,从而突破探测器分辨率的限制;其二,高光谱图像数据量庞大

且存在冗余,存储、传输、计算等成本较高。压缩感知理论所面临的情境以及解决思路恰好与上述问题契合,可为高光谱计算成像提供新的理论工具。压缩感知高光谱计算成像系统能够利用低维度或低分辨率探测器获取高维度或高分辨率光谱数据立方体,成为当前高光谱成像领域的主流研究方向。

2.2 压缩感知高光谱计算成像系统

传统的信号处理框架是以香农-奈奎斯特采样定理为理论基础的。该定理表明,为了完整地保留原始信号中的信息,当进行模拟/数字信号转换时,采样频率要大于信号中最高频率的 2 倍。实际应用中,一般保证采样频率为信号最高频率的 2.56~4.00 倍^[35]。随着现代社会采集信息需求量的爆炸式增长,人们对系统的采样速率和处理速度的要求越来越高。同时,大量冗余信息的存在又对存储、传输和处理端造成了巨大压力。为缓解压力,传统的信号处理流程通常由采样、压缩、传输、解压 4 个步骤组成,如图 2(a)所示,将采样数据压缩后进行传输存储,待使用数据时再对其进行解压。很显然,这种高速采样再压缩的方法将占用大量运算和储存资源。

2004 年, Candes 等^[36-41]首次提出压缩感知的概念(相关文献于 2006 年发表),并建立了一套全新的信号采样理论。该理论主要利用信号的稀疏性,从根本上突破了香农-奈奎斯特采样定理的技术瓶颈。压缩感知理论提出了一个更加“经济”的将模拟信号转化为数字压缩信号的全新思路:如果一个信号本身或在某个变换域上是稀疏的,就可以用一个与变换基不相关的观测矩阵将其投影到低维空间上,通过优化算法从少量低维观测值中大概率重构出原信号。在该框架下,系统的采样速率取决于信号的结构和内容,而不再取决于信号的带宽^[42]。图 2(b)展示了压缩感知采样方式的基本流程。从图 2(b)可以看出,相较于先采样后压缩的传统方式,压缩感知理论是以低速率同时对信号进行采样和压缩,成功地将信号处理的技术负担由

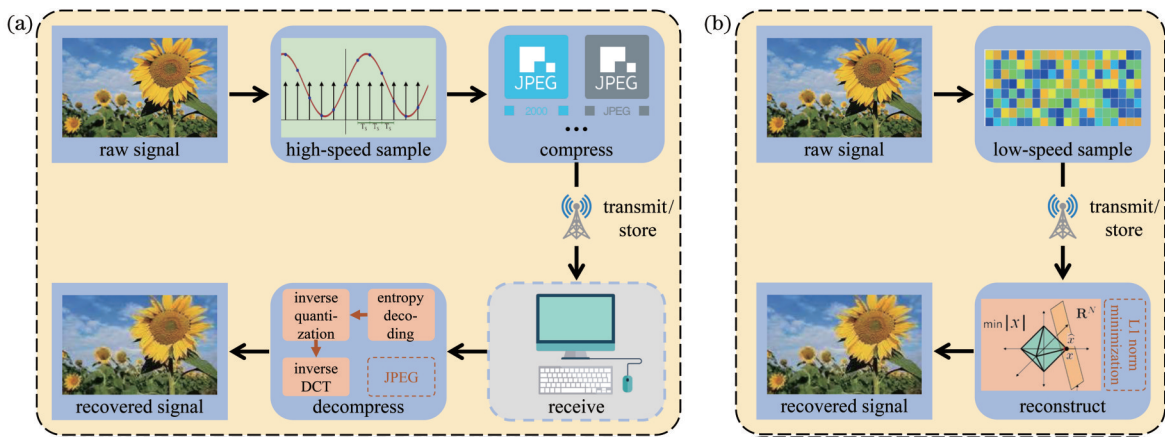


图 2 不同采样方式的流程对比。(a)传统香农-奈奎斯特采样;(b)压缩感知采样

Fig. 2 Process comparison of different sampling methods. (a) Traditional Shannon-Nyquist sampling; (b) compressive sampling

采样端转移到重构端。鉴于其在信号处理领域的突破性创新,压缩感知理论被美国科技评论评为 2007 年度十大科技进展之一^[43]。

压缩感知理论在提出之初,针对的是一维信号的采样问题,空间域中的目标场景后来被证实在小波域、曲波变换域等同样具有稀疏性,于是研究人员将一维信号的压缩感知扩展到二维空间甚至多维空间,开始了基于压缩感知的计算成像研究。在基于压缩感知的计算成像系统中,研究者们利用编码技术在硬件上实现压缩感知理论中的观测矩阵,在探测器上获取目标场景的压缩投影,通过重构算法解算得到目标场景的重构图像。压缩感知计算成像领域最具代表性的系统之一是 2006 年由美国莱斯大学的 Wakin 等^[44]提出的单像素相机。单像素相机利用数字微镜器件(DMD)完成对目标场景的空间编码,调制后的光强信息仅用一个光电探测器接收,最终通过探测器获得的少量观测值重构出二维空间图像。

世界上第一个压缩感知高光谱计算成像系统是由单像素相机演变而来的。2009 年,莱斯大学的 Sun

等^[45]利用光谱仪代替单像素相机中的光电二极管,首次将单像素相机成功地延伸到光谱维。然而,该系统仅对空间维进行压缩。以色列本·古里安大学的 August 等^[46]提出一种可以同时实现空间维和光谱维压缩的系统,采用分离式感知架构对空域和谱域分别随机编码,故该系统被称为基于可分离空间和光谱算子的压缩高光谱成像(CHISS)系统。2014 年,清华大学的戴琼海院士团队^[47]搭建了双编码高光谱成像仪(DCSI),DCSI 系统通过衍射光栅以及 DMD、硅基液晶(LCOS)分别对空间维和光谱维进行编码,可以更为灵活地获取高光谱图像。然而,使用 DMD、LCOS 两个空间光调制器(SLM)不仅会提高系统光路的复杂度,还会极大地拉高成本。随后,该团队对 DCSI 系统进行改进,提出空间光谱编码压缩高光谱成像仪(SSCSI),即在探测器前使用静态编码掩模,以实现空间变化的光谱编码,简化系统结构^[48]。DCSI 和 SSCI 的实验样机如图 3 所示。目前,已经发展出多种基于压缩感知的高光谱计算成像系统,下文将主要介绍两类经典的形式以及后续的改进设计。

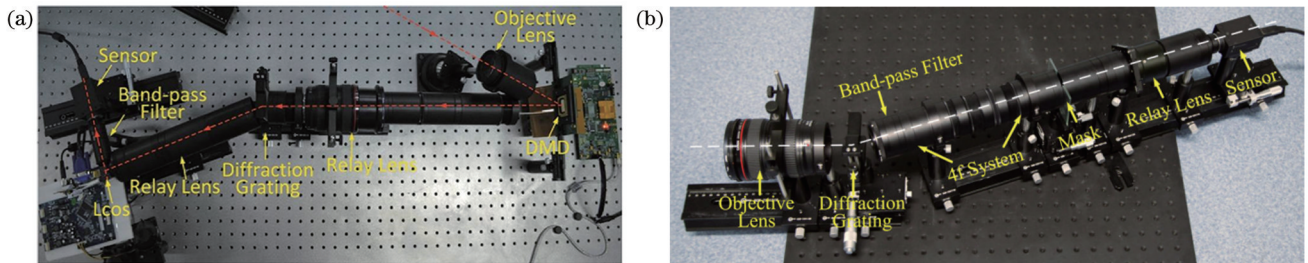


图 3 DCSI 和 SSCI 的实验样机。(a) DCSI^[47]; (b) SSCI^[48]

Fig. 3 Experimental prototypes of DCSI and SSCI. (a) DCSI^[47]; (b) SSCI^[48]

第一类是 CASSI,以及在其基础上衍生的改进系统。2007 年,杜克大学的 Brady 团队^[49]首先搭建了双色散元件编码孔径快照光谱成像仪(DD-CASSI)。DD-CASSI 包含两个对称放置的色散元件,目标场景经一次色散后到达编码孔径,由固定编码模板对光谱维进行编码,编码后的色散光被第二个色散元件合成,从而得到光谱立方体,最终探测器接收的是混叠的二维图像,通过优化算法可重构出目标场景光谱图像。2008 年,该

团队又提出只有一个色散元件的单体色散编码孔径快照光谱成像仪(SD-CASSI)^[50]。目标场景信息首先经过物镜后直接到达编码孔径并完成空间调制,然后通过色散元件完成色散分光,最后通过探测器采集得到多个谱段的混叠图像。图 4 分别展示了 DD-CASSI、SD-CASSI 的实验样机。比较而言:DD-CASSI 的空间分辨率较高,重构过程复杂度更低;SD-CASSI 的光学结构更为简单,能够达到更高的光谱分辨率。

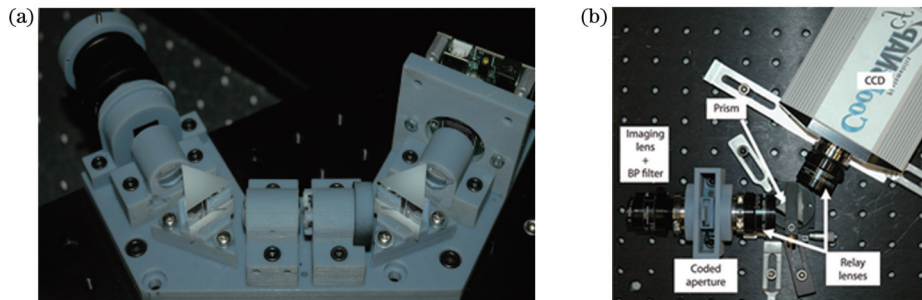


图 4 DD-CASSI 和 SD-CASSI 的实验样机。(a) DD-CASSI^[49]; (b) SD-CASSI^[50]

Fig. 4 Experimental prototypes of DD-CASSI and SD-CASSI. (a) DD-CASSI^[49]; (b) SD-CASSI^[50]

SD-CASSI 系统将三棱镜用作色散元件,而三棱镜自身特性会造成系统光路偏折,从而导致像面上的点通过不同的光程形成成像畸变。为解决这一问题,2009 年,Brady 团队^[51]对 SD-CASSI 系统的光学结构进行优化,提出直视型 CASSI 系统。直视型 CASSI 系统将双阿米西棱镜用作色散元件,构建了直视型光路结构,在有效消除图像畸变失真的同时,使系统整体更为紧凑。利用直视型 CASSI 系统一次采集便可重

构出数据立方体,但对于目标场景包含丰富信息的情况,往往存在利用一次测量值无法获得足够好的重构效果的问题。2010 年,该团队^[52]设计了如图 5 所示的多帧 CASSI 系统,该系统的最大优势为可在目标场景信息采集的过程中,通过压电系统移动固定编码模板来实现像素级位移,从而使得每帧测量对应于不同的编码孔径,以便采集多个测量值,最终达到提高重构光谱图像精度的效果。

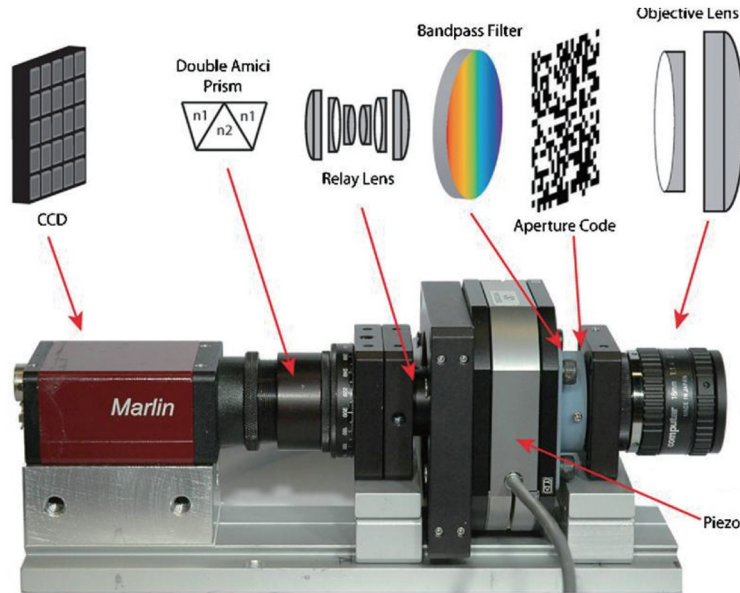


图 5 多帧 CASSI 系统^[52]

Fig. 5 Multiframe CASSI system^[52]

为解决多帧 CASSI 系统使用固定编码模板时灵活性不足的问题,特拉华大学的 Arce 团队^[53]于 2010 年提出了使用 DMD 替代压电系统来实现可变编码孔径的系统构建思路,并在文献^[54]中对基于 DMD 的多帧快照光谱成像(DMD-SSI)系统进行了深入阐述。2013 年,该团队通过引入高阶精度离散模型进行光学传感,达到了提高 CASSI 系统重构精度的效果^[55]。2014 年,Arce 团队^[56]提出了彩色 CASSI(C-CASSI)系统的设计方案,采用由可选滤光器的多模板阵列构成的彩色编码孔径(CCA)对目标场景进行空-谱编码,该方案可以更好地满足有限等距(RIP)性质。为突破传统 CCA 对制作工艺要求高的限制,该团队利用 DMD 与一组固定在转轮上的传统光学滤光器同步合成 CCA,并构建了原理样机,完成了概念验证。结果表明,基于 DMD 的 C-CASSI 系统能够以更为鲁棒的方式实现多快照光谱成像,还同步降低了制造成本^[57]。之后,Arce 团队^[58]使用基于薄膜的像素化光学滤波器建立了 C-CASSI 系统,其实验样机及 CCA 的编码过程见图 6。2015 年,该团队进一步提出了快照式彩色压缩光谱成像仪(CCSI)^[59],该系统完成了结构简化,使用由滤光器阵列组成的探测器和色散元件,能够在单个快照中捕获目标场景的空间和光谱信息。2016

年,Arce 团队^[60]通过旋转色散元件的方法改变色散方向,对探测器不同区域的色散光谱图像进行编码和积分,从而将 SCCSI 扩展为多快照型 SCCSI,进一步提升了系统的重构质量。2020 年,该团队通过一种基于 RIP 性质上界最小化的优化算法,解决了 SCCSI 系统观测矩阵设计中的难点问题^[61]。该算法能够快速找到最佳的编码孔径,提升 SCCSI 系统的成像质量。

国内方面,2015 年西安电子科技大学的 Wang 等^[62]提出一种基于双相机设计的 CASSI 系统。如图 7(a)所示,该系统在直视型 CASSI 系统的基础上,于物镜之前使用分光器将来自目标场景的入射光线平均分割为两个方向,这两个方向的光线分别被 CASSI 系统和灰度相机接收,并在重构环节,将 CASSI 系统采集的压缩测量值和灰度相机采集的图像进行联合计算反演,从而提升了 CASSI 系统的重构质量。2016 年,该团队提出 RGB 相机辅助的双相机设计 CASSI 系统,用 RGB 相机代替灰度相机,进一步改善了 CASSI 系统的重构质量,系统结构如图 7(b)所示^[63]。同年,南京理工大学的 Feng 等^[64]提出一种三维压缩光谱积分成像系统,通过在 CASSI 系统中插入一个微透镜阵列,无需三维扫描便可在一次快照中捕获三维物体的光谱数据。2020 年,北京理工大学的 Zhang 等^[65]利用

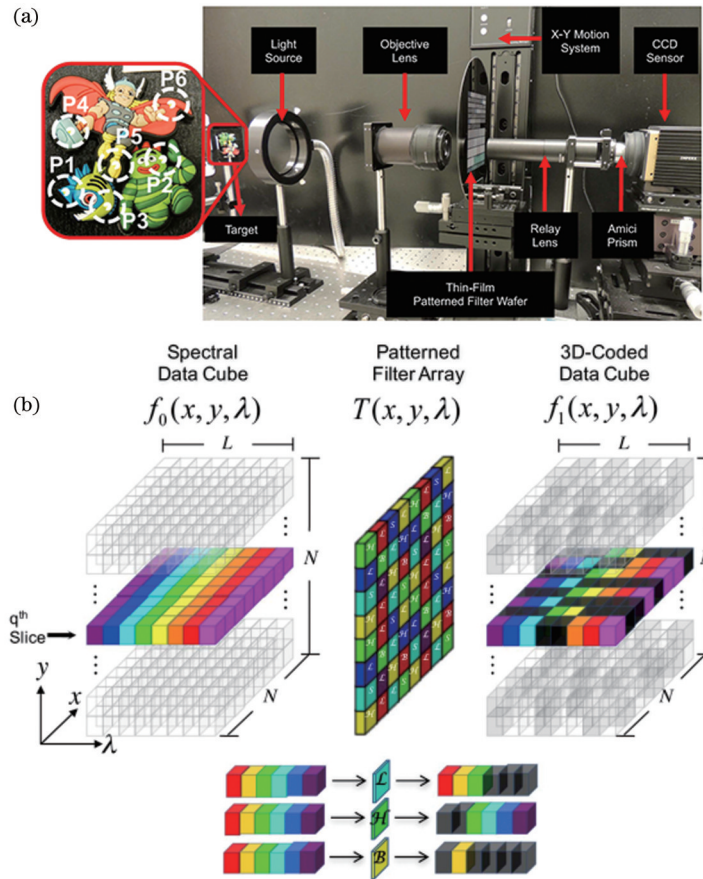


图 6 C-CASSI 系统^[58]。(a) 实验样机；(b) CCA 的编码过程
 Fig. 6 C-CASSI system^[58]. (a) Experimental prototype; (b) coding process of CCA

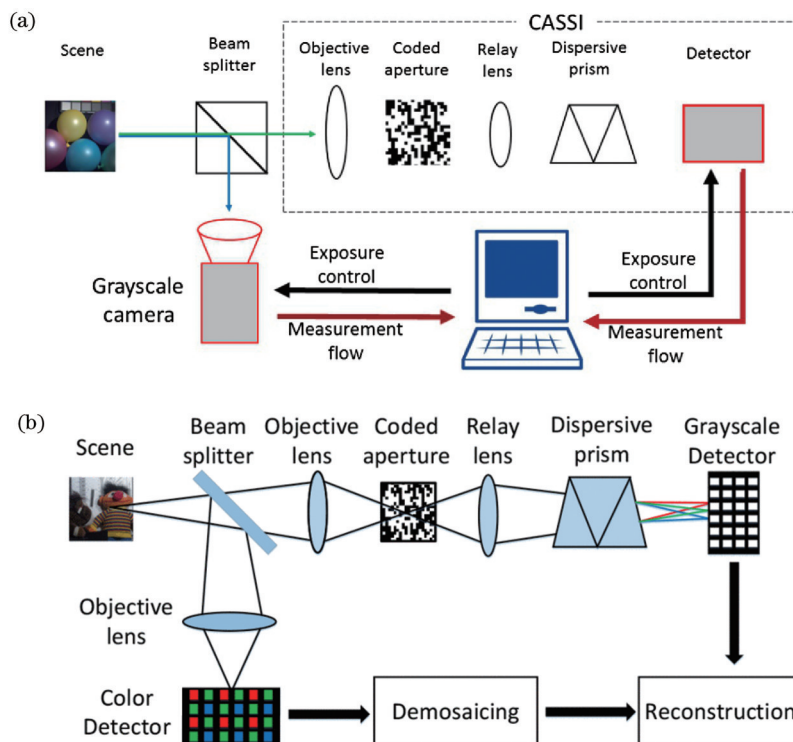


图 7 基于双相机设计的 CASSI 系统。(a) 灰度相机辅助^[62]；(b) RGB 相机辅助^[63]
 Fig. 7 Dual camera design for CASSI system. (a) Grayscale camera assisted^[62]; (b) RGB camera assisted^[63]

RGB 相机辅助的双相机设计 CASSI 系统, 将 RGB 相机采集的目标场景的高分辨率图像作为先验信息, 对其进行非线性阈值处理, 生成自适应编码孔径, 从而提高了 CASSI 系统的感知效率, 并优化了该系统的成像性能。

CASSI 受限于分光器件和探测器的性能, 所能获得的光谱波段数量有限, 难以达到高光谱分辨率的探测要求。而液晶高光谱计算成像以及在其基础上发展的改进系统能够极大地提升系统的光谱分辨率, 是压缩感知高光谱计算成像系统的重要分支, 也是本节将要重点介绍的第二类压缩感知高光谱计算成像系统。

2013 年, 以色列本·古里安大学的 Stern 团队^[66]根据液晶器件的窄带滤波特性, 提出一种基于单液晶盒的光谱维压缩感知理论。2016 年, 该团队提出一种基于单液晶盒的微型超光谱成像 (MUSI) 系统^[67]。该系统采用一种不依靠光谱-空间变换, 完全在谱域内进行光谱维编码的新思路。如图 8 所示, 在 MUSI 系统中, 一个专门设计的液晶盒与探测器阵列相连, 其中的液晶相位延迟器是遵循压缩感知理论的光谱调制器, 总体宽度只有数毫米。该系统的结构紧凑, 光能利用率高, 所重构的光谱图像具有“超光谱”级别的光谱分辨率。同年, 该团队引入积分成像技术来获取三维物体的高光谱图像。具体而言, Stern 团队^[68]在 MUSI 系统中增加了合成孔径积分成像装置来实现压缩四维成像, 其中, 不同波长的立体元图像阵列是通过压缩感知算法重构获得的, 而特定波长的深度图像是通过后向投影算法重构得到的。该系统可以实现高压缩比和空间维无损的包含数百个光谱波段的四维高光谱成像, 并且在获取时间、存储内存要求、系统复杂性和尺寸等方面具有显著优势。2016 年, Oiknine 等^[69]提出一种沿轨道扫描的方法, 并将其应用于 MUSI 系统。采用这样的数据采集方式使 MUSI 系统适配于移动平台, 并

且可以达到约 1:10 的压缩比。

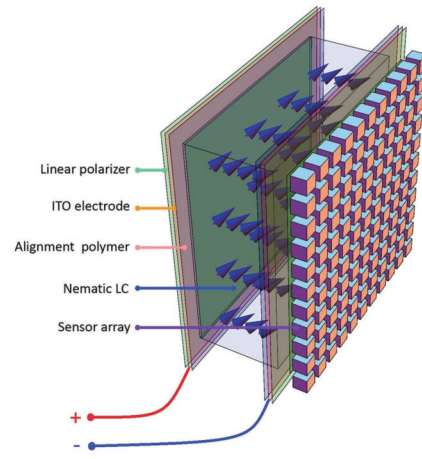


图 8 MUSI 系统的结构^[67]

Fig. 8 Structure of the MUSI system^[67]

液晶可调谐滤光器 (LCTF) 是利用液晶的电控双折射效应实现波段调谐功能的光学器件。其基本原理为光线经过液晶后发生干涉, 通过改变外加驱动电压使液晶材料的双折射率发生变化, 液晶快轴、慢轴和相位差也随之改变。由于干涉波长与相位差相关, 因此可发生不同波长的干涉, 从而达到波段选择的效果^[70]。基于 LCTF 的高光谱成像系统具有设计简单、无移动部件、通用性强、吞吐量控制灵活、孔径大、视场角大、连续可调谐的优点^[71-72]。2018 年, 本团队设计了一种基于编码孔径可调谐滤光器 (CATF) 的高光谱成像系统^[73], 并搭建了原理样机^[74], 如图 9 所示。CATF 系统使用 DMD 作为空间编码器件, LCTF 作为光谱滤波器件, 可以实现光谱波段的自由选择 and 编码孔径的灵活切换。依托于 CATF 高光谱成像系统, 本团队还提出一种空-谱编码的方法, 在系统中引入压缩编码技术分别对目标场景的空间维和光谱维信息进行调制, 利

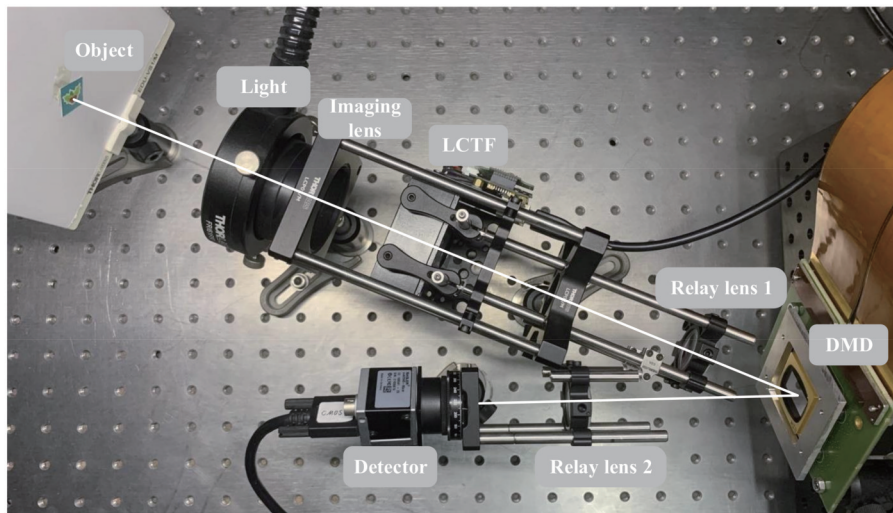


图 9 CATF 高光谱成像系统的实验样机^[74]

Fig. 9 Experimental prototype of CATF hyperspectral imaging system^[74]

用重构算法进行计算反演,得到空-谱维超分辨的高光谱数据立方体,在不改变系统结构和器件物理特性的情况下,有效解决了高空间分辨率和高光谱分辨率难以兼得的问题。在空-谱编码压缩感知高光谱计算成像研究的基础上,本团队还以提升系统重构质量和拓展信息获取维度为着手点,开展大量研究工作,在获取高维度高分辨率的高光谱数据立方体方面取得了显著的成果。

3 基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像

3.1 CATF 高光谱成像系统组成

CATF 高光谱成像系统的结构框图如图 10 所示。目标场景发出的光线经过成像透镜 1 入射到 LCTF 上,LCTF 作为光谱滤波器选择通过光谱波段的中心波长。在选定某一波段的中心波长以后,LCTF 将会

根据该中心波长对应的透过率函数对光谱信息进行编码调制。经由 LCTF 出射的场景信息是中心波长附近区域的一系列光谱波段多路复用的结果,之后由中继透镜 1 会聚成像在高分辨率 DMD 上。DMD 是 CATF 高光谱成像系统中用于实现空间维编码孔径的硬件设备,其是由众多可被单独控制、能在 $\pm 12^\circ$ 范围内转动的微反射镜组成的反射阵列。在此基础上,只要通过控制每个微镜的反射角度,就可以改变反射光线的方向,使其处于“开”或“关”的状态,即可对应生成由 1 和 0 组成的二值编码模板。经过 DMD 空间编码调制后,由处于“开”状态的微镜反射的光线将会被导入主光路,随后在中继透镜 2 的作用下投影到低分辨率的探测器上。此时,探测器上每个像素接收的压缩测量值都是空-谱维混叠信息。利用压缩感知理论重构算法,可以从混叠的压缩测量值中恢复出目标场景的原始高光谱数据立方体。

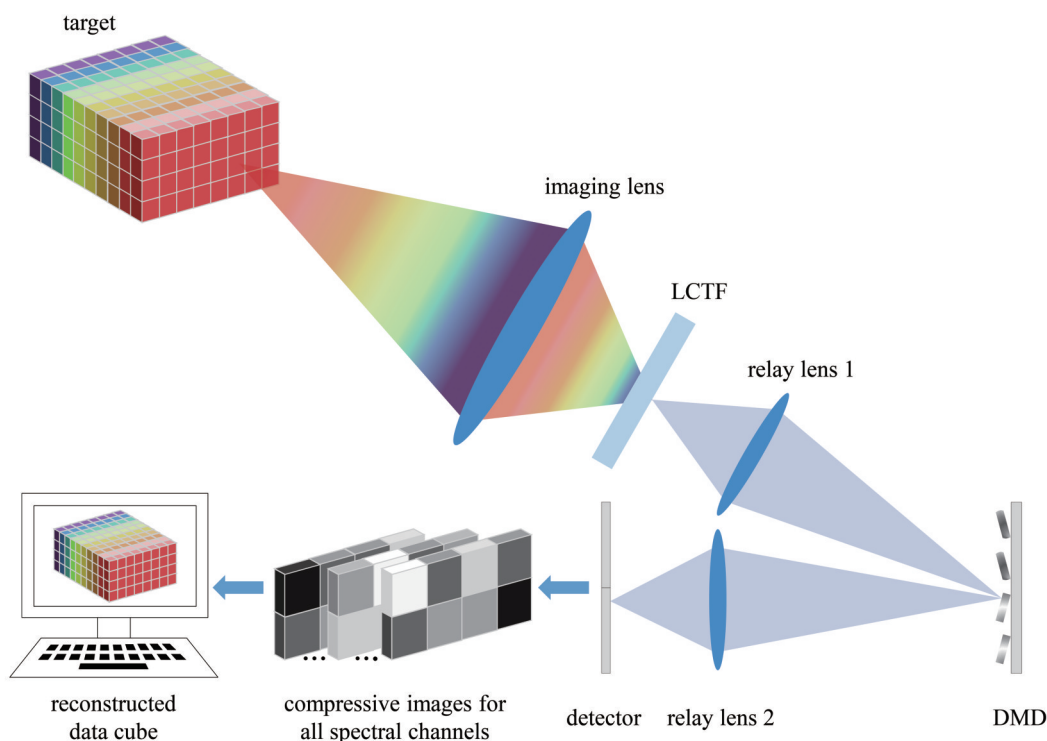


图 10 CATF 高光谱成像系统结构框图

Fig. 10 Sketch of CATF hyperspectral imaging system

3.2 基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像的数理模型

本节将给出基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像的数理模型,以详细介绍 CATF 高光谱成像系统的成像过程以及空-谱编码方法。为了清晰直观地描述上述过程和方法,本节的数理模型是基于理想光学系统的假设而建立的,即:所讨论系统中除了 DMD 之外的元件的空间响应是理想的,点扩散函数为狄拉克函数;除 LCTF 之外的元件的光谱响应是理想的,对于不同波长的透过率是相同的。

1) 空-谱混叠的压缩测量值获取

将目标场景的光密度表示为 $f_0(x, y, \lambda)$, 其中 x, y 为空间维坐标, λ 为光谱维坐标。在 CATF 系统光谱滤波的过程中,整个光谱波段被划分为若干个通道, LCTF 依次输出这些通道经光谱编码后的图像。该过程实质上是 LCTF 根据通道中心波长所对应的透过率函数对光谱信息进行调制,获取该通道中心波长附近区域的一系列光谱波段混叠后的结果。假设 LCTF 调谐了 K 次,共采集了目标场景 K 个通道的光谱图像。目标场景经过 LCTF 第 $k(k=1, 2, \dots, K)$ 个通道的光

谱编码后,其光密度可以表示为

$$f_k'(x, y, \lambda) = f_0(x, y, \lambda) T_{\text{spe},k}(\lambda), \quad (1)$$

式中: $T_{\text{spe},k}(\lambda)$ 表示第 k 个通道下 LCTF 的透过率函数。理想情况下,某光谱通道对应的透过率函数可表示为

$$T_{\text{spe}}(\lambda) = \left[\frac{\sin(2^N \pi d_1 \Delta n / \lambda)}{2^N \sin(\pi d_1 \Delta n / \lambda)} \right]^2, \quad (2)$$

式中: N 表示液晶盒的级数; d_1 表示第一级液晶盒的厚度; Δn 表示液晶的双折射率。由式(2)可知,当 $d_1 \Delta n / \lambda$ 取整数时, LCTF 的透过率函数取得最大值,此时的 λ 即为该光谱通道的中心波长。改变外加驱动电压会改变液晶的双折射率 Δn , 则 LCTF 滤过的光谱通道也随之改变。图 11 展示了某光谱通道对应的 LCTF 透过率函数曲线。

LCTF 输出的光谱编码图像紧接着被投射到 DMD 上,由 DMD 对其进行空间编码,得到空-谱混叠的压缩测量值,该测量值最终被探测器所接收。为了提高压缩测量值的重构质量,采取多帧快照策略来增加测量次数。首先,将 LCTF 的中心波长调谐至某个光谱通道,在该光谱通道下 DMD 切换 L 次编码模板,探测器获得 L 帧不同的压缩测量值。然后,将 LCTF 的中心波长调谐到下一个光谱通道,并重复上述测量过程。扫描遍历所有光谱通道后,测量过程终止。在多帧快照的情况下,令第 l 个编码模板的空间透过率函数为 $T_{\text{spa},l}(x, y)$, 其中 $l = 1, 2, \dots, L$, 表示快照的序

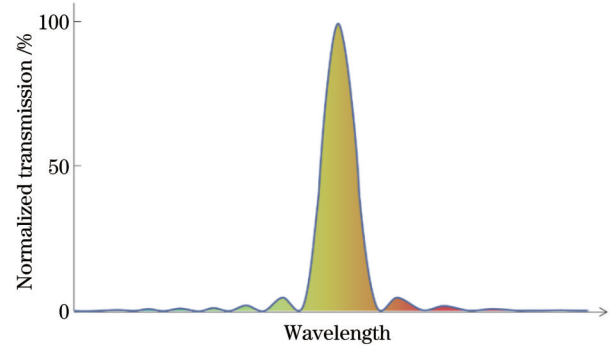


图 11 LCTF 光谱透过率曲线

Fig. 11 Spectral transmission curve of the LCTF

数。于是,当第 k 个光谱通道下发生第 l 帧快照时,探测器焦平面上接收的压缩测量结果 $g_{k,l}(x, y)$ 可以表示为

$$g_{k,l}(x, y) = \int f_k'(x, y, \lambda) T_{\text{spa},l}(x, y) d\lambda = \int f_0(x, y, \lambda) T_{\text{spe},k}(\lambda) T_{\text{spa},l}(x, y) d\lambda, \quad (3)$$

式(3)表明, $g_{k,l}(x, y)$ 是通过每个像素空间位置对应的光密度沿着光谱维度积分而得到的。

由于探测器焦平面阵列是空间像素化的,因此探测器是以像素为单元接收光信息,需要沿着像素的尺寸进行采样和积分。为了便于计算,将式(3)中的连续模型进行离散化,用 Δd 表示探测器的像素尺寸,探测器上 (m_x, m_y) 像素的压缩测量值为

$$G_{m_x, m_y, k, l} = \iint g_{k,l}(x, y) \text{rect}\left(\frac{x}{\Delta d} - m_x, \frac{y}{\Delta d} - m_y\right) dx dy = \iint \int f_0(x, y, \lambda) T_{\text{spe},k}(\lambda) T_{\text{spa},l}(x, y) \text{rect}\left(\frac{x}{\Delta d} - m_x, \frac{y}{\Delta d} - m_y\right) dx dy d\lambda, \quad (4)$$

式中: $\text{rect}(\cdot)$ 表示矩形函数。假设探测器的维度为 $M_x \times M_y$, 则存在 $m_x = 1, 2, \dots, M_x, m_y = 1, 2, \dots, M_y$ 。

在 CATF 高光谱成像系统中,目标场景的离散程度是由编码器件的分辨率决定的。具体而言,光谱维的分辨率取决于 LCTF 透过率函数的取点数量 N_λ , 空间维的分辨率取决于 DMD 的空间维度 $N_x \times N_y$ 。于是,可以将目标场景离散化表示为 $F \in \mathbb{R}^{N_\lambda \times N_x \times N_y}$, 由此高光谱数据立方体也可以被划分为 $N_x \times N_y \times N_\lambda$ 个体素,把每个体素记为 F_{n_x, n_y, n_λ} , 其中 $n_x (n_x = 1, 2, \dots, N_x), n_y (n_y = 1, 2, \dots, N_y)$ 分别对应空间离散坐标的 x 轴和 y 轴, $n_\lambda (n_\lambda = 1, 2, \dots, N_\lambda)$ 表示离散后的光谱通道序号。在离散化模型下,当第 k 个光谱通道发生第 l 帧快照时,探测器上 (m_x, m_y) 像素的压缩测量值可以由式(5)计算。

$$G_{m_x, m_y, k, l} = \iiint \sum_{n_x, n_y, n_\lambda} T_{n_x, n_y, n_\lambda, k, l} \text{rect}\left(\frac{x}{\Delta c} - n_x, \frac{y}{\Delta c} - n_y\right) \times \text{rect}\left(\frac{x}{\Delta d} - m_x, \frac{y}{\Delta d} - m_y\right) f_0(x, y, \lambda) dx dy d\lambda = \sum_{n_x=R(m_x-1)+1}^{m_x R} \sum_{n_y=R(m_y-1)+1}^{m_y R} \sum_{n_\lambda=1}^{N_\lambda} F_{n_x, n_y, n_\lambda} T_{n_x, n_y, n_\lambda, k, l}, \quad (5)$$

式中: $T_{n_x, n_y, n_\lambda, k, l}$ 表示坐标为 (n_x, n_y, n_λ) 的体素所对应的由 LCTF 和编码孔径共同决定的离散透过率; Δc 表示编码孔径的像素尺寸。

图 12 展示了 CATF 高光谱计算成像系统的空-谱编码过程。若将 DMD 和探测器的像素尺寸之比定义为 $R = \Delta c / \Delta d$, 在中继透镜 2 的物像比例设置为 1:1 的情况下, R 是一个大于 1 的整数,并且存在 $N_y / M_x = N_x / M_y = R$, 系统在空间维的单帧压缩比为 $\gamma_{\text{spa}} =$

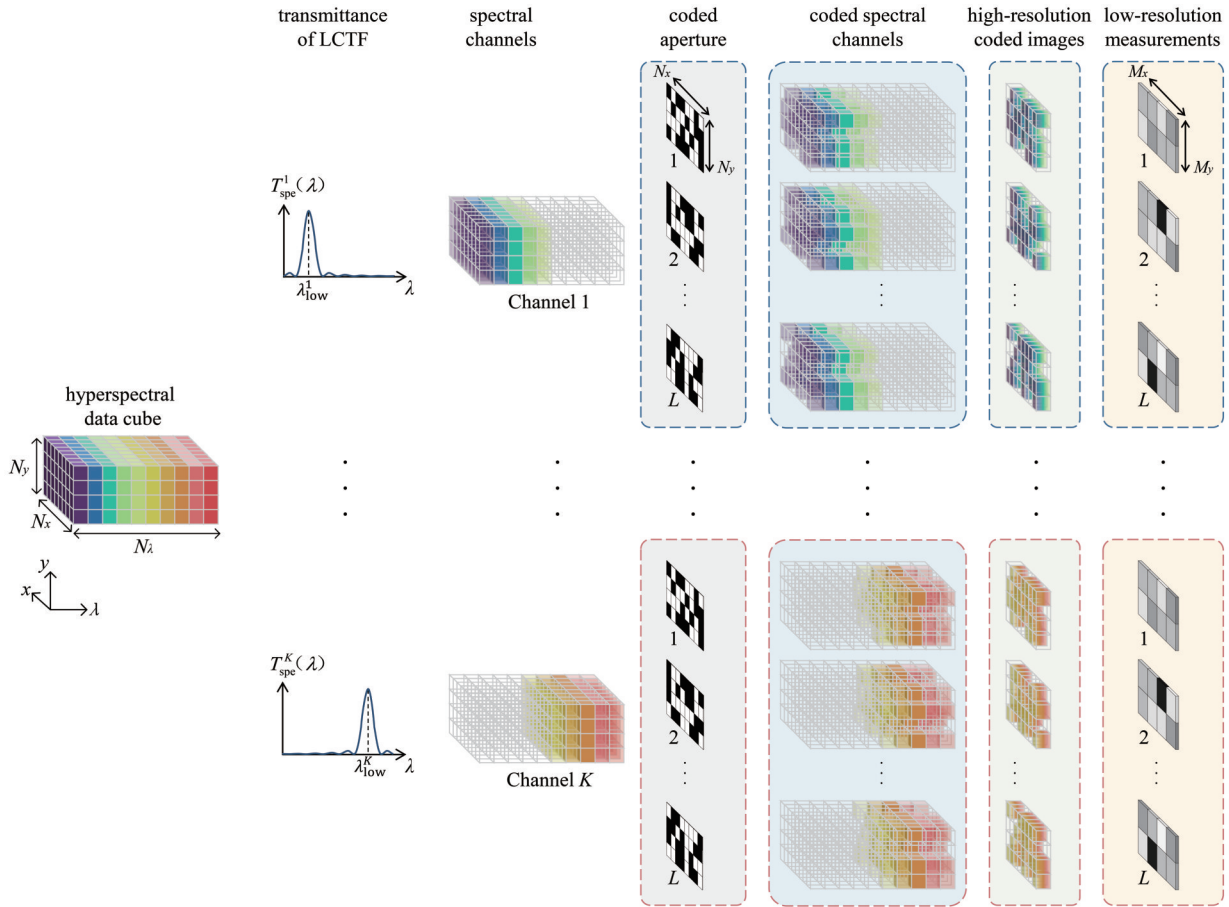


图 12 CATF 高光谱成像系统的空-谱编码过程

Fig. 12 Spatio-spectral coding process of CATF hyperspectral imaging system

$(1/R)^2$ 。LCTF 透过率函数被离散为 N_λ 个点, 则 CATF 高光谱计算成像系统的总体压缩比为

$$\gamma_o = \gamma_{spe} \gamma_{spao} = \frac{K}{N_\lambda} (\gamma_{spa} L) = \frac{KL}{N_\lambda R^2} \quad (6)$$

式中: γ_o 表示系统的总体压缩比; γ_{spe} 表示光谱维压缩比; γ_{spao} 表示系统在空间维的总体压缩比。

2) 数据立方体的重构

为了加快重构速度, 采用向量化计算方法进行压缩重构。因此将上述各离散项转化为向量形式, 用 $f \in \mathbb{R}^{(N_\lambda \cdot N_x \cdot N_y) \times 1}$ 表示高光谱数据立方体 $F \in \mathbb{R}^{N_\lambda \times N_x \times N_y}$, 用 $g \in \mathbb{R}^{(K \cdot L \cdot M_x \cdot M_y) \times 1}$ 表示测量值 $G \in \mathbb{R}^{(K \cdot L) \times M_x \times M_y}$ 。在考虑噪声影响的情况下, CATF 高光谱成像系统压缩采样的过程可以表示为

$$g = \Phi f + \rho, \quad (7)$$

式中: $g = [g_1^T, g_2^T, \dots, g_{M_x \cdot M_y}^T]^T$, $g_i \in \mathbb{R}^{(K \cdot L) \times 1}$ ($i = 1, 2, \dots, M_x \cdot M_y$) 表示探测器上第 i 个像素跨 K 个光谱通道, 每个通道共有 L 帧快照的全部压缩测量值; $\rho \in \mathbb{R}^{(K \cdot L \cdot M_x \cdot M_y) \times 1}$ 表示探测器的噪声向量; $\Phi \in \mathbb{R}^{(K \cdot L \cdot M_x \cdot M_y) \times (N_\lambda \cdot N_x \cdot N_y)}$ 表示整个系统的观测矩阵, 包含 LCTF 和编码孔径的共同调制作用。

$$\Phi = \begin{bmatrix} (\phi_{spe,1})_1 \Phi_{spa,1} & (\phi_{spe,1})_2 \Phi_{spa,1} & \dots & (\phi_{spe,1})_{N_\lambda} \Phi_{spa,1} \\ (\phi_{spe,2})_1 \Phi_{spa,2} & (\phi_{spe,2})_2 \Phi_{spa,2} & \dots & (\phi_{spe,2})_{N_\lambda} \Phi_{spa,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (\phi_{spe,K})_1 \Phi_{spa,K} & (\phi_{spe,K})_2 \Phi_{spa,K} & \dots & (\phi_{spe,K})_{N_\lambda} \Phi_{spa,K} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中: $(\phi_{spe,k})_n$ 表示位于 $\phi_{spe,k}$ 第 k 行第 n 列的元素; $\phi_{spe,k} \in \mathbb{R}^{1 \times N_\lambda}$ 表示 $\Phi_{spe} \in \mathbb{R}^{K \times N_\lambda}$ 的第 k 行; Φ_{spe} 表示系统的光谱维观测矩阵, 在理想情况下即为 LCTF 的透过率矩阵, 表征系统对光谱维的编码作用。更具体地说, $\phi_{spe,k}$ 与 Φ_{spe} 之间满足 $\Phi_{spe} = [(\phi_{spe,1})^T, (\phi_{spe,2})^T, \dots, (\phi_{spe,k})^T]^T$, 其中, $\phi_{spe,k}$ 是将 $T_{spe,k}(\lambda)$ 离散为 N_λ 个点获得的。 $\Phi_{spa,k} \in \mathbb{R}^{(L \cdot M_x \cdot M_y) \times (N_x \cdot N_y)}$ 表示第 k 个光谱通道下的空间维观测矩阵, 在理想情况下即为 DMD 的透过率矩阵, 表征系统对空间维的编码作用。

$$\Phi_{spa-k} = \begin{bmatrix} \Phi_{spa-k,1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Phi_{spa-k,2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \Phi_{spa-k,M_x \cdot M_y} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中： $\mathbf{0} \in \mathbf{R}^{L \times R^2}$ 表示 $L \times R^2$ 阶全零矩阵； $\Phi_{\text{spa},k,i} \in \mathbf{R}^{L \times R^2}$ ($i = 1, 2, \dots, M_x \cdot M_y$) 表示第 k 个光谱通道下，作用于第 i 个探测器像素对应的目标场景子块的子观测矩阵。 $\Phi_{\text{spa},k,i}$ 可以进一步表示为 $\Phi_{\text{spa},k,i} = \left[(\phi_{\text{spa},k,i})_1^T, (\phi_{\text{spa},k,i})_2^T, \dots, (\phi_{\text{spa},k,i})_L^T \right]^T$ ，其中， $(\phi_{\text{spa},k,i})_l \in \mathbf{R}^{1 \times R^2}$ 为 $\Phi_{\text{spa},k,i}$ 的第 l 行，表示当第 k 个光谱通道下发生第 l 帧快照时，探测器上第 i 个像素与对应目标场景空间维上 $R \times R$ 大小的子块之间的关系。将 $(\phi_{\text{spa},k,i})_l \in \mathbf{R}^{1 \times R^2}$ 堆叠成一个 $R \times R$ 大小的矩阵，记为 $\Pi_{l,k,i} \in \mathbf{R}^{R \times R}$ 。将所有子矩阵 $\Pi_{l,k,1}, \Pi_{l,k,2}, \dots, \Pi_{l,k,M_x \cdot M_y}$ 拼接在一起，可以得到第 k 个光谱通道下第 l 帧快照的完整编码模板。

当每个光谱通道使用的空间维编码矩阵保持不变时， Φ 的形式可以进一步简化为

$$\Phi = \Phi_{\text{spe}} \otimes \Phi_{\text{spa}}, \quad (10)$$

式中：符号 \otimes 表示克罗内克积； $\Phi_{\text{spa}} \in \mathbf{R}^{(L \cdot M_x \cdot M_y) \times (N_x \cdot N_y)}$ 表示空间维编码矩阵，每个光谱通道下均相同。

根据式(6)给出的系统压缩比， $KL \ll N_x R^2$ ，从压缩测量值 g 求解出原始高光谱数据 f 是一个高度欠定问题，需要利用压缩感知理论中信号的稀疏性先验完成求解。假设 f 在稀疏基上是稀疏的，满足

$$f = \Psi \Theta, \quad (11)$$

式中： Θ 为稀疏系数向量； $f = \left[(f_1)^T, (f_2)^T, \dots, (f_{M_x \cdot M_y})^T \right]^T$ ，其中 $f_i \in \mathbf{R}^{(N_x \cdot R^2) \times 1}$ ($i = 1, 2, \dots, M_x \cdot M_y$)，表示与探测器第 i 个像素相对应的高光谱数据立方体块向量。

$$\Psi = \begin{bmatrix} \Psi_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \Psi_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \Psi_{M_x \cdot M_y} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

式中： Ψ_i 表示 f_i 对应的稀疏基，由 $\Psi_i = \Psi_{\text{spe},i} \otimes \Psi_{\text{spa},i}$ 给出，其中 $\Psi_{\text{spe},i} \in \mathbf{R}^{N_x \times N_x}$ 表示光谱维稀疏基， $\Psi_{\text{spa},i} \in \mathbf{R}^{R^2 \times R^2}$ 表示空间维稀疏基。此时， $\Psi_i \in \mathbf{R}^{(N_x \cdot R^2) \times (N_x \cdot R^2)}$ ， $\Psi \in \mathbf{R}^{(N_x \cdot N_x \cdot N_y) \times (N_x \cdot N_x \cdot N_y)}$ ， $\Theta \in \mathbf{R}^{(N_x \cdot N_x \cdot N_y) \times 1}$ 。

使用式(11)的稀疏表示，式(7)所示的压缩采样过程可以进一步表示为

$$g = \Phi \Psi \Theta + \rho. \quad (13)$$

通过求解以下问题重构出高分辨率的高光谱数据立方体，即

$$\hat{\Theta} = \arg \min_{\Theta} \|\Theta\|_1, \quad \text{s.t.} \|g - \Phi \Psi \Theta\|_2 \leq \beta, \quad (14)$$

式中： β 表示噪声限度。可以利用常用的压缩感知重构算法例如梯度投影稀疏重构(GPSR)算法^[75]、两步迭代收缩阈值(TwIST)算法^[76]、分离近似稀疏重构(SpaRSA)算法^[77]等来求解式(14)，在求解出稀疏系

数向量 Θ 后，代入式(11)便可恢复出高光谱图像。

3.3 基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像的研究进展

在 CATF 高光谱成像系统以及空-谱编码方法的基础之上，本团队以提升系统重构质量和拓展系统信息获取维度为主要目标，围绕编码孔径设计、重构算法优化以及偏振维信息采集等方面开展研究，并实现了一定的突破。本小节将概述本团队在基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像上取得的进展。

1) 系统重构质量的提升

观测矩阵的设计和重构算法的选择是压缩感知理论的两个关键环节，因此，空-谱编码压缩感知高光谱计算成像的进一步发展还需要对编码孔径和重构算法进行设计优化，以提升重构质量。

2020年，在空-谱编码压缩感知高光谱计算成像的基础上，本团队提出了基于重构场景先验信息的双模式自适应编码方法^[78]和基于低分辨率先验信息的自适应编码方法^[79]。双模式自适应编码方法利用预先采集的光谱通道重构图像作为先验信息，通过双模式阈值运算生成相对互补的编码模板，分别捕获场景中亮区和暗区的结构特征。利用双模式自适应编码方法能够大幅提升高光谱图像的重构质量，相较于传统压缩感知高光谱计算成像系统，使用双模式自适应编码孔径的高光谱计算成像系统将重构数据立方体的平均 PSNR 提高了 4.81 dB。基于低分辨率先验信息的自适应编码方法通过全由 1 组成的“快照式编码模板”，采集每一个光谱通道的低分辨率图像，将这些低分辨率图像作为先验信息生成自适应编码孔径。使用该方法将重构数据立方体的平均 PSNR 提高了 1.65 dB。

两种方法各有优劣：双模式自适应编码方法需要一定的时间来获取先验信息，但目标场景重构质量更高；基于低分辨率信息的自适应编码方法获取先验信息的时间成本低，具有较强的实时性，但其对目标场景重构质量的提升效果不及双模式自适应编码方法。

同年，本团队为解决 CATF 高光谱成像系统中光谱采集效率较低的问题，提出一种新的空-谱编码联合优化方法^[80]。在探测器的一次积分时间内，当 DMD 上加载一个空间编码模板时，多次切换 LCTF 的中心波长，即可实现通过一次采集就获得光谱复用的压缩测量值；在此基础上，遵循压缩感知理论中的 RIP 性质设计空-谱维编码，并以能量均匀和分散观测的准则形成约束，实现对空-谱维编码的联合优化，达到仅通过一次观测结果就能获取更为丰富的空-谱信息的效果，有效提高了 CATF 高光谱成像系统的采样效率和重构质量。

2022年，本团队提出一种基于区域合并的自适应编码方法^[81]。在通过探测器获取低分辨率先验信息之后，根据先验图像的空-谱特征，利用基于区域合并的光

谱图像分割方法将图像划分为若干个具有一定区域同质性的图像区域。根据所划分的区域,利用自适应编码方法生成各区域对应的阈值编码,并合成各个光谱通道的自适应编码矩阵。该方法弥补了基于低分辨率信息的自适应编码方法对阈值分布估计存在偏差的不足。

在重构算法方面,2022年本团队提出了基于深度学习的高光谱空-谱重构算法^[74],构造了如图 13 所示的回溯重构网络(BTR-Net)。该网络利用卷积神经网络

架构对空-谱编码压缩感知高光谱计算成像的过程进行反向回溯训练,对其训练完成后即可用于高光谱数据立方体重构。在构建具体网络结构时,采用“分而治之”的思想将整个成像过程分解为多个步骤,针对这些步骤依次设计了空间初始化子网络、空间增强子网络、光谱初始化子网络以及空间-光谱增强子网络,逐步完成从压缩测量值到高光谱数据立方体的反向映射。BTR-Net在运算速度和抗噪性能上均取得了明显提升。

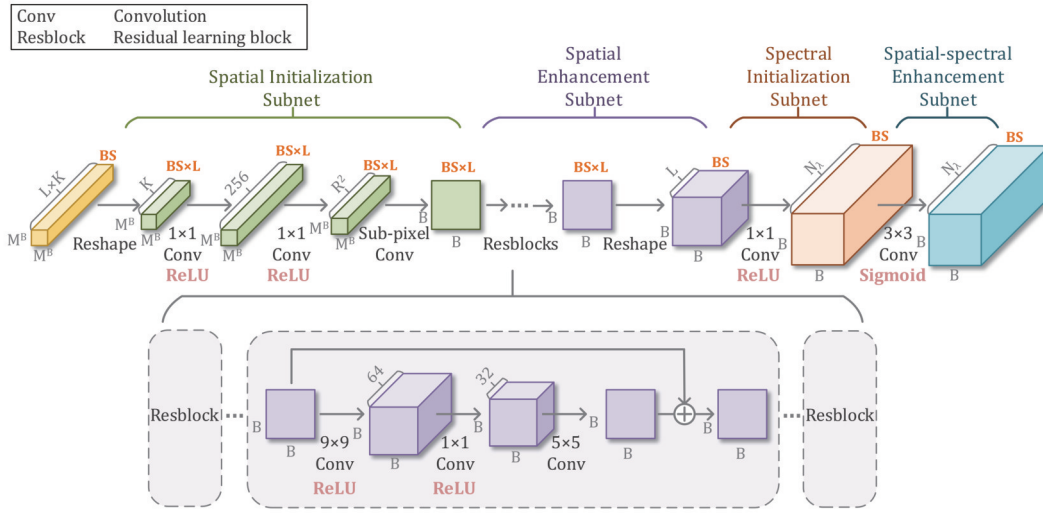


图 13 BTR-Net 的总体结构^[74]
Fig. 13 Overall architecture of BTR-Net^[74]

2) 系统信息获取维度的拓展

高光谱图像蕴藏着目标物体的丰富特征信息。然而,空间和光谱信息不足以表征目标场景的纹理信息和表面细节,无法满足诸如精准医疗、环境监测等应用场景的全部需求。偏振维信息可以反映目标的表面纹理、电导率以及电子分布等物理化学特性^[82],因此,在高光谱成像中引入偏振维信息具有重要意义。

针对偏振高光谱图像的获取,本团队开展了大量研究和实验工作,最终利用 LCTF 和一个 1/4 波片(QWP)获得了全偏振高光谱图像^[83]。LCTF 在该系统中同时发挥光谱滤波器和线性偏振器的作用,与 QWP 配合实现了对所有 4 个斯托克斯参数的压缩。利用粒子群算法优化稀疏基,可以通过少于 4 次的测量重建出全斯托克斯参数所表示的偏振维信息。然而,为减少测量次数而引入的优化过程明显增加了时间成本,而且优化后的稀疏基所适用的目标范围是有限的。在此研究基础上,本团队进一步提出了基于特征缩放的两步重构方法,将不同尺度的偏振特性分成两步进行处理,在实现高质量重建 4 个斯托克斯参数的同时,进一步提升了重构效率^[84]。

上述研究充分验证了偏振维压缩感知的可行性,在此基础上,本团队于 2022 年在 CATF 高光谱成像系统中加入 QWP,对目标场景在空间、光谱和偏振维的

信息进行四维压缩观测,并成功获得具有全斯托克斯参数的四维偏振高光谱图像,从而提升了压缩效率,为结构简单紧凑的全斯托克斯偏振高光谱计算成像系统的发展指明了新的方向^[85]。偏振 CATF 高光谱成像系统的实验样机如图 14 所示。

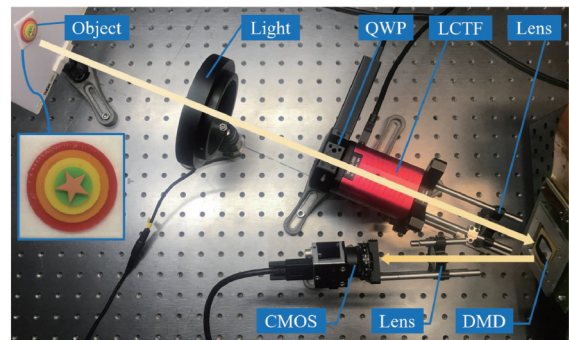


图 14 偏振 CATF 高光谱成像系统的实验样机^[85]
Fig. 14 Experimental prototype of the polarization CATF hyperspectral imaging system^[85]

4 结 论

高光谱计算成像技术突破了传统光谱成像方法的限制,能够高效获取高维度高分辨率的高光谱图像。压缩感知的高光谱计算成像技术是近年来备受关注的

研究热点,有着良好的应用前景。本文对压缩感知高光谱计算成像进行了综述,涵盖其基本原理、代表性系统以及关键技术等,以便为学者从事压缩感知高光谱计算成像研究提供背景知识的参考。

针对高光谱成像中高空间分辨率和高光谱分辨率难以兼得的问题,本团队发展了基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像技术,设计了 CATF 高光谱成像系统,并提出了空-谱编码方法。本文介绍了基于空-谱编码的压缩感知高光谱计算成像中系统的组成以及成像过程的数理模型,旨在为解决压缩感知高光谱计算成像模型设计的难点问题提供思路。本文还总结了近年来团队基于空-谱编码压缩感知高光谱计算成像在提升重构质量以及拓展信息维度两个方面取得的研究进展。未来本团队将在优化系统的光学设计,结合深度学习算法运用自适应压缩感知理论进一步提升重构质量,以及增加时间、深度等维度方面继续深入研究,促使空-谱编码压缩感知高光谱计算成像技术能够解决更多科学和工程难题。本文以团队在压缩感知计算成像领域作出的微薄贡献为引子,期望能给科研人员探索新体制压缩感知计算成像技术带来一定的启发,助力高光谱计算成像技术的发展。

参 考 文 献

- [1] Vane G, Goetz A F H. Terrestrial imaging spectrometry: current status, future trends[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 44(2/3): 117-126.
- [2] Hunt G R. Near-infrared (1.3-2.4 μm) spectra of alteration minerals: potential for use in remote sensing[J]. *Geophysics*, 1979, 44(12): 1974-1986.
- [3] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(3): 337-352.
- [4] Kruse F A, Boardman J W, Huntington J F. Comparison of airborne hyperspectral data and EO-1 Hyperion for mineral mapping[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(6): 1388-1400.
- [5] Brando V E, Dekker A G. Satellite hyperspectral remote sensing for estimating estuarine and coastal water quality[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(6): 1378-1387.
- [6] Gålfalk M, Olofsson G, Crill P, et al. Making methane visible[J]. *Nature Climate Change*, 2016, 6(4): 426-430.
- [7] Gowen A A, O'Donnell C P, Cullen P J, et al. Hyperspectral imaging: an emerging process analytical tool for food quality and safety control[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2007, 18(12): 590-598.
- [8] Lu G L, Fei B W. Medical hyperspectral imaging: a review[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2014, 19(1): 010901.
- [9] Johansen T H, Møllersen K, Ortega S, et al. Recent advances in hyperspectral imaging for melanoma detection[J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2020, 12(1): e1465.
- [10] 童庆禧, 张兵, 张立福. 中国高光谱遥感的前沿进展[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5): 689-707.
Tong Q X, Zhang B, Zhang L F. Current progress of hyperspectral remote sensing in China[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 689-707.
- [11] Pizzolante R, Carpentieri B. Visualization, band ordering and compression of hyperspectral images[J]. *Algorithms*, 2012, 5(1): 76-97.
- [12] Wehr A, Lohr U. Airborne laser scanning: an introduction and overview[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999, 54(2/3): 68-82.
- [13] Green R O, Eastwood M L, Sarture C M, et al. Imaging spectroscopy and the airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 65(3): 227-248.
- [14] Mouroulis P, Green R O, Chrien T G. Design of pushbroom imaging spectrometers for optimum recovery of spectroscopic and spatial information[J]. *Applied Optics*, 2000, 39(13): 2210-2220.
- [15] 邵晖, 王建宇, 薛永祺. 推帚式超光谱成像仪(PHI)关键技术[J]. *遥感学报*, 1998, 2(4): 251-254.
Shao H, Wang J Y, Xue Y Q. Key technology of pushbroom hyperspectral imager (PHI) [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1998, 2(4): 251-254.
- [16] He Z P, Li C L, Xu R, et al. Spectrometers based on acousto-optic tunable filters for in situ lunar surface measurement[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2019, 13(2): 027502.
- [17] 何志平, 李春来, 吕刚, 等. 月球表面原位光谱探测技术研究与应用[J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(5): 20201006.
He Z P, Li C L, Lü G, et al. Research and applications of *in-situ* lunar surface spectral detection technology[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(5): 20201006.
- [18] 索津莉, 刘焯斌, 季向阳, 等. 计算摄影学: 核心、方法与应用[J]. *自动化学报*, 2015, 41(4): 669-685.
Suo J L, Liu Y B, Ji X Y, et al. Computational photography: keys, methods and applications[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(4): 669-685.
- [19] 邵晓鹏, 刘飞, 李伟, 等. 计算成像技术及应用最新进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 020001.
Shao X P, Liu F, Li W, et al. Latest progress in computational imaging technology and application[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 020001.
- [20] 高大化. 基于编码感知的高分辨率计算成像方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013: 3-7.
Gao D H. Research on high-resolution computational imaging method based on coding perception[D]. Xi'an: Xidian University, 2013: 3-7.
- [21] Salvi J, Pagès J, Batlle J. Pattern codification strategies in structured light systems[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(4): 827-849.
- [22] Pittman T B, Shih Y H, Strekalov D V, et al. Optical imaging by means of two-photon quantum entanglement[J]. *Physical Review A*, 1995, 52(5): R3429-R3432.
- [23] Natterer F, Wang G. The mathematics of computerized tomography[J]. *Medical Physics*, 2002, 29(1): 107-108.
- [24] Adelson E H, Wang J Y A. Single lens stereo with a plenoptic camera[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 99-106.
- [25] Wu J C, Zhang H, Zhang W H, et al. Single-shot lensless imaging with Fresnel zone aperture and incoherent illumination[J]. *Light: Science & Applications*, 2020, 9: 53.
- [26] Zhu Y B, Lei X, Wang K X, et al. Compact CMOS spectral sensor for the visible spectrum[J]. *Photonics Research*, 2019, 7(9): 961-966.
- [27] Gong W L, Han S S. Experimental investigation of the quality of lensless super-resolution ghost imaging via sparsity constraints[J]. *Physics Letters A*, 2012, 376(17): 1519-1522.
- [28] 相里斌, 赵葆常, 薛鸣球. 空间调制干涉成像光谱技术[J]. *光学学报*, 1998, 18(1): 18-22.
Xiangli B, Zhao B C, Xue M Q. Spatially modulated imaging interferometry[J]. *Acta Optica Sinica*, 1998, 18(1): 18-22.

- [29] Rafert J B, Otten L J, Butler E W, et al. Satellite sends hyperspectral images from space[J]. *Laser Focus World*, 2001, 37(5): 181-183.
- [30] Descour M, Dereniak E. Computed-tomography imaging spectrometer: experimental calibration and reconstruction results [J]. *Applied Optics*, 1995, 34(22): 4817-4826.
- [31] Hagen N, Dereniak E L. New grating designs for a CTIS imaging spectrometer[J]. *Proceedings of SPIE*, 2007, 6565: 65650N.
- [32] Love S P, Graff D L. Full-frame programmable spectral filters based on micro-mirror arrays[J]. *Proceedings of SPIE*, 2013, 8618: 86180C.
- [33] Cortez D, Nunes P, de Sequeira M M, et al. Image segmentation towards new image representation methods[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 1995, 6(6): 485-498.
- [34] Fernandez C, Guenther B D, Gehm M E, et al. Longwave infrared (LWIR) coded aperture dispersive spectrometer[J]. *Optics Express*, 2007, 15(9): 5742-5753.
- [35] Shannon C E. Communication in the presence of noise[J]. *Proceedings of the IRE*, 1949, 37(1): 10-21.
- [36] Candès E J, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies? [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12): 5406-5425.
- [37] Candès E. Compressive sampling[C]//*Proceedings of the International Congress of Mathematicians Madrid, August 22 - 30, 2006, Zurich, Switzerland*. Boston: European Mathematical Society Publishing House, 2009: 1433-1452.
- [38] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [39] Candès E J, Romberg J K, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [40] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [41] Candès E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- [42] 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.
Shi G M, Liu D H, Gao D H, et al. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(5): 1070-1081.
- [43] Technology Review MIT. 10 breakthrough technologies 2007 [EB/OL]. [2023-02-03]. <https://www2.technologyreview.com/tr10/?year=2007>.
- [44] Wakin M B, Laska J N, Duarte M F, et al. An architecture for compressive imaging[C]//*2006 International Conference on Image Processing, October 8-11, 2006, Atlanta, GA, USA*. New York: IEEE Press, 2007: 1273-1276.
- [45] Sun T, Kelly K. Compressive sensing hyperspectral imager[C]//*Frontiers in Optics 2009/Laser Science XXV/Fall 2009 OSA Optics & Photonics Technical Digest, October 13-15, 2009, San Jose, California*. Washington, D. C.: Optica Publishing Group, 2009: CTuA5.
- [46] August Y, Vachman C, Rivenson Y, et al. Compressive hyperspectral imaging by random separable projections in both the spatial and the spectral domains[J]. *Applied Optics*, 2013, 52(10): D46-D54.
- [47] Lin X, Wetzstein G, Liu Y B, et al. Dual-coded compressive hyperspectral imaging[J]. *Optics Letters*, 2014, 39(7): 2044-2047.
- [48] Lin X, Liu Y B, Wu J M, et al. Spatial-spectral encoded compressive hyperspectral imaging[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(6): 233.
- [49] Gehm M E, John R, Brady D J, et al. Single-shot compressive spectral imaging with a dual-disperser architecture[J]. *Optics Express*, 2007, 15(21): 14013-14027.
- [50] Wagadarikar A, John R, Willett R, et al. Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging[J]. *Applied Optics*, 2008, 47(10): B44-B51.
- [51] Wagadarikar A A, Pitsianis N P, Sun X B, et al. Video rate spectral imaging using a coded aperture snapshot spectral imager [J]. *Optics Express*, 2009, 17(8): 6368-6388.
- [52] Kittle D, Choi K, Wagadarikar A, et al. Multiframe image estimation for coded aperture snapshot spectral imagers[J]. *Applied Optics*, 2010, 49(36): 6824-6833.
- [53] Arguello H, Arce G R. Code aperture design for compressive spectral imaging[C]//*18th European Signal Processing Conference, August 23-27, 2010, Aalborg, Denmark*. New York: IEEE Press, 2010: 1434-1438.
- [54] Wu Y H, Mirza I O, Arce G R, et al. Development of a digital-micromirror-device-based multishot snapshot spectral imaging system[J]. *Optics Letters*, 2011, 36(14): 2692-2694.
- [55] Arguello H, Rueda H, Wu Y H, et al. Higher-order computational model for coded aperture spectral imaging[J]. *Applied Optics*, 2013, 52(10): D12-D21.
- [56] Arguello H, Arce G R. Colored coded aperture design by concentration of measure in compressive spectral imaging[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(4): 1896-1908.
- [57] Rueda H, Arguello H, Arce G R. DMD-based implementation of patterned optical filter arrays for compressive spectral imaging [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2014, 32(1): 80-89.
- [58] Rueda H, Arguello H, Arce G R. Compressive spectral testbed imaging system based on thin-film color-patterned filter arrays [J]. *Applied Optics*, 2016, 55(33): 9584-9593.
- [59] Correa C V, Arguello H, Arce G R. Snapshot colored compressive spectral imager[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2015, 32(10): 1754-1763.
- [60] Hinojosa C A, Correa C V, Arguello H, et al. Compressive spectral imaging using multiple snapshot colored-mosaic detector measurements[J]. *Proceedings of SPIE*, 2016, 9870: 987004.
- [61] Salazar E, Arce G R. Coded aperture optimization in spatial spectral compressive spectral imagers[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2020, 6: 764-777.
- [62] Wang L Z, Xiong Z W, Gao D H, et al. Dual-camera design for coded aperture snapshot spectral imaging[J]. *Applied Optics*, 2015, 54(4): 848-858.
- [63] Wang L Z, Xiong Z W, Shi G M, et al. Compressive hyperspectral imaging with complementary RGB measurements [C]//*2016 Visual Communications and Image Processing (VCIP), November 27-30, 2016, Chengdu, China*. New York: IEEE Press, 2017.
- [64] Feng W Y, Rueda H, Fu C, et al. 3D compressive spectral integral imaging[J]. *Optics Express*, 2016, 24(22): 24859-24871.
- [65] Zhang H, Ma X, Arce G R. Compressive spectral imaging approach using adaptive coded apertures[J]. *Applied Optics*, 2020, 59(7): 1924-1938.
- [66] August Y, Stern A. Compressive sensing spectrometry based on liquid crystal devices[J]. *Optics Letters*, 2013, 38(23): 4996-4999.
- [67] August I, Oiknine Y, AbuLeil M, et al. Miniature compressive ultra-spectral imaging system utilizing a single liquid crystal phase retarder[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 23524.
- [68] Farber V, Oiknine Y, August I, et al. Compressive 4D spectro-volumetric imaging[J]. *Optics Letters*, 2016, 41(22): 5174-5177.
- [69] Oiknine Y, August I, Stern A. Along-track scanning using a liquid crystal compressive hyperspectral imager[J]. *Optics Express*, 2016, 24(8): 8446-8457.
- [70] Shabtay G, Eidinger E, Zalevsky Z, et al. Tunable birefringent filters-optimal iterative design[J]. *Optics Express*, 2002, 10(26):

- 1534-1541.
- [71] Woltman S J, Jay G D, Crawford G P. Liquid-crystal materials find a new order in biomedical applications[J]. *Nature Materials*, 2007, 6(12): 929-938.
- [72] Aharon O, Abdulhalim I. Liquid crystal Lyot tunable filter with extended free spectral range[J]. *Optics Express*, 2009, 17(14): 11426-11433.
- [73] Wang X, Zhang Y H, Ma X, et al. Compressive spectral imaging system based on liquid crystal tunable filter[J]. *Optics Express*, 2018, 26(19): 25226-25243.
- [74] Wang X, Xu T F, Zhang Y H, et al. Backtracking reconstruction network for three-dimensional compressed hyperspectral imaging[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(10): 2406.
- [75] 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): 586-597.
- [76] Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A T. A new twIst: two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(12): 2992-3004.
- [77] Wright S J, Nowak R D, Figueiredo M A T. Sparse reconstruction by separable approximation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(7): 2479-2493.
- [78] Xu C, Xu T F, Yan G, et al. Super-resolution compressive spectral imaging via two-tone adaptive coding[J]. *Photonics Research*, 2020, 8(3): 395-411.
- [79] Zhang Y H, Xu T F, Wang X, et al. Real-time adaptive coded aperture: application to the compressive spectral imaging system [J]. *Proceedings of SPIE*, 2020, 11353: 113531B.
- [80] Wang X, Xu T F, Zhang Y H, et al. A multi-channel spectral coding method for the coded aperture tunable filter spectral imager[J]. *Proceedings of SPIE*, 2020, 11353: 1135318.
- [81] Zhang Y H, Xu T F, Wang X, et al. Adaptive compressive coding method based on spectral image region segmentation[J]. *Proceedings of SPIE*, 2022, 12281: 1228103.
- [82] Wang Y H, Louie D C, Cai J Y, et al. Deep learning enhances polarization speckle for *in vivo* skin cancer detection[J]. *Optics & Laser Technology*, 2021, 140: 107006.
- [83] Fan A X, Xu T F, Teng G E, et al. Hyperspectral polarization-compressed imaging and reconstruction with sparse basis optimized by particle swarm optimization[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2020, 206: 104163.
- [84] Fan A X, Xu T F, Wang X, et al. Scaling-based two-step reconstruction in full polarization-compressed hyperspectral imaging[J]. *Sensors*, 2020, 20(24): 7120.
- [85] Fan A X, Xu T F, Ma X, et al. Four-dimensional compressed spectropolarimetric imaging[J]. *Signal Processing*, 2022, 195: 108437.

Compressive Hyperspectral Computational Imaging via Spatio-Spectral Coding

Xu Chang¹, Xu Tingfa^{1,2*}, Shi Guokai³, Wang Xi⁴, Fan Axin^{1,2}, Zhang Yuhan^{1,2}, Li Jianan^{1,2}

¹Key Laboratory of Photoelectronic Imaging Technology and System, Ministry of Education, School of Optics and Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

²Chongqing Innovation Center, Beijing Institute of Technology, Chongqing 401120, China;

³Research and Development Department of Military Service Accreditation System, North Automatic Control Technology Institute, Taiyuan 030006, Shanxi, China;

⁴School of Printing & Packaging Engineering, Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing 102600, China

Abstract

Significance Hyperspectral images are made up of tens or even hundreds of contiguous spectral bands for each spatial position of the target scene. Consequently, each pixel in a hyperspectral image contains the complete spectral profile of that specific position. With the superiority of high spectral resolution and image-spectrum merging, hyperspectral imaging has emerged as a powerful tool to obtain multi-dimensional and multi-scale information and has important applications in precision agriculture, mineral identification, water quality monitoring, gas detection, food safety, medical diagnosis, and other fields.

Due to the limitations of existing devices, materials, and craftsmanship, traditional hyperspectral imaging technology still suffers from the contradiction between high spatial resolution and high spectral resolution, as well as large data volume and high redundancy in practical applications. The emergence of computational imaging technology has brought new ideas to traditional hyperspectral imaging, and thus a new research field, namely hyperspectral computational imaging has been bred. Hyperspectral computational imaging uses system-level imaging methods to establish the relationship between target scenes and observation results in a more flexible sampling form and jointly optimizes the front-end optical system and back-end processing system, thus fundamentally breaking through the limitations of traditional hyperspectral imaging technology to achieve high-dimensional and high-resolution acquisition of hyperspectral information.

Currently, there are numerous hyperspectral computational imaging systems based on various theories and methods,

and hyperspectral computational imaging systems based on compressive sensing theory are key branches. The compressive sensing (CS) theory can acquire the signal at much lower than the Shannon-Nyquist sampling rate, solve the underdetermined problem based on the sparse *a priori* of the signal, and finally recover the original high-dimensional signal with high accuracy. Compressive hyperspectral computational imaging obtains spectral images of the target scene by computing the compressive projections acquired on the detector through reconstruction algorithms, thus significantly improving the system performance while keeping the characteristics of the system components unchanged.

For compressive hyperspectral computational imaging, how to design the computational model is a crucial scientific challenge. The coded aperture snapshot spectral imager (CASSI) is a classical model, in which the scene information is projected onto the detector through coded apertures and dispersive elements, and the original data cube is subsequently recovered by the reconstruction algorithm. However, the CASSI system can only obtain a limited number of spectral bands due to the performance of dispersive elements and the detector, which makes it difficult to achieve high spectral resolution detection. Moreover, the reconstruction quality still has much room for improvement because the reconstruction solution problem is too underdetermined. To address the above problems, our team proposes the compressive hyperspectral computational imaging technique via spatio-spectral coding, which achieves super-resolution in both spatial and spectral dimensions and effectively solves the contradiction between high spatial resolution and high spectral resolution. Furthermore, our team has carried out a series of work on improving the quality of system reconstruction and expanding the dimensionality of acquired information, so as to achieve high quality acquisition of high-dimensional and high-resolution hyperspectral data cubes. The research on compressive hyperspectral computational imaging via spatio-spectral coding has laid a solid foundation for the hyperspectral computational imaging technology towards practical applications. Hence, it is important and necessary to summarize the background knowledge of compressive hyperspectral computational imaging and the research work of compressive hyperspectral computational imaging via spatio-spectral coding, which can bring new ideas for researchers to explore the new architecture of compressive hyperspectral computational imaging and promote the development of hyperspectral computational imaging technology.

Progress First, the research background and basic concepts of hyperspectral computational imaging are outlined. Then, the current development status of compressive hyperspectral computational imaging systems is summarized, and two classical forms and subsequently improved designs are detailed: one is the coded aperture snapshot spectral imager and the improved systems derived from it, and the other is the hyperspectral computational imaging system based on liquid crystal and the improved systems derived from it. Subsequently, the compressive hyperspectral computational imaging technique via spatio-spectral coding proposed by our team is highlighted, and the system composition, mathematical and theoretical models, and the latest progress are presented. Our team has worked on the coded aperture design and reconstruction algorithm optimization (Fig. 13) to improve the reconstruction quality of the system. The study on the acquisition of polarization dimension information (Fig. 14) is carried out to expand the information acquisition dimension of the proposed system. Finally, the future research trends of compressive hyperspectral computational imaging via spatio-spectral coding are discussed.

Conclusions and Prospects Compressive hyperspectral computational imaging technology has a wide range of application prospects. We review compressive hyperspectral computational imaging, including its basic principles, representative systems, and key technologies, so as to provide background knowledge for scholars to engage in related research. Compressive spectral computational imaging via spatio-spectral coding can overcome the contradiction between high spatial resolution and high spectral resolution, and it has made progress in improving the reconstruction quality and expanding the information dimension, which is expected to solve more scientific and engineering challenges. In the future, in-depth research will continue in optimizing the optical design of the system, applying deep learning algorithms for reconstruction, using adaptive compressive sensing theory to improve the imaging quality, and increasing the dimensions of time and depth, so as to promote the practical and industrial development of hyperspectral computational imaging systems.

Key words imaging systems; hyperspectral imaging; computational imaging; compressive sensing; coding techniques