

文章编号 1004-924X(2026)01-0001-25

计算光谱成像系统及光谱重建算法

刘新宇^{1,2}, 陈雅婷¹, 吴佳琛¹, 马玉辰¹, 李玉梅¹, 张书赫¹, 郑臻荣², 曹良才^{1*}

(1. 清华大学 精密仪器系, 北京 100084;

2. 浙江大学 光电科学与工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 计算光谱成像技术基于压缩感知理论, 在光学系统中引入编码器件, 将高维光谱数据压缩映射为低维观测值后进行测量, 并结合先进的光谱重建算法解码出原始光谱图像, 在结构紧凑性、采集速度和制造成本等方面展现出显著优势, 其消费级应用已逐步扩展至智能手机、无人机和遥感卫星等平台, 服务于颜色成像、环境监测、医学诊断等多类场景。本文系统阐述了计算光谱成像的理论框架与方法体系, 重点解析其典型的光学编码策略, 包括振幅编码、波长编码、波前编码和多孔径编码, 并综述主流重建方法, 涵盖基于先验约束的迭代算法与基于深度学习的端到端模型。最后, 本文还讨论了该领域的发展趋势及亟待解决的关键挑战。计算光谱成像技术与智能制造、人工智能、低空经济和智慧农业等战略性新兴产业的发展高度契合, 未来有望在更多的领域中发挥重要作用。

关键词: 计算成像; 光谱成像; 压缩感知; 深度学习

中图分类号: O433; TP391 **文献标识码:** A

doi: 10. 37188/OPE. 20263401. 0001

CSTR: 32169. 14. OPE. 20263401. 0001

Computational spectral imaging systems and reconstruction algorithms

LIU Xinyu^{1,2}, CHEN Yating¹, WU Jiachen¹, MA Yuchen¹, LI Yumei¹, ZHANG Shuhe¹,

ZHENG Zhenrong², CAO Liangcai^{1*}

(1. Department of Precision Instruments, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. College of Optical Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

* Corresponding author, E-mail: clc@tsinghua.edu.cn

Abstract: Computational spectral imaging, grounded in compressed sensing theory, incorporates optical encoding elements to project high-dimensional spectral image data into low-dimensional measurements, which are subsequently decoded into spectral images using advanced reconstruction algorithms. This paradigm offers notable advantages in system compactness, acquisition speed, and manufacturing cost. In recent years, rapid progress has been achieved in both theoretical development and system implementation, resulting in a growing body of high-quality research. Concurrently, consumer-oriented deployments have expanded to platforms such as smartphones, unmanned aerial vehicles, and remote-sensing satellites, enabling diverse applications in color imaging, environmental monitoring, and medical diagnostics. In this paper, the theoretical foundations and methodological advances of computational spectral imaging are sys-

收稿日期: 2025-09-09; 修订日期: 2025-10-23.

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2022YFF0705500); 国家自然科学基金资助项目 (No. 62305183)

tematically reviewed. Representative optical encoding strategies-including amplitude encoding, wavelength encoding, wavefront encoding, and multi-aperture encoding-are examined, along with mainstream reconstruction approaches ranging from iterative algorithms with prior constraints to end-to-end deep learning models. Finally, emerging trends and key challenges are discussed. Given its strong relevance to strategic emerging industries, including intelligent manufacturing, artificial intelligence, the low-altitude economy, and smart agriculture, computational spectral imaging is expected to play an increasingly important role across a broad range of applications.

Key words: computational imaging; spectral imaging; compressed sensing; deep learning

1 引言

光谱被誉为物质的“指纹”,能够揭示物质对不同波长光的独特响应特性。然而,人眼和传统彩色成像系统主要捕捉红、绿、蓝(RGB)三通道的光强信息,损失了完整的光谱细节。这一局限使得具有不同光谱特性的目标在RGB表色空间中可能呈现相近的颜色,从而降低基于彩色图像的目标识别与分类精度。光谱成像技术能够在获取二维空间图像的同时,记录每个像素随波长变化的光谱响应曲线,从而生成兼具空间与光谱维度的三维数据立方体。这一特性使其能够实现基于光谱特征的高精度目标识别与成分分析。

早在20世纪60年代,美国国家航空航天局(NASA)便率先采用多光谱扫描技术进行地球遥感观测,标志着多光谱成像技术的首次应用^[1]。1983年,首台高光谱成像仪在资源遥感中取得突破性成果,推动高光谱成像技术迈入实用化阶段^[2]。近年来,随着光学和电子器件向小型化与集成化发展,光谱成像系统的应用范围从航空遥感扩展至多种地面场景,并广泛应用于环境监测^[3-5]、农业评估^[6-9]、生物医学^[10-12]、食品质量安全^[13-16]等领域。

传统高光谱成像系统主要有摆扫式^[17]、推扫式^[18]与凝视式^[19]三种成像方式。其中,摆扫型系统采用点扫描的方式,每次采集物面单个像素的光,经色散元件分光后由线阵探测器接收到一个点的光谱信息,随后通过旋转扫描镜在空间上逐行、逐列扫描;推扫型系统采用线扫描的方式,每次采集物面一行像素的光,经色散元件分光后投射到面阵探测器上接收到一行像素的光谱信息,随后通过平移传感器或旋转扫描镜进行逐列扫描;凝视型系统采用波长扫描的方式,通过声光可调滤波器或滤光片转轮等可切换滤波器改变透过的波段,依次对每

个波段的二维图像进行拍摄。上述扫描式成像方式存在成像速度慢、响应延迟高等问题,难以满足动态目标检测或实时成像等应用场景的需求^[20]。此外,高分辨率光谱图像数据量庞大,对存储、传输与计算资源的要求严苛,尤其在资源受限的空间遥感等场景中应用受到限制。

近年来,计算光谱成像技术发展迅速。该技术通过在光学系统中引入编码机制,获取光谱图像的压缩观测数据,并借助先进的重建算法还原出高维光谱图像。与传统扫描式光谱成像方法相比,计算光谱成像在实时成像能力、系统结构紧凑性、制造成本以及数据存储与传输效率等方面具有显著优势,已成为光谱成像领域的研究热点。此外,相关产品已在智能手机、无人机和遥感卫星等平台实现应用,服务于颜色影像、智慧农业、环境监测及医学诊断等领域。可以预见,未来计算光谱成像仪的应用将迎来新一轮增长。本文系统综述了近年来主要计算光谱成像系统与重建算法,重点分析其系统设计与算法实现,并对其未来发展趋势与关键挑战进行展望。

2 原理

传统扫描式光谱成像技术遵循Nyquist采样定理,即为避免信息丢失,其采样频率需至少为信号最高频率的两倍^[21]。在获取三维光谱图像的过程中,现阶段大多数系统依赖二维面阵探测器进行数据采集,往往需在空间或光谱维度上执行多次扫描,以完成完整三维光谱图像数据立方体的构建。这种扫描模式不仅降低了成像速度和信噪比,也增加了系统的结构复杂度。

2006年,压缩感知理论的提出为突破Nyquist采样定理限制,提升采集效率提供了新的理

论基础^[22-30]。该理论指出,若信号在某一变换域中具有稀疏性或可压缩性,则可通过远低于 Nyquist 采样频率的线性非自适应测量获取其压缩观测值,并利用稀疏重建算法还原原始信号。图像、音频、视频等广泛存在于现实世界的信息载体,普遍具有良好的稀疏性。同样地,光谱图像也具备稀疏性,在余弦变换、小波变换等变换域中具有稀疏表达^[31-36]。因此,压缩感知理论可被自然地引入光谱成像任务中,用于提升光谱图像的采集效率。

如图 1 所示,基于压缩感知的计算光谱成像系统通过在空间及光谱维度引入调制机制,将三维光谱数据编码为低维的压缩测量值,再经图像传感器采集。随后,利用压缩感知重建算法或深度学习等方法对压缩测量值进行反演,最终重建出原始光谱图像。

设原始光谱图像为 x , 计算光谱成像系统的压缩采样矩阵为 H , 采集到的压缩测量为 y , 则整

个成像系统对光谱图像的编码过程可形式化地表示为:

$$y = Hx. \quad (1)$$

由于该方程组为欠定系统,直接进行求解属于病态逆问题。光谱图像 x 是一个稀疏信号,设 x 在某个稀疏变换 D 下具有稀疏表示,稀疏系数设为 θ ,则可以将信号进行分解:

$$x = D\theta. \quad (2)$$

根据压缩感知理论中信号的稀疏性,可以将信号重建过程转化为一个稀疏优化问题:

$$\theta^{(0)} = \arg \min_{\theta} \|\theta\|_0 \text{ s. t. } y = HD\theta. \quad (3)$$

由此通过优化方法,能够在远少于原始信号维度的观测条件下精确恢复光谱图像。

光学编码系统的核心在于在满足合理设计压缩采样矩阵 H 以最大化保留原始信号 x 中的信息,而光谱重建算法则承担从压缩信号 y 中准确恢复原始图像 x 的任务。

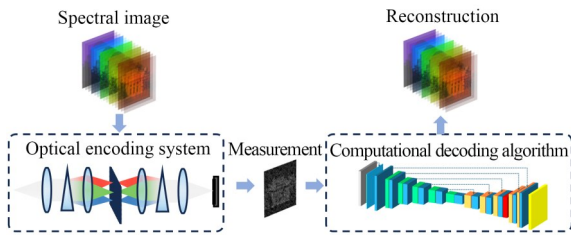


图 1 计算光谱成像技术原理

Fig. 1 Principle of computational spectral imaging

3 光学编码系统

光学编码系统旨在利用光学调制模块,在成像光路中对三维光谱图像数据进行压缩编码采集,将高维数据映射为低维观测值。根据编码方式的不同,当前系统大致可分为振幅编码、波长编码、波前编码与多孔径编码等。编码技术发展时间线大致如图 2 所示,振幅编码方面,编码孔径

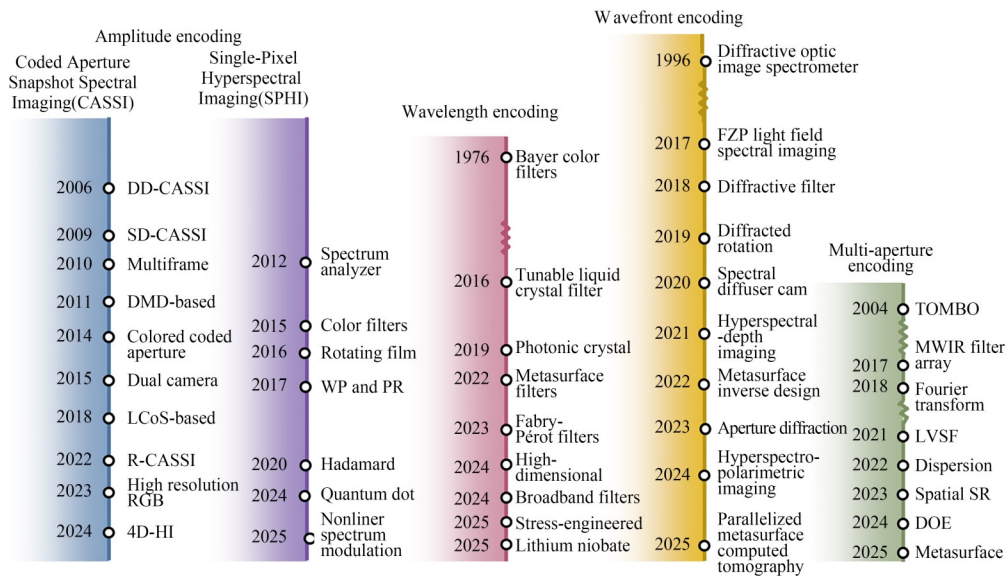


图 2 光谱编码系统发展时间线

Fig. 2 Development timeline of spectral encoding systems

快照光谱成像(Coded Aperture Snapshot Spectral Imaging, CASSI)在中间像面引入编码掩膜与色散元件,对不同光谱通道进行差异化调制;单像素高光谱成像(Single-Pixel Hyperspectral Imaging, SPHI)则利用空间光调制器结合空分或时分复用策略实现光谱编码,由单像素探测器采集编码测量,从而减少对低成本面阵探测器的依赖。波长编码通过在传感器前设置波长选择器件,使每个像素具有独特的光谱响应函数,从而在光谱维度实现调制。波前编码基于衍射原理,利用衍射光学元件在光场传播过程中调制波前的相位或振幅,以实现空间与光谱信息的耦合编码。多孔径编码则通过多个子孔径在单次曝光下获取不同调制方式的多幅图像,从而突破单一孔径在成像质量上的局限。

3.1 振幅编码系统

振幅编码系统通过在成像透镜后的中间像面引入调制器件,如编码孔径掩模版或空间光调制器等,对振幅信息进行二值调制,从而实现对图像振幅分布的编码。

3.1.1 编码孔径快照式光谱成像系统

CASSI是最早提出的计算光谱成像架构之一。其核心思想是在成像系统的中间像面放置编码孔径掩模版,对各个像素的振幅进行透过或遮挡的二值化调控,并利用色散元件对不同波长的光谱通道进行空间分离,从而使各光谱波段的编码图案具有区分度。三维光谱图像数据最终在图像传感器上被压缩映射为一幅二维编码图像。

2006年,美国杜克大学的Brady等提出了双色散型CASSI系统(DD-CASSI)^[37-38],如图3所示。目标场景的光谱图像首先通过第一个色散棱镜,不同光谱通道的图像在空间上发生色散,形成沿波长轴倾斜的数据立方体。位于中间像面处的编码孔径对该倾斜数据立方体的所有光谱通道施加与波长相关联的二值振幅调制。第二个色散棱镜用于补偿前一个棱镜引入的光谱倾斜,使倾斜的数据立方体重新对齐。经调制后的光谱图像被聚焦到图像传感器上形成压缩编码测量。

2009年,Brady等进一步提出了单色散CASSI系统(SD-CASSI)^[39],如图4所示。相较于

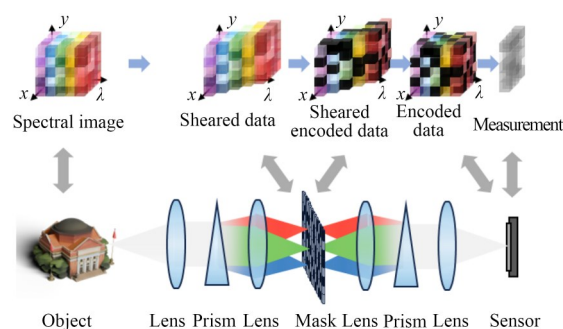


图3 DD-CASSI系统的原理和结构示意图^[37-38]

Fig. 3 Operational principle and schematic diagram of DD-CASSI system^[37-38]

DD-CASSI, SD-CASSI仅采用一个双阿米西型色散棱镜实现单次色散,从而显著简化了成像光路结构。同时,通过优化双阿米西棱镜的参数,进一步降低了色散导致的光学像差。

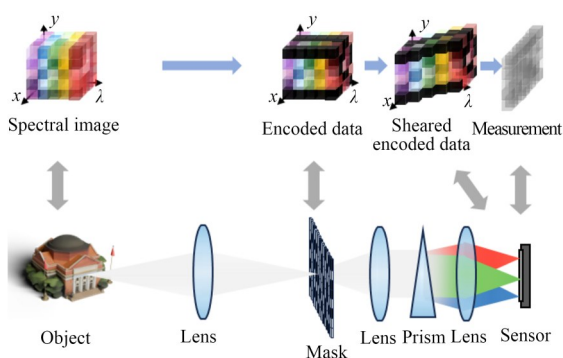


图4 SD-CASSI系统的原理和结构示意图^[39]

Fig. 4 Operational principle and schematic diagram of SD-CASSI system^[39]

2022年,Yu等提出了反射式CASSI系统,利用反射式编码孔径掩膜将DD-CASSI的光路折叠,在实现紧凑光路结构的同时,克服了SD-CASSI中由于空间-光谱混叠导致重建图像清晰度较差下降的问题^[40]。

由于噪声干扰和采样不足等因素,部分有效光谱信息可能在编码过程中丢失,导致光谱图像的重建质量下降。为提升重建效果,Brady等于2010年提出了基于压电位移的多帧CASSI系统^[41]。他们将编码孔径掩模版安装在压电位移台上,通过精确移动掩模版位置以改变编码图案,从而实现多帧压缩采样。该方法显著增加了用于重构的有效观测,提高了重建精度。

随着空间光调制技术的发展,数字微镜器件(Digital Micromirror Display, DMD)被引入CASSI,用作动态可编程的编码孔径。DMD具备高刷新率与较高的稳定性,能够实现多帧编码图案的快速灵活切换^[42-45]。2011年,Wu等提出了基于DMD的多帧快照光谱成像系统,采用DMD替代固定掩模版,实现了编码图案完全独立的多帧成像。相较于基于压电位移的多帧方案,DMD系统在控制精度与编码自由度方面具有优势,进一步提升了光谱图像的重建质量^[46-47]。

2014年,Arguello等提出了一种基于彩色编码孔径的快照光谱成像系统,使用彩色滤光片阵列代替传统的黑白二元掩膜对高光谱图像进行编码^[48]。彩色编码孔径由透过不同波段的宽带滤光片构成,提供了更高的编码自由度。基于压缩感知理论中的等距约束性质,Arguello等还对滤光片的空间排布进行了优化,从而提升了CASSI系统的编码效率^[48-50]。

与此同时,一类具有双相机结构的CASSI系统也被提出来,用于在保持单次快照成像的同时提升重建精度。该系统通过在原有CASSI系统外增设一台灰度或RGB相机,获取额外的测量信息,以辅助高光谱图像的重构^[44,51-57]。2015年,Wang等设计了一种基于灰度相机辅助的CASSI系统。在SD-CASSI系统的基础上添加了分光棱镜和另一路灰度相机,该系统通过单次拍摄即可实现比两帧CASSI更高的重构质量^[55]。

2018年,Yuan等也提出一种利用RGB相机的双相机CASSI系统。该系统通过偏振分光棱镜将光谱图像分为两路,一路经过波带片和硅基液晶器件(LCoS)进行编码后由CASSI相机接收,另一路直接进入RGB相机。同时,他们设计了一种盲压缩感知算法,从RGB相机的测量中构造重建字典用于光谱图像的重建^[44]。2023年,Xie等引入分辨率更高的RGB相机用于辅助测量。该系统通过融合高分辨率RGB图像中的空间信息,有效弥补了CASSI路径在空间维度上的分辨率不足,并实现了更高空间分辨率的光谱图像重构^[58]。2024年,Ma等提出了利用灰度相机结合CASSI系统的四维光谱成像系统,利用两个相机的视差可以捕捉到场景的深度信息实现四

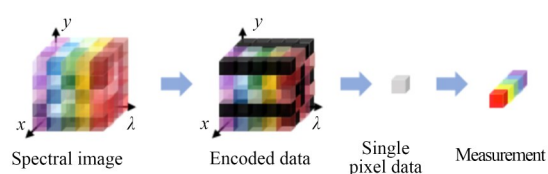
维的深度加光谱图像重建^[59]。

3.1.2 单像素光谱成像系统

单像素成像(Single-pixel Imaging, SPI)技术由Duarte等于2006年首次提出,其核心思想是以单点探测器替代传统面阵探测器,从而降低对低成本探测器阵列的依赖^[60]。位于中间像面的空间光调制器通过施加一系列具有空间编码特征的图案,对目标场景进行调制;系统随后利用单点探测器采集每个编码图案对应的全局光强响应。借助图像在小波、傅里叶等变换域中的稀疏性,SPI可通过压缩感知等重建算法,从多个全局测量值中有效还原原始图像。

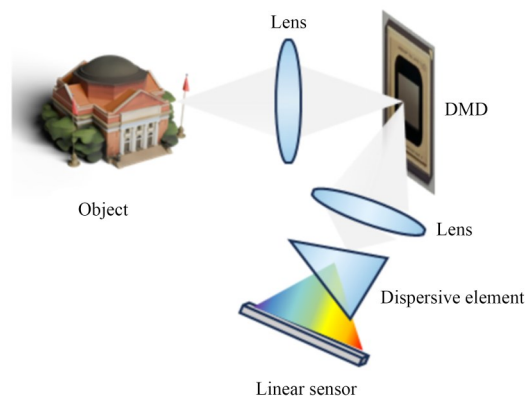
在SPI基础上,研究者进一步发展出SPHI技术,通过额外引入光谱维度的调制机制,实现对空间和光谱信息的联合采集与重建。由于SPHI系统通常仅需一个或少数高灵敏度的单点探测器,即可完成对高维光谱图像的获取,因此在红外、太赫兹等传统面阵探测器昂贵或难以制备的波段具有显著优势。

Magalhães等于2012年提出了一种结合光谱仪的SPHI系统^[61],如图5所示。该系统通过设置在中间像面的DMD对目标场景依次施加多种



(a) 原理示意图

(a) Operational principle



(b) 结构示意图

(b) Schematic diagram

图5 SPHI系统^[61]

Fig. 5 SPHI system^[61]

空间编码调制,经透镜聚焦成一点后,将单点的复合光导入光谱仪实现光谱维度的分离,最终由光谱仪中的线阵探测器依次记录各波段的光强。该结构实质上采用空间复用机制,利用光谱仪内部色散元件完成高效分光,具有结构紧凑、稳定性好、实现简单等优点。

2017年, Li等提出了一种空间多路复用 SPHI系统^[62]。该方案在光路中引入波片与沃拉斯顿棱镜,将目标场景不同波段的光谱图像分别投射至DMD的各子区域,由各区域独立进行空间编码,从而在420~720 nm内实现了8通道并行成像,显著增强了系统的编码效率。2020年, Qi等将基于Hadamard变换的多路复用感测与单像素成像技术相结合,提出了一种级联式编码空间复用单像素光谱成像仪。该系统首先由DMD实现空间编码,接着利用带固定掩膜的共振扫描镜实现光谱编码,对光谱的测量既在空间维度压缩,又在光谱维度压缩,从而提升了数据获取效率。同时,该单像素光谱通过在DMD上移动编码狭缝图案的位置实现推扫式编码,避免了外部扫描装置^[63]。

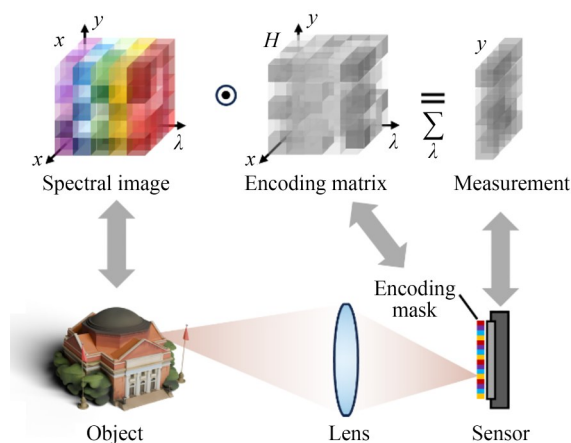
除空间复用策略外,研究者还提出了基于时分复用的光谱调制机制。具体而言,DMD的刷新频率为10 kHz量级,而单像素探测器采样频率可达GHz量级,使得在保持空间图案不变的前提下,单像素探测器可在一帧周期内采集多个波长下的响应,从而无需增加采样次数即可完成高效的光谱数据获取。2015年, Wang等引入由多种宽带滤光片组成的旋转色轮作为光谱调制器,通过转动色轮实现波段切换,在可见光范围内完成多光谱图像的采集与重建^[64]。2016年, Bian等进一步提出结合编码圆盘与光栅联合调制的Sphi系统。其中,编码圆盘上印制多个周期不同的正弦波图案,用于对不同波长光进行时域正弦调制,并利用光栅实现波长分离。通过傅里叶分析可从单像素探测器的一维强度信息中解码出各波段光谱分量^[65]。

2024年, Meng等提出一种基于胶体量子点滤波器与DMD联合调制的近红外单像素光谱成像系统。该系统同样基于时分复用原理,利用胶体量子点在近红外波段对特定波长具有选择性响应的特性构建滤波阵列,并通过切换不同波段

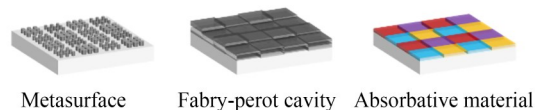
的滤波器实现光谱通道选择,实现了低成本的近红外光谱图像探测^[66]。2025年, Sun等提出了一种基于偏振诱导非线性相位管理的单像素计算光谱仪,利用光源产生的不同光谱来进行编码,结合压缩感知可以用无光谱分辨能力的探测器重构出光谱信息^[67]。

3.2 波长编码

波长编码技术通过设置在图像传感器前方的波长编码器件,为每个空间像素赋予独特的光谱响应函数,从而在光谱维度上对高光谱图像中各像素点的光谱曲线进行调制,如图6所示。图像传感器最终所获取的二维强度图像是调制后的光谱图像数据在波长方向上的积分结果。相较于振幅编码技术,该技术能够单独设计每个像素的光谱调制曲线,为编码函数的设计提供更大的自由度,有助于提升系统成像性能。此外,波长编码器件本身结构轻薄、体积小巧,可直接集成于图像传感器之上构建紧凑型的光谱成像芯片,适用于无人机、便携式设备等空间受限的应用场景。



(a) 原理示意图及成像系统结构示意图
(a) Operational principle and schematic diagram of the imaging system



(b) 典型的波长编码器件
(b) Typical wavelength encoding elements

图6 波长编码系统

Fig. 6 Wavelength encoding system

3.2.1 光谱响应函数设计原理

光谱响应函数的设计是波长编码技术的核心,直接决定了系统的编码效率和最终的重建图像质量。当前主流的设计策略是为不同像素构造相互之间准随机且相关性较低的光谱响应函数。此类设计有助于降低测量值之间的冗余性,满足压缩感知理论下稳健信号重建的条件^[68-71]。2019年,Wang等构建了一组具有不同光谱响应的滤波器件,并将其作为宏像素单元在传感器平面上周期性堆叠^[69]。2023年,Yako等设计的编码掩膜具有空间随机的透射模式,且不同波段之间的相关性较小,以实现空间和光谱的随机采样^[68];Xiong等则将宏单元中具有不同特性的像素数量增加至400个,并提出一种可重构光谱重建策略:通过选择其中 k 个像素的数据进行重建,随着 k 的增大,光谱重建保真度逐渐提高,从而动态调整光谱成像的空间分辨率与光谱分辨率^[70]。

除编码能力外,最大化光通量对于提升成像的信噪比同样至关重要,因此系统设计中需在光谱编码效率与光通量之间进行权衡。传统的窄带滤波方案虽然编码精确,但会滤除大量光子,导致信噪比不佳。针对此问题,Tang等利用超构表面中的准连续域束缚态设计了一种新型带阻式滤波结构。该方法通过反射特定窄带波长而透射其余波段,从而在保证光谱分辨率的同时显著提升系统的整体光通量^[72]。2024年,Bian等提出了可在整个工作波段调制的宽带多光谱滤波阵列,相比窄带滤波方案实现了更高的光通量^[71]。

近年来,编码器件与重建算法的协同设计已成为提升系统综合性能的前沿方向。这种端到端的优化方法将光学硬件与计算算法纳入统一的协同优化框架中。它不仅是用深度神经网络进行图像重建,而是将光学编码元件本身视为网络的一个物理层,其参数与重建网络的参数一同被优化。Zhang等提出了一种名为THETA的数千万像素手持式多光谱拍摄方法,其编码掩膜的图案设计便于高效的模型训练,并采用基于深度网络的算法进行大规模多光谱数据解码^[73]。Nie等则利用卷积神经网络来设计滤光片响应函数,并联合重建光谱图像,将相机滤光片视为网络的硬件实现层^[74]。这种“软硬一体”的联合学习策

略,能够让系统自动发现对于特定重建任务最优的光学编码方案,突破了传统设计思路的局限性。

3.2.2 波长编码器件实现方式

得益于材料科学的进步与微纳加工技术的发展,近年来涌现出多种类型的波长编码器件,典型示例如图6(c)所示。利用与CMOS工艺兼容的制程可在介电或金属材料的平面上构建微纳结构,如光子晶体板和超构表面,通过精确设计超结构单元(超原子)的几何形状、周期等参数,可实现高度定制化的光谱响应^[75-76]。2022年,Yang等提出了自由形状的超构原子^[77],通过随机分配网格值生成,以拓展设计多样性并丰富其光谱调制特性。超构表面技术为实现端到端协同设计提供了理想的物理平台。

另一种常见方案是利用光的干涉效应构建法布里-珀罗腔体,通过调节腔体厚度,可实现不同的透射光谱;进一步地,叠加多层高/低折射率材料形成的薄膜结构,能够生成更复杂的光谱调制函数。2025年,Wen等研制了基于全电介质微型滤光片阵列的器件,其滤光片采用弯曲结构,通过调节中间腔体的厚度实现不同带宽的光谱响应^[78]。Yako等采用由分布式布拉格反射镜和腔层组成的法布里-珀罗滤光片阵列,通过改变腔体厚度来产生独特透射光谱^[68]。此类基于微纳结构的滤光器件具有工艺简单、材料易获取的优势,但其光谱响应也存在固有的入射角敏感性问题。如何实现具有宽光谱范围、角度不敏感且性能稳定的滤光机制,是当前研究的关键挑战之一,也是微纳光学领域的热点问题。

利用材料的本征光学吸收特性也可以实现光谱滤波。2023年,Zhang等利用胶片相机和彩色胶片正片制作薄膜掩模,通过色散元件使二元图案的不同波长图像产生位移后曝光于胶片上,形成波长相关的编码图案^[73]。2024年,Bian等利用光刻技术,将具有不同光谱响应的有机材料和纳米金属氧化物制成宽带光谱调制材料,并固化在高透射石英基板上形成波长编码器件^[71]。相比依赖薄膜干涉或微纳谐振结构的方案,该方案无需深亚波长结构的精密制备,具备大规模生产潜力。同时,其吸收光谱源自材料的本征光学特性,对入射角度依赖性极小,使器件能够适配大

视场与大光圈镜头,在实际应用中表现出更高的稳定性。该器件的光能利用率由典型的不足 25% 显著提升至 71.8%,在暗光条件下也可实现高时间分辨率的计算光谱成像。

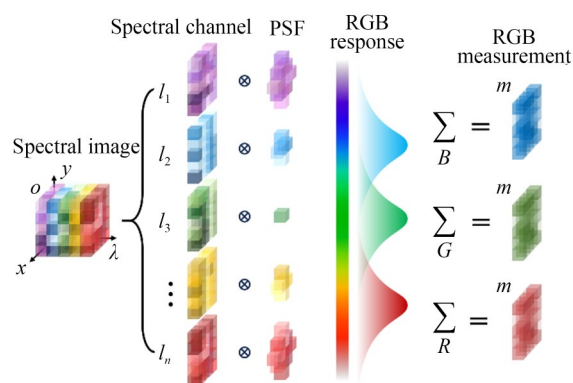
此外, Li 等利用材料的本征光学吸收特性,提出一种基于多层光学薄膜设计,利用光学薄膜的空间色散与频率色散特性在波矢空间内实现对偏振与光谱响应的联合调控。该系统将光学薄膜与微透镜阵列及成像传感器阵列深度集成,实现了一种无需对准、单次测量的高维光场成像系统^[79],能够在一次曝光中同时获取目标的空间、偏振与光谱信息,对包含复杂偏振与波长分布场景进行快速高精度成像。该技术为实现超紧凑化、高维度的信息探测与成像提供了新的技术途径。2025 年, Zhang 等通过对塑料材料施加不同程度的拉伸来调控其内部应力分布,从而改变透过光谱特性,开发出一种宽带微型光谱编码器件。该器件具有成本极其低廉、易于大规模生产的优势。结合计算重建算法实现覆盖 400~1 600 nm 的宽光谱重建,并可通过线扫描方式扩展至光谱成像应用^[80]。

将时间维度引入光谱成像调制过程实现多帧动态采集,有助于提升信息编码采集通量。硬件上可通过集成有源器件实现动态、可调控的光谱调制。August 等利用单个可变液晶延迟器作为紧凑的宽带光谱调制器,通过改变施加在液晶上的电压来控制其有效折射率,从而实现波长相关的衰减,并对光谱进行编码^[81]。Wang 等则将扭曲向列液晶与各向异性二氧化钛纳米结构集成双通道可切换超构表面滤波片,通过对扭曲向列液晶施加不同电压实现入射偏振态的快速切换,进而产生两组透射光谱用于波长编码^[82],通过增加采样数的方式提高光谱图像重建质量。2025 年, Yao 等提出了一种基于集成铌酸锂的亚埃米级快照光谱仪(RAFAEL)^[83]。该系统将由铌酸锂构成的空间随机光谱调制器与 CMOS 探测器集成,通过独立可编程的高频低压电场调控每个像素的折射率,实现对入射光场的空间-光谱联合调制。得益于铌酸锂材料优异的电光可调制特性, RAFAEL 在保持超过 70% 总透过率的同时,实现了亚埃米级的光谱分辨率,显著提升了快照式光谱成像系统的精度与响应速度。这

种以时间冗余换取光谱信息的方法,为实现高精度的光谱成像开辟了新途径。

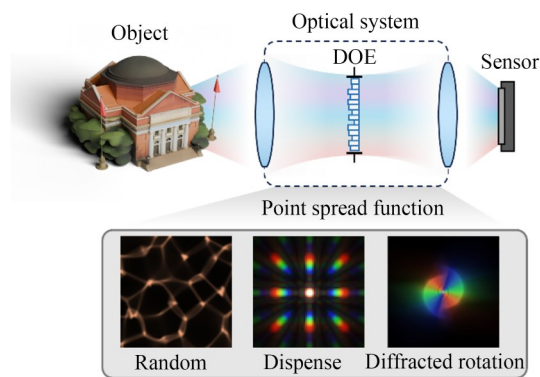
3.3 波前编码

早在 20 世纪 90 年代,研究人员就开发出了基于波前编码的光谱成像系统,该系统利用衍射光学元件(Diffractive Optical Element, DOE)的色散特性,通过沿光轴方向逐步扫描探测器来获取多光谱图像^[84-86]。由于依赖机械扫描,其采集速度受到限制,同时系统体积较大,难以满足实时成像或紧凑光学器件的需求。近年来,随着计算机算力的提升,研究人员开始探索无需机械扫描的快照式光谱采集方案。通过精确设计的 DOE 或超构表面,将光谱信息编码到单幅二维图像中,并结合高效的重建算法,系统能够在保持空间和光谱分辨率的同时显著提升采集速度,具有体积小、质量轻、可对动态物体成像等优点。如图 7(a) 所示,在成像过程中,不同光谱通道图



(a) 原理示意图

(a) Operational principle



(b) 结构示意图

(b) Schematic diagram

图 7 波前编码系统

Fig. 7 Diffractive wavefront encoding system

像与对应波长的PSF做卷积,图像传感器按照其自身的光谱响应,记录卷积后不同光谱通道按照波长加权叠加后的像面光强分布。重建算法则利用已知的PSF库进行逆问题求解,恢复目标场景的空间和光谱信息。

虽然基于DOE的光谱成像技术显著提升了系统紧凑性与采集速度,但由于DOE对不同波段的光谱信息进行耦合编码,且不同光谱通道间具有高度相关性,观测矩阵条件数较大,形成病态的逆问题。这种病态性会放大噪声并降低解的稳定性,对重建算法提出了严峻挑战。而合理的PSF设计能够在光谱域中形成差异化的编码,削弱光谱通道间的相关性。因此,如何设计PSF成为决定系统性能的关键因素。一方面,理想的PSF应具有良好的光谱敏感性,为不同波长生成足够区分度的空间调制图案,从而增强空间域中的光谱可区分性;另一方面,PSF还需保证逆问题求解过程的稳定性,避免产生频域零响应区域,从而改善逆问题求解的条件数。

为解决上述挑战,研究人员提出了多种PSF优化策略,如最小化通道间相关性、促进光谱稀疏表示、最大化Fisher信息量等,旨在同时提升光谱可区分性与重建稳定性。在算法层面,正则化技术被引入解码过程,以缓解问题的病态性并抑制重建伪影。常见方法包括全变差正则化、变换域稀疏性、低秩约束以及非局部相似性先验等,这些方法通过引入目标图像的先验知识或结构约束显著提升了重建精度和稳定性。一些研究也将PSF设计与重建算法融合于端到端学习的可微分框架中,通过联合优化DOE结构与正则化模型^[87-88],从光学系统角度出发整体优化问题的病态性,为实现高保真度光谱恢复奠定了基础。

3.3.1 随机衍射编码

随机衍射编码是一种简单直接的光谱编码方式,它通过在光路中引入随机衍射结构,将不同波长的光信号映射为独特的空间调制模式,需要先标定获得三维光谱立方体到二维图像的编码矩阵,再求解逆问题恢复光谱数据。2018年,Wang等在图像传感器前插入衍射滤光片进行编码^[89],该系统的点扩展函数在空间和光谱上都是变化的,标定数据量庞大。2020年,Monakhova

等在传感器上集成光谱滤波阵列与伪随机相位光学元件,实现了紧凑的光谱成像^[90]。伪随机相位光学元件的PSF在空间和光谱上近似不变,标定和建模相对衍射滤光片变得更加简单,重建算法则采用3DTV先验和低秩先验实现光谱恢复。2024年,Chen等构建了一种超简化的部分相干衍射计算光谱仪^[91],其核心元件为一个任意形状的微小孔径,作为部分色散元件。系统通过记录孔径后方的衍射信号并进行相干衍射图样分解,准确重建了入射光谱。

3.3.2 衍射色散编码

衍射色散编码光谱成像技术利用衍射透镜等元件的色散特性,如衍射透镜可将不同波长的光聚焦于不同的轴向平面,从而实现光谱信息的空间编码。为了实现快照式成像而避免机械移动,Hallada等将具有轴向色散特性的菲涅耳波带片与微透镜阵列相结合,提出了无需机械扫描的光场光谱成像技术^[92]。2023年,Lv等利用正交孔径掩膜编码,将每个点的衍射色散到图像传感器上的离散编码位置^[93],并利用Transformer神经网络从高度混叠的二维图像解码出三维光谱立方体。2025年,Zhang等提出了一种无透镜、高效率的快照式高光谱相机LESHE^[94],通过用可编程硅基液晶空间光调制器(SLM)替代传统衍射元件,系统实现了精确的相位控制与快速光谱重建,同时保持紧凑结构。

3.3.3 旋转衍射编码

旋转衍射编码元件的概念于2019年由韩国科学技术院与阿卜杜拉国王科技大学的研究人员提出^[95]。该元件在不同波长下产生形状相似但方向旋转的点扩散函数,从而利用单一衍射光学元件完成光谱编码。通过计算反演过程,可以重建完整的光谱数据立方体。2022年,Hu等结合迭代算法与深度学习模型,基于旋转衍射编码元件实现了高光谱数据的快速重建^[96]。单片编码元件尽管具有轻薄紧凑的优势,但在实际成像应用中常受到显著色散、像差校正能力有限以及衍射效率不足等问题的制约。此后逐渐兴起了折衍混合成像系统的设计思路,即通过将DOE与折射透镜相结合,使二者优势互补,从而兼顾紧凑性与高质量成像。2024年,Xu等将旋转衍射元件与传统透镜集成,构建了折衍混合光学系

统,实现了视频帧率的光谱成像^[97]。

3.3.4 超构表面编码

超构表面由亚波长尺度的纳米结构阵列构成,与传统 DOE 元件相比,它能够在幅度、相位及波长等多个维度上对光场进行灵活调控。配合定制化的解码算法,该结构可赋予系统更高效的光谱图像解码能力。2022 年, Hua 等利用色散型金属透镜阵列与单色成像传感器,构建了快照式光谱光场成像系统^[98]。该系统通过增强超构器件的色散效果,并引入联合优化的光谱重建算法,实现了微尺度下的动态光场光谱成像,可同步获取空间、光谱与角度信息,具有高时间分辨率的优势。Yuan 等提出了一种基于超构表面阵列的平面宽视场光谱成像方案^[99]。该系统通过构造亚波长纳米天线阵列,在可见光至近红外波段内实现了高分辨成像。

2024 年, Zhang 等开发了一种集成数千个手性超构原子的编码型超构表面^[100],实现了光谱图像和偏振数据的获取。该紧凑设计可在每个空间位置同时编码光谱与偏振信息,为多维光学感知提供了强大平台。2025 年, Ding 等提出并行化超构表面计算机断层扫描光谱成像系统^[101],利用 7 个子超构表面可捕获多角度光谱投影,通过训练对抗神经网络可在毫秒量级时间内重建高分辨率光谱图像。

3.3.5 基于深度学习的波前编码

基于深度学习的 DOE 通过数据驱动设计实现任务特定的光学编码优化。2020 年, Dun 等提出了一种具有旋转对称性的 DOE 结构,并采用同心圆分解方式以降低计算复杂度和内存占用^[87]。2021 年, Baek 等提出了一种结合学习型衍射光学元件的单帧高光谱-深度成像方法^[88]。Arguello 等采用可微成像模型,联合设计 DOE 和色码光阑(CCA)参数^[102]。2022 年, Lin 等提出端到端超构表面的逆向设计,实现了从单帧图像中提取深度、光谱和偏振通道^[103]。Li 等提出在 DOE 高度图优化过程中集成量化操作^[104],解决了光学硬件与重建算法间的失配问题。2024 年, Wang 等进一步提出易于制造和解码的非串行量化感知模型^[105],增强了光学系统的联合优化能力。基于深度学习的方法也应用在超构表面的设计上, Zhang 等提出神经网络和光学系统协同

设计的偏振复用超构透镜框架^[106],显著提升了光谱成像的信息容量。

3.4 多孔径计算光谱成像

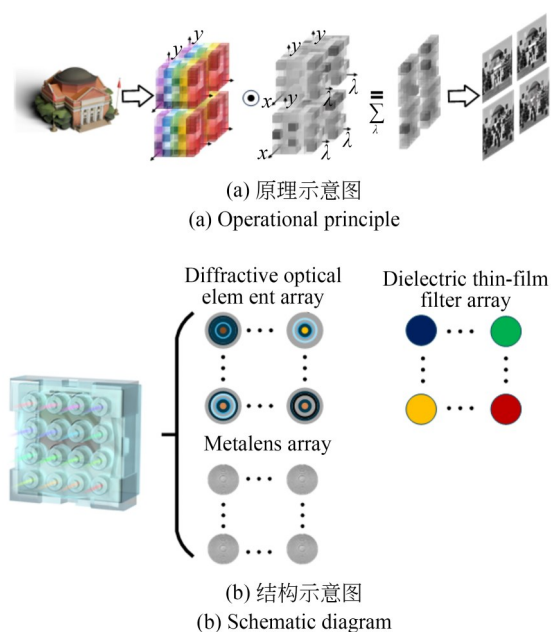
单孔径计算光谱成像技术需保持空间分辨率的同时对光谱信息进行编码,这种机制本质上限制了系统的光谱编码能力。相比之下,多孔径计算光谱成像技术能够在单次曝光中捕获一组经过不同编码调制的图像,为每个子孔径提供了灵活的调制策略设计空间,包括多样化的光谱滤波器选择和差异化的点扩散函数配置,从而实现精确的压缩高光谱重建。此外,通过充分利用孔径间的视差效应,多孔径系统还能实现宽视场成像或空间超分辨率成像。

相较于单孔径系统,多孔径计算光谱成像技术需要配置多个独立的光学组件,这导致系统制造成本上升、体积增大,同时增加了光学对准和校准的复杂度。由于各孔径间存在的角度差异会引入视差效应,因此需要对不同通道的图像进行配准。当前,多孔径计算光谱成像技术主要遵循两种技术范式:第一种范式基于多孔径空间复用原理,每个孔径作为独立的功能子单元来增强系统的光谱编码能力,使探测器能够获取更丰富的场景信息,从而显著提升解码性能;第二种范式则同时利用空间复用和孔径视差效应,其中空间复用实现光谱分光,而孔径视差则用于实现空间超分辨率,这种协同方法为高空间分辨率光谱数据的重建提供了新的技术途径。

3.4.1 多孔径压缩光谱成像

2018 年, Oiknine 等^[107]提出了一种基于多孔径结构的新型傅里叶变换光谱仪,该仪器将法布里-珀罗谐振腔与透镜阵列相结合,以产生同一场景的多种调制光谱分布,有助于从高压缩比观测数据恢复光谱图像,进而突破传统空间与光谱分辨率的权衡限制。2022 年, Hua 等^[98]将超构表面阵列与压缩感知技术结合,其系统采用横向色散超构表面获取光谱数据,同时利用超构表面阵列捕获光场信息,最终实现了超紧凑型光谱光场成像。2024 年, Shi 等^[108]开发了集成多孔径彩色滤波器和衍射光学元件阵列的快照式高光谱成像系统,其中每个孔径独立完成空间编码和光谱响应,实现了空间与光谱维度的双重光学编码增强。2025 年, Ding 等^[101]将多孔径结构与超构表

面计算光谱成像技术相融合,研制出基于深度学习的并行化超构表面计算断层扫描快照光谱成像系统。该系统集成七组多功能子超构表面,可同步获取目标的多角度光谱投影与积分数据,在保持高成像分辨率与速度的同时,将快照光谱成像系统的光学体积从立方厘米级缩减至立方毫米级。图8展示了多孔径压缩光谱成像的原理与系统架构。这些研究工作共同推动了多孔径压缩光谱成像技术向更高效、更紧凑的方向发展,为突破单孔径压缩光谱成像的物理限制提供了可行的技术路径。

图8 多孔径压缩光谱成像系统^[101]Fig. 8 Multi-aperture compressive spectral imaging system^[101]

3.4.2 多孔径光谱超分辨成像

通过在多孔径系统中集成带通滤波器、带阻滤波器、连续可调滤波器或线性可变光谱滤波器,可实现结构紧凑的光谱成像。进一步联合多孔径超分辨成像技术,可在保持系统紧凑性的同时,实现空间超分辨的光谱成像。2004年,Shogenji等^[19]基于TOMBO^[109]架构,在微透镜阵列上集成光谱滤波阵列,开发出快照式复眼多光谱成像系统。该系统中每个微透镜对应特定光谱波段,通过将像素投影至公共多通道虚拟平面并进行插值处理,实现多光谱图像的精准配准。2017年,Preciado等^[110]对此进行改进,采用物镜

阵列替代微透镜阵列,并用相机阵列取代单一传感器阵列,实现了中波红外多光谱成像。这种基于相机阵列的设计提供了更灵活的透镜配置方案,有效规避了光通量与光谱波段数量之间的传统矛盾。

2020年,Genser等^[111]开发的可见光-近红外多光谱成像系统,利用不同孔径的空间对称性和波段间相关性,解决了因光谱波段间亮度与纹理差异导致的图像视角校正难题。2021年,Hubold等^[112]在基于微透镜阵列的多孔径系统入瞳附近放置倾斜线性可变光谱滤波器替代传统带通滤波阵列,实现了66个光谱通道的快照采集,显著提升了系统的光谱通道数量。针对直接成像方法固有的空间-光谱分辨率矛盾,2023年,Huang等^[113]将多孔径超分辨成像与分孔径光谱成像技术相结合,并设计了谱聚类超分辨重建算法,实现了高时空分辨率与高光谱保真的多光谱成像。图9展示了多孔径光谱超分辨成像的原理与系统架构。这些研究工作共同推动了多孔径光谱超分辨成像技术向更高效、更智能的方向发展,为突破传统多孔径光谱成像的物理限制提供了新的技术路径。

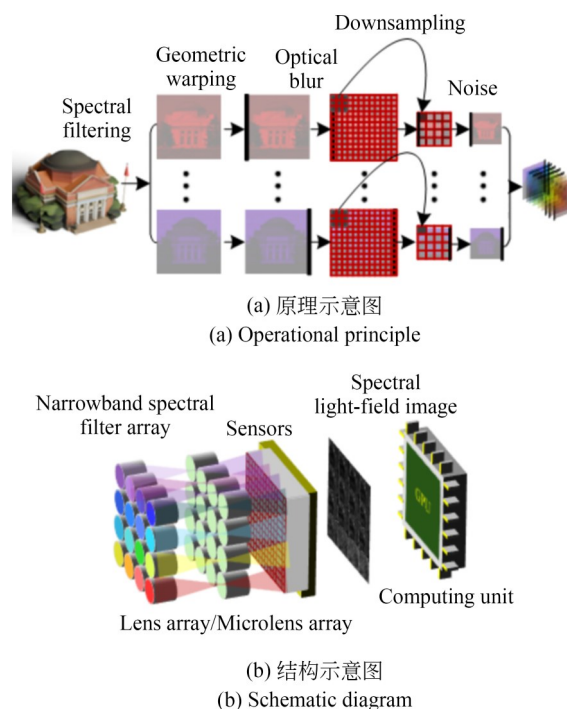


图9 多孔径光谱超分辨成像系统

Fig. 9 Multi-aperture spectral super-resolution imaging system

4 光谱重建算法

从压缩采样测量中准确、高效地重建原始的光谱图像,是计算光谱成像技术中的关键问题。研究者提出了多种重建算法,其中主要可分为两大类:一类是基于图像先验的迭代重建方法,另一类是近年来快速发展的基于深度学习的重建方法。

4.1 基于图像先验的迭代重建方法

该类方法主要在压缩感知理论框架下,将光谱图像的重建问题建模为一个带正则化约束的逆问题。通过引入图像结构的先验信息作为正则项,以限制解的搜索空间,并借助迭代优化算法逐步求解出原始图像的近似解。

4.1.1 光谱图像正则化先验

光谱图像在某些变换域中通常具有稀疏性,即在一组适当的基函数或字典下,仅需较少的非零系数即可实现有效表示。这一特性为基于压缩感知的光谱图像重建提供了理论基础。一方面,常用于图像处理的如二维离散余弦变换、二维小波变换等的通用变换基,可被扩展至三维形式,从而对整个光谱数据立方体进行稀疏表示^[114]。另一方面,也可通过字典学习法从已有的光谱图像数据集中训练获得稀疏字典,以适应不同数据分布和结构特征,实现更优的表示性能,如结合空间与光谱结构的 Kronecker 积字典建模方式。该方法分别从空间维度和光谱维度对图像进行字典学习,然后将两者通过 Kronecker 积构建出联合的空间-光谱字典,用以更紧凑、有效地表征高光谱图像^[31-33]。

图像梯度的 L1 范数被称为全变差 (Total Variation, TV),是解决图像重建逆问题中常用的正则化约束项之一^[115-118]。TV 正则化通过最小化整体梯度幅值,在抑制高频噪声的同时保持边缘清晰,从而实现平滑与去噪。随机噪声通常表现为梯度域中的高频分量,并具有较大的局部梯度幅度,因此,TV 正则化在噪声抑制方面尤为有效。在高光谱成像中,各光谱波段图像同样呈现类似的梯度域稀疏性,使得 TV 正则化可直接应用于整个数据立方体的联合重建中^[119-120]。

光谱图像的光谱通道和空间像素之间非常高的相关性,它本质上具有稀疏和低级结构,通

常可以嵌入低维子空间中,其数据结构在数学上呈现低秩特性。基于这一先验,低秩正则化通过在重建过程中约束数据的秩,以消除光谱冗余并抑制噪声^[121-123]。这种相关性也体现在不同区域的图像块是相似的,非局部自相似正则化通过在空间域中寻找相似的图像块,并在重建过程中施加一致性约束,从而更好地恢复纹理细节^[32-33,124-125]。

深度图像先验是由 Ulyanov 等在 2018 年提出的一种无监督图像重建方法,其核心观点生成网络的结构本身在没有任何训练的前提下就足以捕捉大量的低层图像统计特征,未训练的卷积神经网络的表示能力会偏向于生成自然图像,而非随机噪声或不规则结构^[126]。深度图像先验可以替代传统的正则化先验用于迭代重建算法中,能更有效地捕捉光谱图像的数据结构特征^[127-128]。

4.1.2 迭代重建算法

在正则化模型的基础上,光谱图像的重建通常通过迭代优化算法求解。与二维图像重建不同,光谱迭代重建不仅需恢复空间细节,还必须保持光谱维度的真实性与连续性,这对算法设计提出了额外要求。光谱重建问题通常可表示为:

$$\min_x \left\{ \frac{1}{2} \|Hx - y\|_2^2 + \tau \mathcal{R}(x) \right\}, \quad (4)$$

其中: $x \in \mathbb{R}^{m \times n \times l}$ 表示待重建的光谱数据立方体, y 为观测数据, H 为系统响应矩阵, $\mathcal{R}(\cdot)$ 表示先验正则化项, τ 为权重系数。在该模型中,第一项保证重建结果与观测数据在前向模型下的匹配性,第二项用于引入空间和光谱的稀疏、低秩等先验,以缓解光谱成像系统的病态性问题。根据求解策略的不同,常见的迭代算法可大致分为 5 种。

4.1.2.1 近端优化法

在光谱图像重建中,近端优化法是应用最为广泛的一种迭代框架,其核心思想是将目标函数分解为光滑的数据保真项与非光滑的正则化项。通过交替进行梯度下降和近端投影实现对光谱图像的正则化求解。迭代收缩阈值算法 (ISTA) 是最基础的近端优化方法^[129],其迭代更新公式为:

$$x^{(k+1)} = \text{prox}_{\alpha \tau \mathcal{R}} \left(x^{(k)} - \alpha H^T (Hx^{(k)} - y) \right), \quad (5)$$

其中 α 为步长, $\text{prox}(\cdot)$ 表示与正则化项对应的近端算子,如果是 l_1 正则化,则近端算子为软阈值函

数。快速迭代收缩阈值算法(FISTA)在此基础上引入Nesterov加速策略^[130],通过引入动量项显著提升收敛速度。两步迭代收缩阈值算法(TwIST)则在梯度更新中结合双向迭代思想^[131],对不同光谱通道高度相关或条件数较差的测量矩阵具有更好的收敛稳定性。这类方法的优势在于能够自然嵌入空间域稀疏与光谱域稀疏联合约束的三维稀疏先验,以及低秩稀疏分解等结构化先验,使得重建过程既能保留光谱图像的细节纹理,又能抑制病态逆问题求解中产生的伪影噪声。此外,由于近端算子通常具有封闭解,因此这类方法在处理高维数据立方体时具有良好的计算可扩展性。

4.1.2.2 基于变量分裂的交替方向法

与近端优化法相比,交替方向乘子法(ADMM)^[132]通过显式的变量分裂与乘子更新,将原本难以直接优化的高维非光滑问题分解为一系列易于求解的子问题,从而在保持收敛性的同时显著提高了算法的灵活性。对于光谱图像重建,ADMM的优化模型表示为:

$$\min_{x,z} \frac{1}{2} \left\{ \|Hx - y\|_2^2 + t\mathcal{R}(z) \right\}, \quad \text{s. t. } x = z, \quad (6)$$

其中: x 为数据保真项对应的变量, z 为正则化项对应的变量,硬约束 $x = z$ 通过在增广拉格朗日函数中引入惩罚项来实现,从而在优化过程中逐步逼近满足该约束。通过引入拉格朗日乘子 u 与惩罚参数 ρ ,增广拉格朗日形式为:

$$\mathcal{L}_\rho(x, z, u) = \frac{1}{2} \|Hx - y\|_2^2 + \lambda \mathcal{R}(z) + \frac{\rho}{2} \|x - z + u\|_2^2 - \frac{\rho}{2} \|u\|_2^2. \quad (7)$$

ADMM通过依次更新 x, z 与 u ,将数据保真子问题与先验正则子问题解耦,使得每一步都能利用物理模型或先验结构的特定高效解法。在光谱图像重建任务中, x 子问题往往涉及带有系统矩阵 H 的线性方程求解,可借助快速卷积、FFT甚至GPU加速,而 z 子问题则直接对应3D总变差、低秩约束、光谱平滑等近端算子的求解。

相比ISTA/FISTA等纯梯度迭代方法,ADMM在处理如稀疏-低秩组合先验、空谱联合正则化等复杂先验时表现出更好的灵活性,且对非负性约束、波段一致性约束等多种约束类型具有天然支持。对于基于DOE或超构表面的光谱成

像系统,由于观测矩阵 H 的高度非正交性与病态性,ADMM可以通过合理选择惩罚参数 ρ 与分裂策略,在保持光谱可分性的同时抑制反演过程中的噪声放大,从而提高重建稳定性。

4.1.2.3 贪婪算法

迭代硬阈值法(IHT)^[133]、正交匹配追踪法(OMP)^[134-135]、子空间追踪法(SP)^[136]和压缩采样匹配追踪法(CoSaMP)^[137]等属于贪婪算法,在光谱图像重建中常用于稀疏表示模型的求解。其基本思想是在解空间中逐步选取最能解释当前残差的字典列,又称原子,并在每一步更新重建结果和残差,直到预设的稀疏度或重建精度为止。与基于梯度或变量分裂的迭代方法不同,贪婪算法在每次迭代中仅需解决低维的子问题,在稀疏度较低、字典结构稀疏可分时具有较高的计算效率。

在光谱成像的背景下,字典通常可分为两类:一类是基于物理模型构建的观测字典,如由系统PSF作用下的单位光谱响应组成的卷积核集合;另一类是数据驱动的先验字典,例如通过训练得到的空谱联合稀疏基。贪婪算法的稀疏选择过程可在一定程度上提高光谱分离能力,因为它倾向于优先选择能解释观测中强信号成分的光谱原子,这在处理窄带且能量集中于少数波段的场景时尤其有效,如拉曼成像、特定化学组分检测。

以OMP算法为例,其数学模型可表示为:

$$\min_{\alpha} \|y - H D \alpha\|_2^2 \quad \text{s. t. } \|\alpha\|_0 \leq K, \quad (8)$$

其中: D 为稀疏表示字典, α 为稀疏系数, K 为预设稀疏度。OMP通过迭代选择与残差相关性最大的字典列,并在每次迭代中使用最小二乘法更新所有已选原子的系数,从而逐步逼近最优解。

然而,贪婪算法在高光谱重建中的适用性存在一定限制。一方面,当观测矩阵 H 严重病态或字典原子间高度相关时,贪婪选择策略易受噪声影响而产生错误匹配;另一方面,对于需要高稀疏度近似的场景,其迭代次数和累积计算量会显著增加。因此实际应用中,往往会结合最小化 l_1 范数等正则化混合策略或引入多分辨率字典结构,以提升稳定性和收敛速度。

4.1.2.4 贝叶斯算法

贝叶斯算法在光谱图像重建中提供了一种

概率建模的框架,通过对观测模型与先验分布进行联合建模,不仅能够获得重建结果的点估计,还能自然地量化不确定性^[138-140]。其基本思路是将高光谱成像系统的前向模型 $y=Hx+n$ 看作条件似然 $p(y|x, \theta)$,其中 θ 表示系统参数或噪声方差;同时为高光谱图像 x 引入合适的先验分布 $p(x)$,如稀疏先验、平滑先验或低秩先验等,从而通过贝叶斯公式得到后验分布,即:

$$p(x|y) \propto p(y|x, \theta) p(x). \quad (9)$$

与传统确定性优化不同,贝叶斯算法不仅关注后验的最大值,即 MAP 估计,还可利用马尔科夫链蒙特卡罗方法(MCMC)或变分推断获得后验的全分布信息,从而在成像过程中给出置信区间、噪声敏感性等统计指标。

在光谱图像重建任务中,贝叶斯框架的一个显著优势是可以通过层次化建模自动估计超参数。在稀疏贝叶斯学习中,可为每个光谱通道的稀疏系数分配独立的方差参数,并进一步为这些方差引入超先验,从而在推断过程中自适应地确定不同波段的重要性。这一特性在光谱成像的非均匀能量分布场景下尤为有效,因为它能避免人工调节正则化权重,并在信息稀缺的波段自动抑制噪声放大。

此外,贝叶斯方法能够方便地融合多种先验信息。将空间平滑性先验与光谱稀疏性先验结合,构建空谱联合先验模型,从而提升光谱解混和细节恢复能力。通过引入马尔可夫随机场建模空间依赖关系,结合光谱稀疏贝叶斯推断,可在保持光谱一致性的同时抑制伪影产生。尽管贝叶斯推断的计算开销较大,但随着变分推断和期望传播等高效近似推断方法的发展,该算法有望推广到光谱成像应用中。

4.1.2.5 组合优化法

组合优化法旨在融合不同类别的重建策略,以同时发挥各自的优势并弥补单一方法的局限性。这类方法往往结合了物理模型驱动和优化框架与数据驱动的学习方法,或者将多种正则化与求解策略在同一优化问题中协同设计^[141-142]。例如,将近端梯度法与贪婪策略相结合,可以利用近端算子处理全局的稀疏与先验约束,同时在这一步中通过贪婪选择加速对重要光谱成分的捕捉,在较低计算成本下获得高质量的重建

结果。

在数学形式上,这类方法常将目标函数设计为多项正则化项的加权和:

$$\min_x \frac{1}{2} \|y - Hx\|_2^2 + \tau_1 \mathcal{R}_1(x) + \tau_2 \mathcal{R}_2(x), \quad (10)$$

其中: $\mathcal{R}_1(\cdot)$ 与 $\mathcal{R}_2(\cdot)$ 分别代表不同性质的先验约束,如空间总变分 TV 与光谱稀疏性, τ_1, τ_2 控制它们的相对权重。组合优化方法通过分裂变量或交替方向乘子法将多正则项分别处理,使每类先验的求解步骤都能采用最适配的算法模块。

尽管组合优化方法在性能上往往优于单一策略,但它们的设计空间极大,需要在算法复杂度、物理一致性与泛化能力之间进行权衡。在硬件受限的光谱系统中,如何在推理速度与重建精度之间取得最佳平衡,是未来该类方法的重要研究方向之一。

4.1.3 总结

总体来看,迭代重建法在物理模型明确、噪声特性与先验可建模的成像任务中具有较强适用性。近端类算法在凸优化与大规模问题中表现出良好的稳定性与效率,适合嵌入多种解析先验;变量分裂与 ADMM 框架兼具复杂约束处理与解耦优势,更适用于病态系统或多先验联合场景;贪婪类算法在稀疏目标下计算效率突出,但在噪声或高相干条件下易退化;贝叶斯方法可统一描述成像模型与不确定性估计,但计算代价较高;而深度图像先验在缺乏大规模训练数据时提供了一种无监督的正则化途径,但需谨慎防止过拟合。总体而言,各类方法在重建精度、稳定性与计算复杂度之间各有取舍,实际应用要依据系统特性与任务需求进行选择与融合。

4.2 基于深度学习的重建方法

相较于传统的基于图像先验与迭代优化的重建算法,近年来迅速发展的深度学习方法在高光谱图像重建任务中展现出优异的性能。其优势体现在两个方面:一是重建精度更高,能够学习复杂的非线性映射关系;二是推理速度更快,一旦训练完成,可在毫秒级时间内完成重建,满足实时应用需求。深度学习主要可分为深度展开网络与端到端重建网络两类。

4.2.1 深度展开网络

深度展开网络通过将传统迭代优化算法的过程映射为可训练的神经网络结构,实现了模型

驱动与数据驱动的有机融合。该方法通常将每一层网络视作一次迭代更新操作,网络中的可学习参数对应于优化算法中的超参数,通过端到端训练学习得到近似最优的重建解。如图 10 所示,光谱图像重建的深度展开网络架构由 T 个重复模块组成,每个模块包含数据子模块和先验子模块,分别对应传统迭代算法中的数据保真项和正则化项功能。现有深度展开网络的研究主要集中在两类方向:(1)软硬件协同优化:联合优化光学成像系统的物理参数与深度学习网络结构参数,实现成像端与重建端的整体性能提升;(2)软件优化:仅针对深度学习网络结构参数进行优化,以提升重建性能。

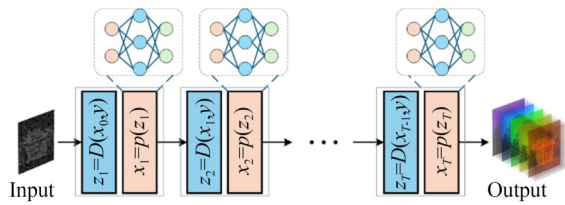


图 10 光谱重建的深度展开网络示意图

Fig. 10 Schematic diagram of deep unrolling network for spectral reconstruction

2018 年, Wang 等基于 CASSI 正向模型, 提出了一种基于卷积神经网络的方法, 通过联合优化编码孔径和重建方法来提高精度^[143]。2019 年, Daniel 等针对基于 DOE 的计算光谱成像系统, 提出了一种基于半二次分裂法优化框架的可微重建模型。该模型结合 TV 正则化实现结构先验约束, 并通过网络化展开提升了光谱图像的重建质量^[14]。2020 年, Tao 等通过在编码孔径或稀疏字典上进行联合优化以最小化相干性, 从而提高 CASSI 的重建质量和采样效率^[144]。2023 年, Zhang 等在 HQS 展开结构的基础上, 进一步实现了超构光学元件参数与重建网络的联合优化, 构建出面向光谱图像感知的端到端联合设计框架, 体现了深度展开网络在硬件-算法协同设计中的潜力^[15]。

2020 年, Yoko Sogabe 等将 ADMM 引入 CASSI 系统的光谱图像重建任务中, 并构建了基于 ADMM 展开的神经网络架构。该方法在拉格朗日乘子更新步骤中引入可训练参数, 不仅增强了网络训练的稳定性, 还在重建速度与精度方面

实现了显著提升^[16]。

2023 年, Meng 等提出了 GAP-Net, 首次将广义交替投影算法展开为深度神经网络结构。在每一次迭代中, 当前图像估计被输入至一个预训练的卷积神经网络中进行去噪处理, 卷积神经网络作为近似投影算子, 引导估计结果回到目标信号空间, 从而实现渐进式的精细重建^[17]。同年, Li 等提出了像素自适应展开 Transformer 网络, 以解决光谱重建深度展开网络像素无关的固定步长、光谱立方体先验不足和忽视不同阶段光谱特征差异的局限性^[145]。鉴于深度展开网络存在基于回归损失的重建模型细节恢复能力受限的固有性能瓶颈, 2024 年, Wu 等利用生成模型—潜在扩散模型, 生成光谱图像无退化先验信息, 再将先验信息整合到光谱重建的深度展开网络中^[146], 实现了对高质量纹理细节的有效补偿。2025 年, Zhou 等在深度展开网络的先验去噪模块中, 提出了一种双域自注意力机制, 可以同时重建图像域和频域中的特征; 提出了门控卷积机制, 以实现相邻阶段之间多级特征交互与融合^[147]。

4. 2. 2 端到端重建网络

端到端重建方法直接从压缩采样图像映射到目标光谱图像, 跳过了中间显式建模的过程, 通过大规模数据驱动的方式自动学习最优重建函数, 其架构如图 11 所示。这类方法不依赖明确的图像先验或优化流程, 适用于数据量充足、噪声模式复杂的场景。常见结构包括:(1)卷积神经网络, 如基于 U-Net、残差学习与多尺度融合等改进结构的重建网络, 具有良好的特征提取能力;(2)Transformer 或注意力机制引导网络, 通过自注意力机制增强光谱通道之间的建模能力, 实现全局依赖建模与跨通道融合;(3)生成对抗网络, 通过生成器与判别器的对抗训练, 生成与人眼视觉感知更一致、更丰富的纹理细节;(4)扩散概率模型, 通过逐步扩散噪声并在反向过程中去噪重建, 生成高保真、高质量, 且稳定的光谱图像。前两种属于回归模型, 后两种属于生成模型。回归模型更有利于重建出更高保真度的光谱图像立方体, 而生成模型生成细节更丰富的高质量的光谱图像。

相较于传统手工设计的先验, 卷积神经网络能够更深入学习光谱立方体的空间-光谱特征。

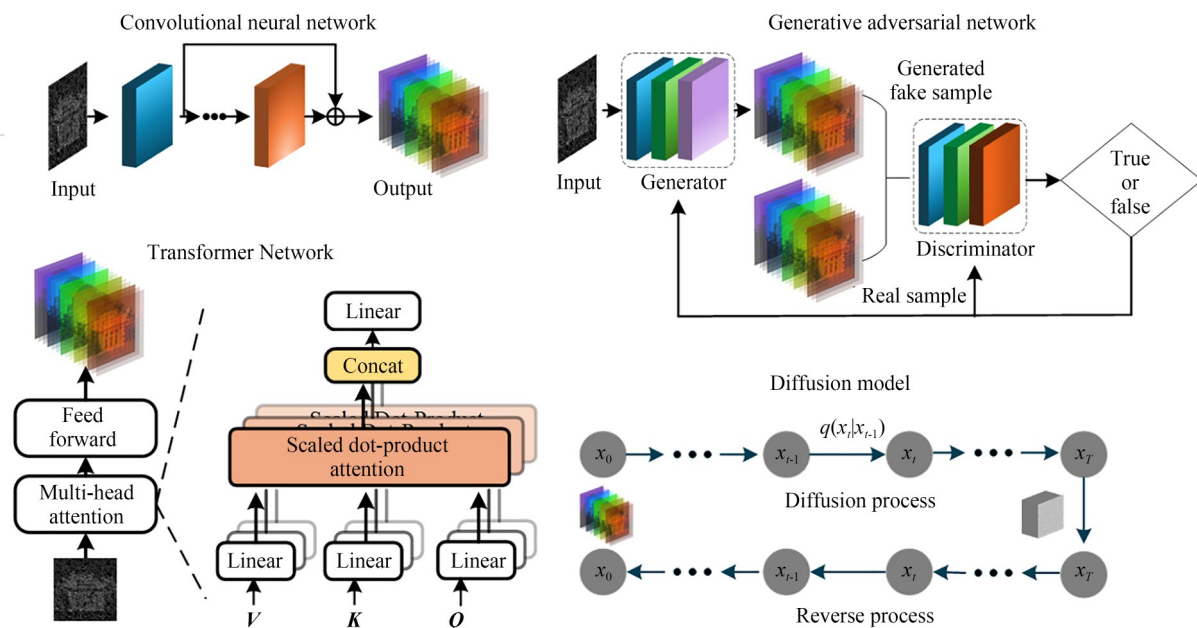


图 11 端到端光谱重建网络架构示意图

Fig. 11 Schematic diagram of end-to-end spectral reconstruction network architecture

随着深度学习的快速发展,卷积神经网络能够实现端到端重建,可将二维压缩观测数据重建为完整的三维光谱立方体^[148-149]。因为卷积神经网络的接收野有限,为了学习空间或光谱维度的非局部相似性和远距离依赖性,注意力机制被引入光谱重建网络中。2020年,Meng等提出了空谱自注意力,以联合捕捉高光谱图像中不同维度的自注意力^[150]。2022年,Cai等为发挥编码孔径掩膜对光谱重建的引导作用,提出了掩膜引导的光谱Transformer网络,并将光谱多头注意力引入Transformer网络中^[151]。2023年,Wu等开发一种基于Transformer的通道关联模块,使用向量代替传统标量来描述特征通道间关联性,使得映射函数更稳定平滑^[152]。

由于从二维压缩观测数据恢复光谱图像是严重病态问题,有研究采用生成式模型解决该问题。2017年,Alvarez-Gila等将高光谱图像重建视为一个图像到图像映射的学习问题,并应用条件生成对抗框架来帮助捕捉空间语义^[153]。2023年,Zhao等提出两阶段对抗训练策略,以提高不同场景高光谱重建的稳定性^[154]。为发挥扩散模型灵活的生成能力,2025年,Si等使用扩散模型重建编码孔径快照光谱成像系统采集的观测数

据,采用基于离散小波变换的特征融合机制来弱化条件扩散模型中的噪声干扰,重建的光谱图像在视觉感知评估指标LPIPS与FID上取得最优越的表现^[155]。

5 发展现状与未来展望

近年来,计算光谱成像技术在光学系统设计与图像重建算法两个核心方向均取得了显著进展,正逐步迈向高性能、低成本、实用化的发展阶段。当前阶段,不同的计算光谱成像技术路径优缺点总结如表1所示。

在光学编码系统方面,伴随微纳加工工艺的日益成熟以及新型光学材料的不断涌现,众多新型编码元器件被引入计算光谱成像系统之中。例如,超构表面、宽带干涉滤光片阵列以及微纳结构阵列光栅等器件,不仅提升了系统的光谱分辨率和编码自由度,还极大地推动了器件的小型化、集成化与模块化发展。这些技术推动了计算光谱成像设备由实验室原型逐步向便携化与嵌入式方向发展,为其在移动平台和消费级终端的应用奠定了基础。然而,目前大多数新型光学编码器件仍处于实验室研发或小批量试产阶段,尚未实现规模化制造与成本控制,整体系统造价难

表 1 一些典型计算光谱成像编码技术对比

Tab. 1 Comparison of representative computational spectral imaging encoding techniques

技术类别	编码机制	优势	不足	参考文献
振幅编码(CASSI, SPHI 等)	在中间像面放置编码孔径掩膜或空间光调制器,实现振幅调制;结合色散元件等分光元件使得不同光谱通道编码具有区分度	1. 架构成熟:CASSI,SPHI 等提出较早,发展时间长	1. 光学元件数量较多,存在光通量损失,影响成像质量	[37-44, 46-59, 61-66]
		2. 易于实现:编码掩膜版、色散元件等易于加工和获取	2. 易受像差影响,需依赖精细光路设计进行校正	
波长编码(超构表面阵列、法布里-珀罗干涉滤光片阵列等)	在传感器前集成滤波阵列或超构表面,使像素具备独特光谱响应,实现像素级波长编码	1. 系统紧凑、轻量,可直接移植到现有光学设备,如显微镜、智能手机传感器等	1. 微纳器件制造工艺复杂,加工成本较高	[68-74, 77-80]
		2. 编码器件只作用于最终成像面,易于对系统进行标定和建模	2. 可能受入射角敏感性限制,降低编码精度	
波前编码(DOE、超构表面等)	借助 DOE、超构表面等器件对不同波长形成独特点扩散函数(PSF),通过空 间卷积耦合光谱信息并反演恢复	1. 无需传统透镜,系统高度紧凑、轻量	1. 对系统编码进行精确建模难度高,不同距离、视场角的 PSF 存在差异	[84-92]
		2. 光通量利用率高	2. 对重建算法和先验的性能依赖强	
多孔径编码	多个独立孔径的光学子系统并行采集不同编码观测,实现多路光谱压缩采样	1. 光谱与空间联合编码能力强	1. 多孔径间的对准与校准复杂,难度高	[98, 101, 107-109]
		2. 可突破单孔径分辨率限制,提升成像质量	2. 对图像配准与融合算法要求高	
		3. 可利用视差实现空间超分辨与深度估计等功能		

以与传统扫描式光谱成像仪形成显著的价格优势,限制了其在大规模民用与商业市场的普及应用。此外,加工一致性仍是亟待解决的问题,否则不同型号产品均需人工标定,进一步增加了成本。展望未来,随着产业界对计算光谱成像的持续关注,具备低成本、可规模化稳定生产的光学编码系统有望取得突破,从而推动该技术迈向实用化与产业化。

在图像重建算法方面,随着 GPU 等硬件计算能力的提升以及深度学习技术的发展,近年来涌现出大量基于神经网络的光谱图像重建方法。相较于传统依赖图像先验建模的迭代优化算法,深度学习方法在重建速度与图像质量方面表现出显著优势。然而,现有深度学习方法普遍存在泛化能力不足的问题,在复杂自然场景中的重建稳定性仍有待提升。其核心原因在于当前公开光谱图像数据集在样本规模、波段范围和场景多样性等方面存在明显局限,难以覆盖实际环境中

多变的光照条件、材质属性与空间结构组合;此外,部分模型网络结构层数较少,参数容量有限,进一步制约了其表达能力与建模精度。随着大规模、高光谱分辨率、多场景覆盖的数据集不断完善,以及神经网络结构设计与参数容量的持续优化,光谱图像重建的泛化性能有望实现显著提升。传统的基于图像先验的迭代重建方法亦可借助高性能计算硬件与优化算法的发展,在效率与质量方面取得进一步突破。两类方法的灵活选择有望为多场景、多任务下的光谱成像应用提供更为灵活、可靠且高效的解码算法支持。

6 结 论

随着微纳光学器件与智能重建算法的快速发展,计算光谱成像技术不断取得突破,涌现出多种创新型光学架构和高效解码方法,推动该领域朝着更高性能和更低成本的方向加速演进。

然而,在实际应用过程中,计算光谱成像仍面临若干挑战。例如,光学编码器件的加工一致性与批量化制备能力有待提升,系统成本仍偏高;重建算法在复杂场景下的稳健性、泛化性及实时性仍存在不足。上述问题的解决依赖于光学制造工艺的进一步精进、算法模型的持续优化以及软硬件协同设计的深入推进。

总体而言,计算光谱成像正处于由“实验室研究”向“工程应用”转化的关键阶段。在光学结构设计的持续创新、算法模型的深度发展、数据资源的系统建设以及软硬件平台的协同优化等

多因素推动下,计算光谱成像有望成为新一代智能感知系统中的关键支撑技术。其潜在应用场景将覆盖国防安保、医疗诊断、智能制造、环境监测等多个战略性前沿领域,展现出广阔的发展前景。

作者贡献声明:

刘新宇:论文构思和撰写;

陈雅婷、吴佳琛、马玉辰、李玉梅、张书赫:图片绘制与论文撰写;

郑臻荣、曹良才:文章构思与写作指导。

参考文献:

- [1] BOLAND D H P. *Trophic Classification of Lakes Using Landsat-1 (ERTS-1) Multispectral Scanner Data* [M]. Washington, DC: US Environmental Protection Agency, Office of Research and Development, 1976.
- [2] LABAW C. Airborne imaging spectrometer: an advanced concept instrument [C]. *SPIE Infrared Technology IX*, 1984: 68-74.
- [3] HOOGENBOOM H J, DEKKER A G, ALTHUIS I A. Simulation of AVIRIS sensitivity for detecting chlorophyll over coastal and inland waters [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 65 (3): 333-340.
- [4] HAMILTON M K, DAVIS C O, RHEA W J, *et al.* Estimating chlorophyll content and bathymetry of lake tahoe using AVIRIS data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 44(2/3): 217-230.
- [5] SANDIDGE J C, HOLYER R J. Coastal bathymetry from hyperspectral observations of water radiance [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 65 (3): 341-352.
- [6] FERNÁNDEZ-IBÁÑEZ V, SOLDADO A, MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ A, *et al.* Application of near infrared spectroscopy for rapid detection of aflatoxin B1 in maize and barley as analytical quality assessment [J]. *Food Chemistry*, 2009, 113 (2): 629-634.
- [7] YAO H B, HRUSKA Z, KINCAID R, *et al.* Differentiation of toxigenic fungi using hyperspectral imagery [J]. *Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety*, 2008, 2(3): 215-224.
- [8] WANG D, DOWELL F E, RAM M S, *et al.* Classification of fungal-damaged soybean seeds using near-infrared spectroscopy [J]. *International Journal of Food Properties*, 2004, 7(1): 75-82.
- [9] MARTIN M E, NEWMAN S D, ABER J D, *et al.* Determining forest species composition using high spectral resolution remote sensing data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 65 (3): 249-254.
- [10] BASHKATOV A N, GENINA E A, TUCHIN V V. Optical properties of skin, subcutaneous, and muscle tissues: a review [J]. *Journal of Innovative Optical Health Sciences*, 2011, 4(1): 9-38.
- [11] LIU Z, YAN J Q, ZHANG D, *et al.* Automated tongue segmentation in hyperspectral images for medicine [J]. *Applied Optics*, 2007, 46 (34): 8328-8334.
- [12] AKBARI H, UTO K, KOSUGI Y, *et al.* Cancer detection using infrared hyperspectral imaging [J]. *Cancer Science*, 2011, 102(4): 852-857.
- [13] BARBIN D F, ELMASRY G, SUN D W, *et al.* Prediction of pork sensory attributes using NIR hyperspectral imaging technique [J]. *Biosystems Engineering*, 2011, 16: 9-12.
- [14] BYRNE C E, DOWNEY G, TROY D J, *et al.* Non-destructive prediction of selected quality attributes of beef by near-infrared reflectance spectroscopy between 750 and 1098 nm [J]. *Meat Science*, 1998, 49(4): 399-409.
- [15] NAGANATHAN G K, GRIMES L M, SUBBI AH J, *et al.* Predicting beef tenderness using hyperspectral imaging [C]. 2006 Portland, Oregon, July 9-12, 2006. *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, 2006:1.

- [16] LIU L, NGADI M O, PRASHER S O, *et al.* Categorization of pork quality using Gabor filter-based hyperspectral imaging technology[J]. *Journal of Food Engineering*, 2010, 99(3): 284-293.
- [17] KIEFER R W, LILLESAND T M, CHIPMAN J W. *Remote Sensing and Image Interpretation* [M]. Wiley & Sons New York, 1994.
- [18] GOETZ A F, VANE G, SOLOMON J E, *et al.* Imaging spectrometry for earth remote sensing[J]. *Science*, 1985, 228(4704): 1147-1153.
- [19] SHOGENJI R, KITAMURA Y, YAMADA K, *et al.* Multispectral imaging using compact compound optics [J]. *Optics Express*, 2004, 12(8): 1643-1655.
- [20] 高泽东, 高洪兴, 朱院院, 等. 快照式光谱成像技术综述[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(6): 1323-1343.
GAO Z D, GAO H X, ZHU Y Y, *et al.* Review of snapshot spectral imaging technologies[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(6): 1323-1343. (in Chinese)
- [21] SHANNON C E. A mathematical theory of communication [J]. *Bell System Technical Journal*, 1948, 27(3): 379-423.
- [22] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [23] 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.
- [24] CANDÈS E, ROMBERG J. Sparsity and incoherence in compressive sampling [J]. *Inverse Problems*, 2007, 23(3): 969.
- [25] DONOHO D L. For most large underdetermined systems of linear equations the minimal L1-norm solution is also the sparsest solution[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(6): 797-829.
- [26] CANDÈS E J, TAO T. Decoding by linear programming [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12): 4203-4215.
- [27] CANDÈS E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing [J]. *Comptes Rendus Mathématique*, 2008, 346(9/10): 589-592.
- [28] CANDÈS E J. *Compressive Sampling* [M]. Proceedings of the International Congress of Mathematicians Madrid, August 22-30, 2006. EMS Press, 2007: 1433-1452.
- [29] CANDÈS E J, ROMBERG J. Quantitative robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions [J]. *Foundations of Computational Mathematics*, 2006, 6(2): 227-254.
- [30] 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.
- [31] CHAKRABARTI A, ZICKLER T. Statistics of real-world hyperspectral images [C]. *CVPR 2011. June 20-25, 2011, Colorado Springs, CO, USA.* IEEE, 2011: 193-200.
- [32] FU Y, LAM A, SATO I, *et al.* Adaptive spatial-spectral dictionary learning for hyperspectral image restoration [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2017, 122(2): 228-245.
- [33] FU Y, LAM A, SATO I, *et al.* Adaptive spatial-spectral dictionary learning for hyperspectral image denoising [C]. 2015 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). December 7-13, 2015, Santiago, Chile.* IEEE, 2015: 343-351.
- [34] PARKKINEN J P S, HALLIKAINEN J, JAASKELAINEN T. Characteristic spectra of munsell colors [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1989, 6(2): 318-322.
- [35] MARIMONT D H, WANDELL B A. Linear models of surface and illuminant spectra [J]. *Journal of the Optical Society of America A, Optics and Image Science*, 1992, 9(11): 1905-1913.
- [36] LEE T W, WACHTLER T, SEJNOWSKI T J. The spectral independent components of natural scenes [C]. *International Workshop on Biologically Motivated Computer Vision*: 527-534.
- [37] 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.
- [38] BRADY D J, GEHM M E. Compressive imaging spectrometers using coded apertures [C]. *Visual Information Processing XV*: 80-88.
- [39] 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.
- [40] YU Z M, LIU D Y, CHENG L M, *et al.* Deep learning enabled reflective coded aperture snapshot spectral imaging [J]. *Optics Express*, 2022, 30(26): 46822-46837.
- [41] KITTLE D, CHOI K, WAGADARIKAR A, *et al.* Multiframe image estimation for coded aperture snapshot spectral imagers [J]. *Applied Optics*, 2010, 49(36): 6824.
- [42] LOVE S P, GRAFF D L. Full-frame programmable spectral filters based on micromirror arrays[J]. *Nanolithography, MEMS, and MOEMS*, 2014, 13(1): 011108.
- [43] 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.
- [44] YUAN X, TSAI T H, ZHU R Y, *et al.* Compressive hyperspectral imaging with side information[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2015, 9(6): 964-976.
- [45] 石颖超, 张路明, 陈飞, 等. 数字微镜器件光谱成像技术进展[J]. *光学 精密工程*, 2023, 31(21): 3096-3110.
- SHI Y CH, ZHANG L M, CHEN F, *et al.* Progress in spectral imaging technology of digital micromirror devices[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31(21): 3096-3110. (in Chinese)
- [46] WU Y H, MIRZA I O, ARCE G R, *et al.* Development of a digital-micromirror-device-based multi-shot snapshot spectral imaging system[J]. *Optics Letters*, 2011, 36(14): 2692.
- [47] 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, Optics, Image Science, and Vision*, 2015, 32(1): 80-89.
- [48] 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.
- [49] CORREA C V, ARGUELLO H, ARCE G R. Snapshot colored compressive spectral imager[J]. *Journal of the Optical Society of America A, Optics, Image Science, and Vision*, 2015, 32(10): 1754-1763.
- [50] GALVIS L, MOJICA E, ARGUELLO H, *et al.* Shifting colored coded aperture design for spectral imaging[J]. *Applied Optics*, 2019, 58(7): B28-B38.
- [51] CHEN B L, ZHANG Y, YU Z Q, *et al.* Super-pixel-based linear reconstruction method for dual-camera compressed hyperspectral imaging system [J]. *Optics Communications*, 2023, 543: 129618.
- [52] JEREZ A, GARCIA H, ARGUELLO H. Single pixel spectral image fusion with side information from a grayscale sensor [C]. 2018 *IEEE 1st Colombian Conference on Applications in Computational Intelligence (ColCACI)*. May 16-18, 2018, Medellin, Colombia. IEEE, 2018: 1-6.
- [53] WANG L Z, XIONG Z W, GAO D H, *et al.* High-speed hyperspectral video acquisition with a dual-camera architecture [C]. 2015 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 7-12, 2015, Boston, MA. IEEE, 2015: 4942-4950.
- [54] HAUSER J, GOLUB M A, AVERBUCH A, *et al.* Dual-camera snapshot spectral imaging with a pupil-domain optical diffuser and compressed sensing algorithms[J]. *Applied Optics*, 2020, 59(4): 1058-1070.
- [55] 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.
- [56] CAO X, TONG X, DAI Q H, *et al.* High resolution multispectral video capture with a hybrid camera system [C]. *CVPR 2011. June 20-25, 2011, Colorado Springs, CO, USA*. IEEE, 2011: 297-304.
- [57] TIAN H J, ZHAO J F, ZHU J J, *et al.* Dual-camera compressive hyperspectral imaging based on deep image prior and a guided filter[J]. *Applied Optics*, 2023, 62(14): 3649.
- [58] XIE H, ZHAO Z, HAN J, *et al.* Dual camera snapshot high-resolution-hyperspectral imaging system with parallel joint optimization *via* physics-informed learning [J]. *Optics Express*, 2023, 31(9): 14617-14639.
- [59] MA J Y, YU Z M, CHENG L M, *et al.* Ultra-high-speed four-dimensional hyperspectral imaging [J]. *Optics Express*, 2024, 32(11): 19684-19696.

- [60] TAKHAR D, LASKA J N, WAKIN M B, *et al.*. A new compressive imaging camera architecture using optical-domain compression [C]. 606509-606510.
- [61] MAGALHÃES F. High-resolution hyperspectral single-pixel imaging system based on compressive sensing[J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(7): 071406.
- [62] LI Z W, SUO J L, HU X M, *et al.* Efficient single-pixel multispectral imaging *via* non-mechanical spatio-spectral modulation[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 41435.
- [63] QI Y, HENG L Z, LI L, *et al.* Hadamard transform-based hyperspectral imaging using a single-pixel detector[J]. *Optics Express*, 2020, 28(11): 16126-16139.
- [64] WANG Y W, SUO J L, FAN J T, *et al.* Hyperspectral computational ghost imaging *via* temporal multiplexing[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2016, 28(3): 288-291.
- [65] BIAN L H, SUO J L, SITU G H, *et al.* Multi-spectral imaging using a single bucket detector[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 24752.
- [66] MENG H Y, GAO Y, WANG X H, *et al.* Quantum dot-enabled infrared hyperspectral imaging with single-pixel detection [J]. *Light: Science & Applications*, 2024, 13: 121.
- [67] YANG W Q, GAO K, YUAN J, *et al.* Single-pixel computational spectrometer based on nonlinear spectrum modulation [J]. *Optics Express*, 2025, 33(3): 4269-4279.
- [68] YAKO M, YAMAOKA Y, KIYOHARA T, *et al.* Video-rate hyperspectral camera based on a CMOS-compatible random array of Fabry-Pérot filters [J]. *Nature Photonics*, 2023, 17(3): 218-223.
- [69] WANG Z, YI S, CHEN A, *et al.* Single-shot on-chip spectral sensors based on photonic crystal slabs [J]. *Nature Communications*, 2019, 10: 1020.
- [70] XIONG J, CAI X S, CUI K Y, *et al.* Dynamic brain spectrum acquired by a real-time ultraspectral imaging chip with reconfigurable metasurfaces[J]. *Optica*, 2022, 9(5): 461.
- [71] BIAN L H, WANG Z, ZHANG Y Z, *et al.* A broadband hyperspectral image sensor with high spatio-temporal resolution[J]. *Nature*, 2024, 635(8037): 73-81.
- [72] TANG F, WU J J, ALBROW-OWEN T, *et al.* Metasurface spectrometers beyond resolution-sensitivity constraints[J]. *Science Advances*, 2024, 10(49): eadr7155.
- [73] ZHANG W H, SUO J L, DONG K M, *et al.* Handheld snapshot multi-spectral camera at tens-of-megapixel resolution[J]. *Nature Communications*, 2023, 14: 5043.
- [74] NIE S J, GU L, ZHENG Y Q, *et al.* Deeply learned filter response functions for hyperspectral reconstruction [C]. 2018 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 4767-4776.
- [75] 余晓畅, 赵建村, 虞益挺. 像素级光学滤波-探测集成器件的研究进展[J]. *光学精密工程*, 2019, 27(5): 999-1012.
- YU X CH, ZHAO J C, YU Y T. Research progress of pixel-level integrated devices for spectral imaging [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(5): 999-1012. (in Chinese)
- [76] 杨文庆, 霍茨, 孟贺岩, 等. 宽带光谱结构编码计算光谱成像研究进展[J]. *红外与激光工程*, 2025, 54(7): 20250130.
- YANG W Q, HUO C, MENG H Y, *et al.* Recent advances in computational spectral imaging based on broadband spectral structure coding[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2025, 54(7): 20250130. (in Chinese)
- [77] YANG J W, CUI K Y, CAI X S, *et al.* Ultra-spectral imaging based on metasurfaces with free-form shaped meta-atoms[J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2022, 16(7): 2100663.
- [78] WEN J R, FENG S B, CHEN Y P, *et al.* Full-stokes spectro-polarimetric camera with full spatial resolution[J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2025, 19(12): 2401983.
- [79] FAN Y D, HUANG W A, ZHU F, *et al.* Dispersion-assisted high-dimensional photodetector [J]. *Nature*, 2024, 630(8015): 77-83.
- [80] ZHANG G Y, ALBROW-OWEN T, PENG W J, *et al.* Stress-engineered ultra-broadband spectrometers[J]. *Science Advances*, 2025, 11(20): eadu4225.
- [81] 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.
- [82] WANG C, LIU X Y, ZHANG Y, *et al.* Dual-channel switchable metasurface filters for compact spectral imaging with deep compressive reconstruction[J]. *Nanomaterials*, 2023, 13(21): 2854.
- [83] YAO Z Y, LIU S Y, WANG Y C, *et al.* Integrated lithium niobate photonics for sub-ångström snapshot spectroscopy [J]. *Nature*, 2025, 646 (8085): 567-575.
- [84] HINNRICHS M, MASSIE M. *Image Multispectral Sensing: A New and Innovative Instrument for Hyperspectral Imaging Using Dispersive Techniques* [M]. SPIE, 1995.
- [85] WHITCOMB K, LYONS D, HARTNETT S. *DOIS: a Diffractive Optic Image Spectrometer* [M]. SPIE, 1996.
- [86] LYONS D, WHITCOMB K. *Image Reconstruction Algorithms for DOIS: a Diffractive Optic Image Spectrometer* [M]. SPIE, 1996.
- [87] DUN X, IKOMA H, WETZSTEIN G, *et al.* Learned rotationally symmetric diffractive achromat for full-spectrum computational imaging[J]. *Optica*, 2020, 7(8): 913.
- [88] BAEK S H, IKOMA H, JEON D S, *et al.* Single-shot hyperspectral-depth imaging with learned diffractive optics [C]. 2021 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. October 10-17, 2021, Montreal, QC, Canada. IEEE, 2021: 2631-2640.
- [89] WANG P, MENON R. Computational multispectral video imaging[J]. *Journal of the Optical Society of America A, Optics, Image Science, and Vision*, 2018, 35(1): 189-199.
- [90] MONAKHOVA K, YANNY K, AGGARWAL N, *et al.* Spectral DiffuserCam: lensless snapshot hyperspectral imaging with a spectral filter array [J]. *Optica*, 2020, 7(10): 1298.
- [91] CHEN C C, GU H G, LIU S Y. Ultra-simplified diffraction-based computational spectrometer [J]. *Light: Science & Applications*, 2024, 13: 9.
- [92] HALLADA F D, FRANZ A L, HAWKS M R. Fresnel zone plate light field spectral imaging[J]. *Optical Engineering*, 2017, 56(8): 081811.
- [93] LV T, YE H, YUAN Q, *et al.* Aperture diffraction for compact snapshot spectral imaging [C]. 2023 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. October 1-6, 2023, Paris, France. IEEE, 2023: 10540-10550.
- [94] ZHANG C, LIU X L, WANG L Z, *et al.* Lensless efficient snapshot hyperspectral imaging using dynamic phase modulation [J]. *Photonics Research*, 2025, 13(2): 511.
- [95] JEON D S, BAEK S H, YI S, *et al.* Compact snapshot hyperspectral imaging with diffracted rotation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2019, 38 (4): 1-13.
- [96] HU H Q, ZHOU H, XU Z H, *et al.* Practical snapshot hyperspectral imaging with DOE[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2022, 156: 107098.
- [97] XU H, HU H Q, XU N, *et al.* Video-rate spectral imaging based on diffractive-refractive hybrid optics [J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2024, 18 (12): 2400646.
- [98] HUA X, WANG Y J, WANG S M, *et al.* Ultra-compact snapshot spectral light-field imaging [J]. *Nature Communications*, 2022, 13: 2732.
- [99] YUAN Q, YANG Y H, BI Q H, *et al.* Planar large field-of-view spectral imaging based on metasurface array [J]. *Advanced Optical Materials*, 2025, 13(5): 2402507.
- [100] ZHANG L D, ZHOU C, LIU B F, *et al.* Real-time machine learning-enhanced hyperspectro-polarimetric imaging via an encoding metasurface[J]. *Science Advances*, 2024, 10(36): eadp5192.
- [101] DING K Y, ZHOU Q, CHEN M Y, *et al.* Deep learning empowered parallelized metasurface computed tomography snapshot spectral imaging[J]. *Advanced Materials*, 2025, 37(27): 2419383.
- [102] ARGUELLO H, PINILLA S, PENG Y F, *et al.* Shift-variant color-coded diffractive spectral imaging system[J]. *Optica*, 2021, 8(11): 1424.
- [103] LIN Z, PESTOURIE R, ROQUES-CARMES C, *et al.* End-to-end metasurface inverse design for single-shot multi-channel imaging [J]. *Optics Express*, 2022, 30(16): 28358-28370.
- [104] LI L G, WANG L Z, SONG W T, *et al.* Quantization-aware deep optics for diffractive snapshot hyperspectral imaging [C]. 2022 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 18-24, 2022, New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 19748-19757.
- [105] WANG L Z, LI L G, SONG W T, *et al.* Non-serial quantization-aware deep optics for snapshot

- hyperspectral imaging[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, 46(11): 6993-7010.
- [106] ZHANG Q B, LIN P C, WANG C, *et al.* Neural-optic co-designed polarization-multiplexed metas for compact computational spectral imaging [J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2024, 18(8): 2400187.
- [107] OIKNINE Y, AUGUST I, STERN A. Multi-aperture snapshot compressive hyperspectral camera[J]. *Optics Letters*, 2018, 43(20): 5042.
- [108] SHI Z, DUN X, WEI H Y, *et al.* Learned multi-aperture color-coded optics for snapshot hyperspectral imaging [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2024, 43(6): 1-11.
- [109] TANIDA J, KUMAGAI T, YAMADA K, *et al.* Thin observation module by bound optics (TOMBO): concept and experimental verification [J]. *Applied Optics*, 2001, 40(11): 1806-1813.
- [110] PRECIADO M A, CARLES G, HARVEY A R. Snapshot multispectral imaging in long-wave infrared based on a multi-aperture system of low-cost detectors[J]. 2017: ITh3E. 5.
- [111] GENSER N, SEILER J, KAUP A. Camera array for multi-spectral imaging[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 9234-9249.
- [112] HUBOLD M, MONTAG E, BERLICH R, *et al.* Multi-aperture system approach for snapshot multispectral imaging applications[J]. *Optics Express*, 2021, 29(5): 7361-7378.
- [113] HUANG F, CHEN Y T, WANG X S, *et al.* Spectral clustering super-resolution imaging based on multispectral camera array[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 1257-1271.
- [114] QIAN Y T, YE M C. Hyperspectral imagery restoration using nonlocal spectral-spatial structured sparse representation with noise estimation [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(2): 499-515.
- [115] FORNASIER M, LANGER A, SCHÖNLIEB C B. A convergent overlapping domain decomposition method for total variation minimization[J]. *Numerische Mathematik*, 2010, 116(4): 645-685.
- [116] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1/2/3/4): 259-268.
- [117] CHAMBOLLE A. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2004, 20(1): 89-97.
- [118] CHAN T, ESEDOGLU S, PARK F, *et al.* Recent developments in total variation image restoration [J]. *Mathematical Models of Computer Vision*, 2005, 17(2): 17-31.
- [119] WANG L Z, XIONG Z W, SHI G M, *et al.* Adaptive nonlocal sparse representation for dual-camera compressive hyperspectral imaging [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(10): 2104-2111.
- [120] LI C B, SUN T, KELLY K F, *et al.* A compressive sensing and unmixing scheme for hyperspectral data processing [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 1200-1210.
- [121] DONG W S, SHI G M, LI X, *et al.* Compressive sensing via nonlocal low-rank regularization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(8): 3618-3632.
- [122] LIU Y, YUAN X, SUO J L, *et al.* Rank minimization for snapshot compressive imaging [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(12): 2990-3006.
- [123] PENG J T, SUN W W, LI H C, *et al.* Low-rank and sparse representation for hyperspectral image processing: a review[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2022, 10(1): 10-43.
- [124] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A Non-Local algorithm for image denoising [C]. *CVPR*, 2005: 60-65.
- [125] QIAN Y T, SHEN Y H, YE M C, *et al.* 3-D nonlocal means filter with noise estimation for hyperspectral imagery denoising[C]. 2012 *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. July 22-27, 2012, Munich, Germany. IEEE, 2012: 1345-1348.
- [126] ULYANOV D, VEDALDI A, LEMPITSKY V. Deep Image Prior [C]. *CVPR*, 2018: 9446-9454.
- [127] BACCA J, FONSECA Y, ARGUELLO H. Compressive spectral image reconstruction using deep prior and low-rank tensor representation[J].

- Applied Optics*, 2021, 60(14): 4197.
- [128] CHOI I, JEON D S, NAM G, *et al.* High-quality hyperspectral reconstruction using a spectral prior[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2017, 36(6): 1-13.
- [129] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627.
- [130] BECK A, TEOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183-202.
- [131] 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.
- [132] BOYD S. Distributed optimization and statistical learning *via* the alternating direction method of multipliers[J]. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 2010, 3(1): 1-122.
- [133] BLUMENSATH T, DAVIES M E. Iterative hard thresholding for compressed sensing[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, 27(3): 265-274.
- [134] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements *via* orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [135] PATI Y C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[C]. *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. November 1-3, 1993, Pacific Grove, CA, USA. IEEE, 1993: 40-44.
- [136] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [137] NEEDELL D, TROPP J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, 26(3): 301-321.
- [138] JI S H, CARIN L. Bayesian compressive sensing and projection optimization[C]. *Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning*. Corvallis Oregon USA. ACM, 2007: 377-384.
- [139] BARON D, SARVOTHAM S, BARANIUK R G. Bayesian compressive sensing *via* belief propagation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(1): 269-280.
- [140] JI S H, XUE Y, CARIN L. Bayesian compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(6): 2346-2356.
- [141] CORMODE G, MUTHUKRISHNAN S. An improved data stream summary: the count-Min sketch and its applications[J]. *Journal of Algorithms*, 2005, 55(1): 58-75.
- [142] BERINDE R, INDYK P. Sequential sparse matching pursuit[C]. 2009 47th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton). September 30-October 2, 2009, Monticello, IL, USA. IEEE, 2009: 36-43.
- [143] WANG L Z, ZHANG T, FU Y, *et al.* HyperReconNet: joint coded aperture optimization and image reconstruction for compressive hyperspectral imaging[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018.
- [144] TAO C N, ZHU H Z, SUN P, *et al.* Simultaneous coded aperture and dictionary optimization in compressive spectral imaging *via* coherence minimization[J]. *Optics Express*, 2020, 28(18): 26587-26600.
- [145] LI M Y, FU Y, LIU J, *et al.* Pixel adaptive deep unfolding transformer for hyperspectral image reconstruction[C]. 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). October 1-6, 2023, Paris, France. IEEE, 2023: 12913-12922.
- [146] WU Z L, LU R Y, FU Y, *et al.* Latent diffusion prior enhanced deep unfolding for Snapshot spectral compressive imaging[C]. *Computer Vision-ECCV 2024*. Cham: Springer, 2025: 164-181.
- [147] ZHOU H, LIAN Y S, LIU Z L, *et al.* Dual-domain deep unfolding Transformer for spectral compressive imaging reconstruction[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2025, 186: 108754.
- [148] SHI Z, CHEN C, XIONG Z W, *et al.* HSCNN: advanced CNN-based hyperspectral recovery from RGB images[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). June 18-22,

- 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 1052-10528.
- [149] ZHAO Y Z, PO L M, YAN Q, *et al.* Hierarchical regression network for spectral reconstruction from RGB images[C]. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. June 14-19, 2020. Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 1695-1704.
- [150] MENG Z Y, MA J W, YUAN X. End-to-end low cost compressive spectral imaging with spatial-spectral self-attention[C]. *Computer Vision-ECCV 2020*. Cham: Springer, 2020: 187-204.
- [151] CAI Y H, LIN J, HU X W, *et al.* Mask-guided spectral-wise transformer for efficient hyperspectral image reconstruction[C]. 2022 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 18-24, 2022, New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 17481-17490.
- [152] WU C X, LI J J, SONG R, *et al.* HPRN: holistic prior-embedded relation network for spectral super-resolution[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(8): 11409-11423.
- [153] ALVAREZ-GILA A, VAN DE WEIJER J, GARROTE E. Adversarial networks for spatial context-aware spectral image reconstruction from RGB[C]. 2017 *IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*. October 22-29, 2017, Venice, Italy. IEEE, 2017: 480-490.
- [154] ZHAO Y Z, PO L M, LIN T Y, *et al.* HSGAN: hyperspectral reconstruction from RGB images with generative adversarial network [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(12): 17137-17150.
- [155] SI Y F, LIN Z J, WANG X D, *et al.* A new hyperspectral reconstruction method with conditional diffusion model for snapshot spectral compressive imaging [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 4506214.

作者简介:



刘新宇(1997—),男,河北唐山人,博士,助理研究员,2024年于浙江大学获得博士学位,现为清华大学精密仪器系博士后,主要从事计算光谱成像技术的研究。E-mail: liuxinyu@mail. tsinghua. edu. cn

通讯作者:



曹良才(1977—),男,湖北公安人,博士,教授,博士生导师,主要从事光学成像与光学显示的研究。E-mail: clc@tsinghua. edu. cn