

光学学报

基于旋转衍射机理的快照式高光谱成像系统优化方法

徐豪^{1*}, 蒋婷婷², 胡海泉¹, 周浩¹, 李奇¹, 陈跃庭¹, 徐之海^{1*}

¹浙江大学现代光学仪器国家重点实验室, 浙江 杭州 310027;

²之江实验室传感系统研究中心, 浙江 杭州 311100

摘要 光谱成像技术能够同时获取被测物体的二维空间及一维光谱信息, 在科学检测与研究中发挥着重要作用。传统的高光谱成像系统存在着光学系统复杂、含有精密运动器件、曝光时间长等问题, 这些问题极大地限制了其在许多场景的应用。介绍了一种基于旋转衍射机理的快照式高光谱成像系统, 通过单次曝光成像和图像重建即可得到待测目标的高光谱信息。提出了一系列的系统设计优化方法以提升系统的成像性能和实用性, 通过折衍射混合系统缩短光学系统后截距, 通过引入前置光学系统探测远距离目标。实验结果表明, 所提出的优化设计方法能够有效提高系统感光能力, 提升重建图像的质量。

关键词 成像系统; 光谱成像; 系统优化; 折衍射混合; 衍射成像; 计算成像; 图像重建

中图分类号 O436; O433

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1711001

Optimization Method for Snapshot Hyperspectral Imaging System Based on Diffractive Rotation

Xu Hao^{1**}, Jiang Tingting², Hu Haiquan¹, Zhou Hao¹, Li Qi¹, Chen Yueting¹, Xu Zhihai^{1*}

¹State Key Laboratory of Modern Optical Instrumentation, Zhejiang University, Hangzhou 310027, Zhejiang, China;

²Research Center for Intelligent Sensing Systems, Zhejiang Lab, Hangzhou 311100, Zhejiang, China

Abstract Spectral imaging can simultaneously obtain two-dimensional spatial and one-dimensional spectral information of the object, which plays an important role in scientific detection and research. Conventional spectral imaging systems have problems such as complex optical systems, precision moving devices, and long exposure times, which greatly limit their application in many scenarios. In this work, a snapshot hyperspectral imaging system based on diffractive rotation is introduced, which can obtain the hyperspectral information of the target through single shot and image reconstruction. We also propose a series of system optimization methods to improve the performance and practicality of the system. The back focal length of the optical system is shortened by using the hybrid diffractive-refractive system, and the long-distance target can be detected by introducing a telephoto optical system in the front. Experimental results show that the optimization methods proposed in this work can effectively increase the exposure ability and improve the quality of the reconstructed image.

Key words imaging systems; spectral imaging; system optimization; hybrid diffraction-refraction; diffraction imaging; computational imaging; image reconstruction

1 引言

光谱成像技术作为一种成像技术和光谱技术相结合的多维信息获取技术, 与传统成像技术相比, 其优势

在于能获得被测目标的二维空间信息及一维光谱信息, 是物质成分类型、热辐射特性等研究的主要信息获取手段。目前, 该技术在食品安全^[1]、农业^[2-4]、医学^[5]、遥感技术与资源勘探^[6-7]等领域有着广泛的应用。

收稿日期: 2022-04-26; 修回日期: 2022-05-26; 录用日期: 2022-06-20

基金项目: 民用航天预研项目(D040104)、之江实验室科研攻关项目(2021MH0AC01)

通信作者: *xuzh@zju.edu.cn; **xuhao_optics@zju.edu.cn

由于光谱成像数据既包含了二维空间信息,又包含了一维光谱信息,单次瞬态成像最多只能获取二维信息,所以在传统的光谱成像技术中,为了得到光谱数据,通常会牺牲时间或者空间来换取光谱信息。传统的三维光谱立方体数据获取可以分为两种方式^[8]: 1)在成像系统前面放置窄带滤光片,通过更换具有不同光谱通带的滤光片,进行多次曝光得到三维光谱数据;2)一次只获得一维的光谱信息及一维的空间信息,通过推扫等方式得到三维光谱数据。以上两种方法在使用过程中系统成像时间较长,需要在成像过程中保持照明环境、目标和系统的相对位置等条件不变,这限制了其在动态场景中的使用。与此同时,这些系统也有系统机械装置复杂、体积重量庞大、成本高等缺点。

为了减小高光谱成像系统的体积与重量或者提高系统在动态场景中的可用性,国内外学者探索出了许多新型的成像系统。近年来随着光学微纳加工技术的进步和基于深度神经网络图像处理技术的迅速发展,出现了一类新的基于编码重建的光谱成像技术。Gehm等^[9-10]提出了编码孔径高光谱成像系统,利用色散元件与编码孔径的组合对入射信息进行编码,通过压缩感知图像的重建可以得到高光谱数据,该系统可用于动态场景的快照式成像。Xiong等^[11]利用超表面结构作为宽带滤光片,将超表面结构阵列排列在探测器前面,实现了450~750 nm范围内356×436分辨率、601个光谱通道的高光谱测量,光谱分辨率可达0.8 nm。Zhang等^[12]利用相机传感器前面的微结构对入射信息进行随机滤波器编码,可以将系统尺度缩小到硬币大小。Jeon等^[13]基于旋转衍射机理设计了一种新型衍射元件,其点扩散函数(PSF)在不同波段呈现出相似但是旋转的特性,利用单片衍射元件对入射光场进行调控,通过重建算法对单次成像获得的旋转衍射模糊图像进行重建,即可得到光谱数据立方体。除此之外,也有很多学者尝试从常规的RGB图像中直接恢复出高光谱图像数据^[14-16],取得不错成果。

基于旋转衍射机理的光谱成像系统可以实现轻小型快照式成像,但是现有系统还存在着衍射元件口径小、系统通光量不够多、曝光时间长、系统点扩散函数像素尺寸难以控制、无法用于远距离探测等问题。本文对已有的基于旋转衍射机理的光谱成像系统进行了优化设计,提出了一种折衍射混合设计的光学系统,该系统可以有效缩短光学系统的成像后截距,解决了系统点扩散函数像素尺寸难以控制、系统通光量少等问题。针对深空探测中远距离成像问题,提出了在成像系统前面添加前置望远系统的方法,使其能够用于远距离成像。开展了仿真分析,实现了460~700 nm范围内10 nm光谱间隔、25通道的光谱数据立方体的重建。

2 基本原理

2.1 旋转衍射成像模型

已有的旋转衍射高光谱成像系统由一个衍射元件

(DOE)与一个相机传感器组成,DOE放置在相机传感器前面一定距离处,入射光场经过DOE的相位调制后通过菲涅耳衍射传播到相机传感器平面,利用相机传感器拍摄到的RGB模糊图像进行重建,即可得到多个光谱通道的高光谱数据立方体,其整个系统的工作原理示意图如图1所示。

在图1所示的基于旋转衍射机理的快照式光谱成像系统中,首先要设计并加工一个在不同谱段具有旋转PSF特征的衍射元件,随后搭建一个旋转衍射成像系统。对系统在各个谱段的PSF进行标定,标定所得的PSF将用于构建旋转衍射高光谱成像数据集以及图像重建。最后利用成像系统采集到具有旋转衍射特征的RGB模糊图像,并利用重建算法和标定所得的PSF对模糊图像进行重建,即可得到光谱数据立方体。

在图1所示的衍射成像系统中,设衍射元件前表面入射光场的复振幅表达式为

$$u_0(x', y') = A(x', y') \cdot \exp[i\phi_0(x', y')], \quad (1)$$

式中: i 为虚数单位; $A(x', y')$ 为入射光场的振幅; $\phi_0(x', y')$ 为入射光场的相位。衍射元件对入射光场进行相位调制:

$$\phi_h(x', y') = \frac{2\pi}{\lambda} (n_\lambda - n_0) \cdot h(x', y'), \quad (2)$$

式中: n_λ 和 n_0 分别为衍射元件基底材料以及空气在当前波长下的折射率; λ 为工作波长; $h(x', y')$ 为衍射元件的表面轮廓高度。经过衍射元件的相位调制作用之后,衍射元件后表面的光场可以表示为

$$u_1(x', y') = u_0(x', y') \cdot \exp[i\phi_h(x', y')]. \quad (3)$$

衍射元件后表面光场经过菲涅耳衍射向前继续传播距离 z 后,到达传感器上的光场复振幅可以描述为

$$u_2(x, y) = \frac{\exp(ikz)}{i\lambda z} \iint u_1(x', y') \cdot \exp\left\{\frac{ik}{2z} [(x-x')^2 + (y-y')^2]\right\} dx' dy', \quad (4)$$

式中: k 为波数, $k=2\pi/\lambda$ 。

取平行光场入射,将式(4)化简,可以得到系统PSF的表达式为

$$p_\lambda(x, y) \propto \left| \mathcal{F} \left\{ \exp[i\phi_h(x', y')] \cdot \exp\left[\frac{ik}{2z} (x'^2 + y'^2)\right] \right\} \right|^2, \quad (5)$$

式中: \mathcal{F} 代表傅里叶变换。

从式(5)可以看到系统对光场的调控主要通过衍射元件的面形来实现,光场通过衍射元件不同地方,将获得由光学材料以及后续传播路径带来的叠加起来的光程差。通过衍射元件不同地方的两束光在空气中的光程差分别为

$$\begin{cases} \Delta\phi_g = \frac{2\pi}{\lambda} (\sqrt{r^2 + f^2} - f) \\ \Delta\phi_h = \frac{2\pi}{\lambda} (n_\lambda - n_0) \Delta h(r) \end{cases}, \quad (6)$$

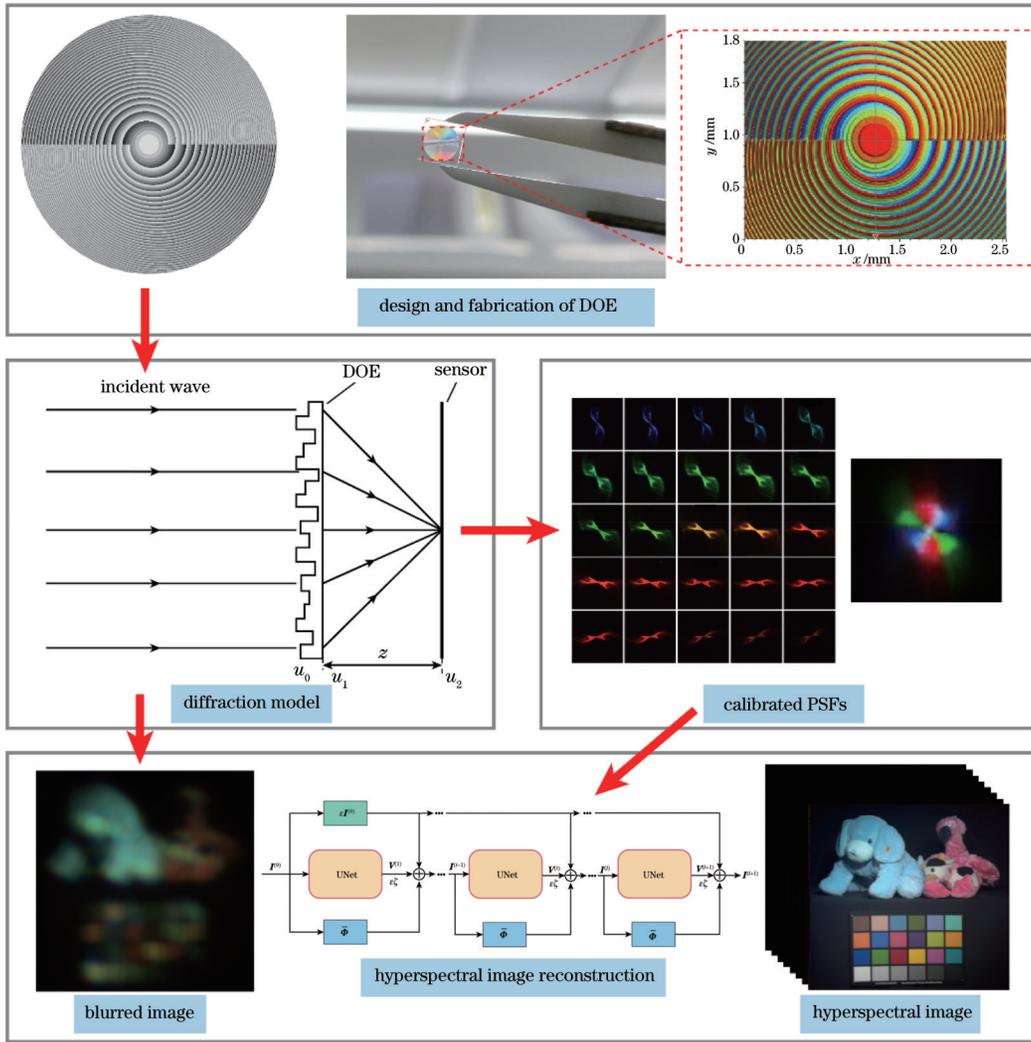


图 1 基于旋转衍射机理的快照式光谱成像系统原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of principle of snapshot spectral imaging system based on diffractive rotation

式中： f 为设计焦距； r 表示空间位置半径； $\Delta h(r)$ 为当前位置由衍射元件带来的高度差。为达到干涉加强的效果，两个相位差需要满足

$$\Delta\phi_g + \Delta\phi_h = 2m\pi, \quad (7)$$

式中： m 为整数，表示干涉级次。

在对光场的调控中，为了体现出旋转的特点，设计衍射元件时，沿着中心出发，不同角位置的衍射元件针对不同波长进行特殊设计。假设将圆形衍射元件的 360° 划分为 N 个相同的区域，每一个区域上完成针对波长范围 $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$ 的设计，则有

$$\lambda(\theta) = \begin{cases} \lambda_{\min} + (\lambda_{\max} - \lambda_{\min}) \cdot \frac{N}{2\pi} \theta, & 0 \leq \theta < \frac{2\pi}{N} \\ \lambda\left(\theta - \frac{2\pi}{N}\right), & \theta \geq \frac{2\pi}{N} \end{cases}, \quad (8)$$

式中： $\lambda(\theta)$ 为角位置 θ 处对应的设计波长。结合式(8)，可得圆形衍射光学元件在 (r, θ) 位置的厚度为

$$h(r, \theta) = h_0 + \frac{m \cdot \lambda(\theta) + f - \sqrt{r^2 + f^2}}{n_\lambda - n_0}, \quad (9)$$

式中： h_0 代表 DOE 的基底高度。

经过图 1 所示的工作流程即可完成高光谱图像的重建。

2.2 光谱图像重建算法

在成像模型中，连续光谱的入射光经过光学系统，被光谱响应特性为 $\Omega_c(\lambda)$ 的传感器接收，设在波长为 λ 处的入射光场图像为 $I_\lambda(x, y)$ ，对应的 PSF 可以表示为 $p_\lambda(x, y)$ ，则传感器上获得的图像信号为

$$J_c(x, y) = \int \Omega_c(\lambda) \cdot [I_\lambda(x, y) \otimes p_\lambda(x, y)] d\lambda + n_c(x, y), \quad (10)$$

式中：下标 $c \in \{r, g, b\}$ 表示传感器采集到 RGB 图像的颜色通道，r、g、b 分别代表红色、绿色、蓝色通道；“ \otimes ”表示卷积操作； $n_c(x, y)$ 表示不同颜色通道的噪声函数。利用式(10)，旋转衍射模糊图像的观测模型可以简写为

$$J = \Phi I + n, \quad (11)$$

式中： J 为旋转衍射模糊图像的矩阵； Φ 表示观测矩阵（或退化矩阵）； I 为高光谱图像的矩阵； n 表示噪声矩阵。设图像的宽度、高度和通道数量分别为 W, H, B ，则上述矩阵形式变量的尺寸分别为 $J \in \mathbb{R}^{(WHB) \times 1}$ ，

$\Phi \in \mathbb{R}^{(WH3) \times (WHB)}$, $I \in \mathbb{R}^{(WHB) \times 1}$, $n \in \mathbb{R}^{(WH3) \times 1}$ 。

由于 $WH3 \ll WHB$, 从退化的旋转衍射模糊图像 J 中复原出高光谱图像信息 I 是一个不适定反问题求解。从贝叶斯最大后验概率的角度考虑, 对高光谱图像重建的过程可以描述为一个最优化求解过程:

$$\hat{I} = \operatorname{argmin}_I \|J - \Phi I\|_2^2 + R(I), \quad (12)$$

式中: $\|J - \Phi I\|_2^2$ 为保真项, 保证恢复图像符合图像退化过程; $R(I)$ 表示先验, 用于约束恢复图像强度分布。通常这种图像复原问题的先验设置大致可以分为两类: 基于模型的方法和基于学习的方法^[17]。基于模型的方法中, 一般在求解过程中会加入针对具体问题设计的正则项作为先验信息进行约束。不同于基于模型的方法, 基于学习的方法可以从退化图像-原始图像的图像对中学习到先验知识, 这种先验知识是一种隐式的先验, 没有特定的表达式。

相比于使用具有特定表达式的显式先验, 本文在算法中采用基于神经网络学习的方法来处理先验的问题, 在本文中 $R(I)$ 是一个隐式的、未知表达式的先验。参考文献^[17]提出的方法, 首先引入一个辅助变量 V , 约束条件为 $V = I$, 式(12)可以描述为

$$(\hat{I}, \hat{V}) = \operatorname{argmin}_{I, V} \|J - \Phi I\|_2^2 + R(V), \quad \text{s. t. } V = I. \quad (13)$$

通过半二次分裂方法^[17]可以将式(13)转化为一个无约束的优化问题:

$$(\hat{I}, \hat{V}) = \operatorname{argmin}_{I, V} \|J - \Phi I\|_2^2 + \zeta \|V - I\|_2^2 + R(V), \quad (14)$$

式中: ζ 为惩罚因子。式(14)中的 $\zeta \|V - I\|_2^2$ 项可消除约束条件 $V = I$, 随后迭代求解式(14), 可得

$$I^{(l+1)} = \operatorname{argmin}_I \|J - \Phi I\|_2^2 + \zeta \|V^{(l)} - I\|_2^2, \quad (15)$$

$$V^{(l+1)} = \operatorname{argmin}_V \zeta \|V - I^{(l+1)}\|_2^2 + R(V), \quad (16)$$

式中: l 为迭代次数。

对于保真项, 可以通过梯度下降来解决这个二次优化问题^[18]:

$$I^{(l+1)} = I^{(l)} - \epsilon [\Phi^T (\Phi I^{(l)} - J) + \zeta (I^{(l)} - V^{(l)})] = \bar{\Phi} I^{(l)} + \epsilon I^{(0)} + \epsilon \zeta V^{(l)}, \quad (17)$$

式中: ϵ 为求解步长; $\bar{\Phi} = [(1 - \epsilon \zeta) 1 - \epsilon \Phi^T \Phi]$ 。

对于先验项, 利用神经网络学习退化图像-原始图像数据对并求解这个隐式的表达式, 可以表示为

$$V^{(l+1)} = \text{prior}(I^{(l)}), \quad (18)$$

式中: $\text{prior}(\cdot)$ 表示神经网络的非线性映射。在利用神经网络对先验进行求解时, 采用广泛使用的 UNet 网络框架^[19]。

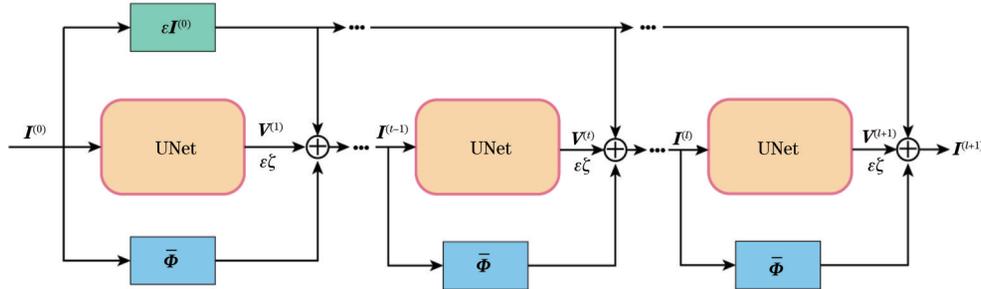


图 2 重建算法流程示意图

Fig. 2 Flow chart of reconstruction algorithm

参考 ISTA-Net^[20]的框架, 对上述两个优化问题进行求解。整个求解过程如图 2 所示, 在迭代过程中, $I^{(l+1)}$ 通过梯度下降得到, $V^{(l+1)}$ 通过网络求解得到, 通过数值计算和网络求解相互迭代来完成光谱数据立方体的重建。

3 系统优化设计方法

基于旋转衍射机理的高光谱成像技术近年来取得了一定进展, 但也还存在一些问题亟待解决。为了保证系统的通光量与初始图像的分辨率, 需要增大衍射元件的设计焦距, 这造成系统感光能力的减弱, 目前的光学系统无法用于远距离探测。为了提高系统的实用性与成像性能, 针对上述问题, 首先提出了折衍射混合光学系统, 在不增加系统长度、体积及重量的前提下提高系统的通光量与初始图像的分辨率, 其次针对远距离探测, 在折衍射混合光学系统前面增加一个前置望

远系统, 使之适用于远距离探测场景。

3.1 折衍射混合光学系统设计

为了研究衍射元件焦距、口径对系统 PSF 的影响, 选取两瓣式设计[式(8)中设计的周期数 $N=2$], 工作谱段为 460~700 nm, 光谱间隔为 10 nm, 分别选取了口径 D 为 2, 4, 6 mm, 焦距 f 为 20, 40, 60, 80 mm 共 12 种设计参数, 比较这 12 种设计参数在中心谱段为 460 nm 处的 PSF。为了与实际成像的参数保持一致, 所有仿真的像面采样间隔均设置为 5.5 μm , 仿真结果如图 3 所示。

图 3 中 PSF 图像的像素规模为 100 pixel \times 100 pixel, 在保持口径 D 或者焦距 f 不变的情况下, PSF 随系统 F 数的增大而减小, 意味着获取的旋转衍射模糊图像的模糊量更小。在同样 F 数的情况下, 系统口径增大会使 PSF 增大。

在实际使用中, 为保证进光量, 系统口径不能太

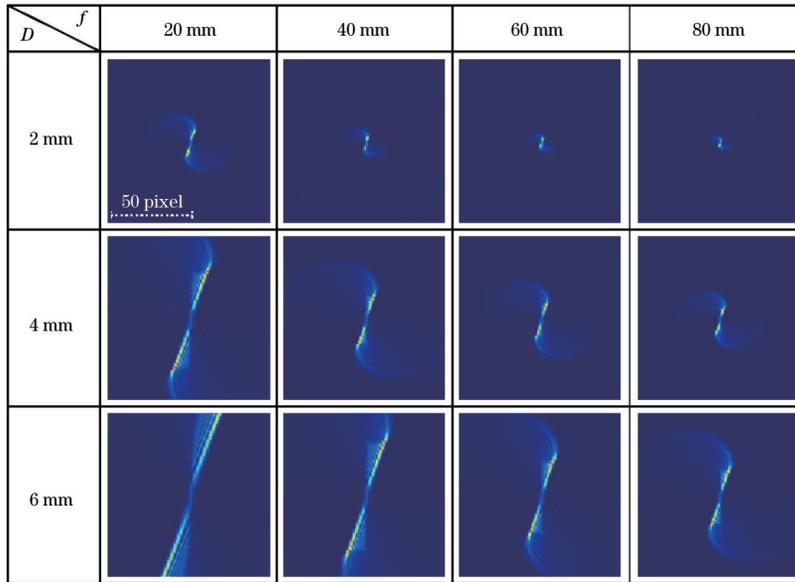


图 3 衍射元件的不同设计参数对应的 PSF 在 460 nm 处的表现

Fig. 3 PSFs corresponding to DOEs with different design parameters simulated at 460 nm

小,在口径确定的情况下,为了保证初始图像的空间分辨率,系统 PSF 的像素规模不能太大,意味着系统 F 数不能太小。考虑 $F = f/D$, 要想保持较大的 F 数,且不缩小系统口径 D , 增大系统焦距 f 是唯一选择,但是增大焦距又会带来系统相对孔径减小、感光能力变弱等问题。为了缩小系统的像方成像距离,提高系统的感光能力,将传统的折射透镜与衍射元件组合,提出了折衍射混合的光学系统,并在理论上验证折衍射混合系统的可行性。

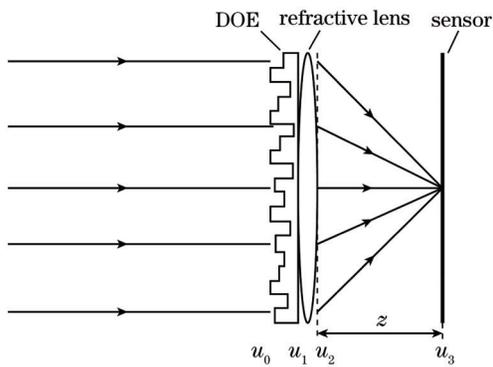


图 4 折衍射混合光学系统成像模型示意图

Fig. 4 Schematic diagram of imaging model of refractive-diffractive hybrid optical system

考虑如图 4 所示的折衍射混合系统,在衍射元件后方紧靠衍射元件处放置一个折射透镜,其焦距为 f_{lens} , 利用与前文相同的分析方法进行前向传播,经过折射透镜的相位调制之后,折射透镜后表面的光场复振幅为

$$u_2(x', y') = A(x', y') \exp\{i[\phi_0(x', y') + \phi_h(x', y') + \phi_{\text{lens}}(x', y')]\}, \quad (19)$$

式中: $\phi_{\text{lens}}(x', y')$ 为折射透镜的相位调制项。取折射

透镜为理想透镜,则折射透镜的相位调制项可以写为

$$\phi_{\text{lens}}(x'^2 + y'^2) = \exp\left[-i \frac{k}{2f_{\text{lens}}}(x'^2 + y'^2)\right] = \exp\left[-i \frac{\pi}{\lambda f_{\text{lens}}}(x'^2 + y'^2)\right]. \quad (20)$$

同样地,经过距离为 z 的非涅耳衍射传播到传感器平面的光场为

$$p_s(x, y) \propto \left\{ \mathcal{F} \left\{ \exp[i\phi_h(x', y')] \cdot \exp\left[\frac{ik}{2} \left(\frac{1}{z} - \frac{1}{f_{\text{lens}}}\right) (x'^2 + y'^2)\right] \right\} \right\}^2. \quad (21)$$

引入等效焦距 f_{equiv} 的概念,用来表示当前折衍射混合系统的成像距离下等效的单个衍射元件的成像焦距, f_{equiv} 的计算公式为

$$\frac{1}{f_{\text{equiv}}} = \frac{1}{z} - \frac{1}{f_{\text{lens}}}. \quad (22)$$

在折衍射混合系统中使用正透镜, $f_{\text{lens}} > 0$, 显然可以得出 $z < f_{\text{equiv}}$, 说明在成像模型中引入正透镜可以在相同的通光口径下减小系统组合焦距、增大相对孔径、提高感光能力。

为了说明折衍射混合系统的作用,下面辅以详细参数,取衍射元件口径为 5 mm, 焦距为 100 mm, 则在不使用折衍射混合系统方案的情况下,系统的后截距为 100 mm, 若使用折衍射混合系统方案,取折射透镜焦距 $f_{\text{lens}} = 40$ mm, 则可以将系统的长度由 $f_{\text{equiv}} = 100$ mm 缩短至 $z = 1/(1/100 + 1/40)$ mm, 即约 28.57 mm。折衍射混合系统可以在 28.57 mm 甚至更小的后截距情况下完成等效焦距为 100 mm 的成像效果。图 5 中展示了仅使用单个焦距为 100 mm 的衍射元件, 以及焦距为 100 mm 的衍射元件和焦距为 40 mm 的透镜组合

成的衍射混合光学系统在部分谱段的 PSF 对比情况。图 5 中 f_{DOE} 表示 DOE 的焦距。

图 5(a) 为衍射混合光学系统的结构示意图, 图 5(b) 为衍射混合光学系统在部分谱段的 PSF。图 5(c) 为传统旋转衍射成像系统示意图, 图 5(d) 为传统旋转衍射成像系统在部分谱段对应的 PSF。对两种系

统在各个谱段的 PSF 进行结构相似度的计算, 计算结果表明所有谱段 PSF 的结构相似度均大于 0.999, 说明衍射混合系统并没有改变系统原有的 PSF 表现, 其作用在于有效缩短系统后截距、增大相对孔径、提高感光能力。

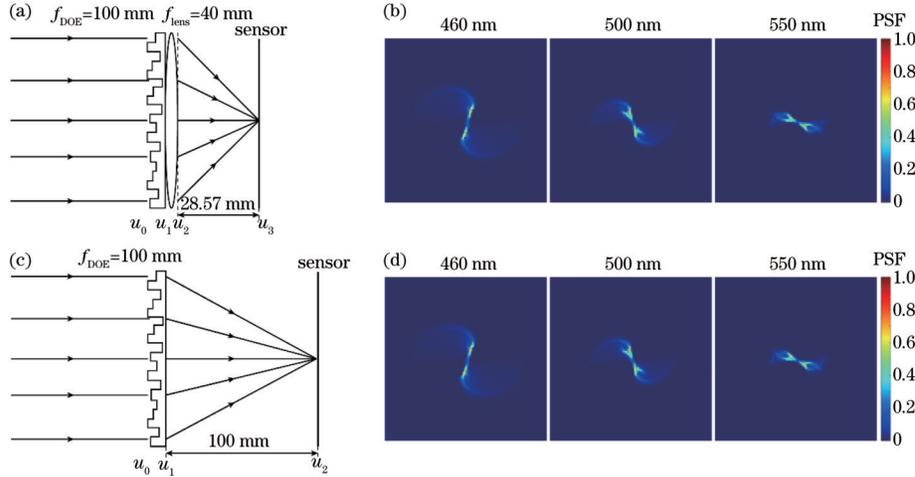


图 5 传统旋转衍射成像系统和衍射混合系统示意图以及 460, 500, 550 nm 处的 PSF。(a) 衍射混合系统示意图; (b) 衍射混合系统在 460, 500, 550 nm 处的 PSF; (c) 传统旋转衍射成像系统; (d) 传统旋转衍射成像系统在 460, 500, 550 nm 处的 PSF

Fig. 5 Schematic diagrams of traditional diffractive rotation imaging system and refractive-diffraction hybrid optical system, and PSFs at 460, 500, and 550 nm. (a) Schematic diagram of refractive-diffraction hybrid optical system; (b) PSFs of refractive-diffraction hybrid optical system simulated at 460, 500, and 550 nm; (c) schematic diagram of traditional diffractive rotation imaging system; (d) PSFs of traditional diffractive rotation imaging system simulated at 460, 500, and 550 nm

3.2 前置望远系统设计

为了将旋转衍射光谱成像技术应用于远距离成像场景, 尤其应用在深空探测中, 提出在衍射混合系统前面设计一个前置望远系统的方法。前置光学系统可以增大系统的通光量, 提升系统对发光较弱目标的探

测能力, 同时也可以增大系统的极限分辨角, 提高对目标的分辨能力。将前置光学系统和衍射混合光学系统进行组合, 得到如图 6 所示的完整的面向远距离探测应用场景的旋转衍射高光谱成像系统。

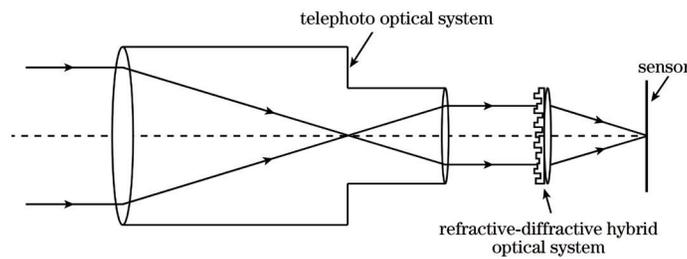


图 6 面向远距离探测应用场景的旋转衍射成像系统示意图

Fig. 6 Schematic diagram of diffractive rotation imaging system for long-distance detection application scenarios

为了论证添加前置望远系统的可行性, 首先以出瞳直径为 5 mm、视觉放大率为 6 倍、视场角为 $3.7^\circ \times 3.7^\circ$, 设计了一个如图 7(a) 所示的前置望远系统。随后对前置望远系统的波像差进行分析, 并将含有前置望远系统像差的波前导出, 作为衍射混合成像系统的输入, 分析前置望远系统的像差对系统 PSF 的影响, 此时成像模型的输入不再是理想的平面波。

采用入射光角度为 1.56° 、工作波长为 546.1 nm 时如图 7(b) 所示的波前代表前置光学系统的像差, 该

波前的峰谷值 (PV) 为 1.2465λ , 均方根 (RMS) 为 0.3200λ 。图 7(c1)~(c5) 为没有像差时的 PSF。将波前图换算为相位因子代入成像模型, 得到如图 7(d1)~(d5) 所示的部分谱段 PSF。与图 7(c1)~(c5) 所示的没有像差时的 PSF 相比, 有像差时的 PSF 在旋转角度和形状上稍有变化, 但是整体仍然呈现出明显的旋转特性。

值得注意的是, 实际使用系统时会对系统的 PSF 进行标定, 所以前置光学系统的像差所带来的 PSF 形

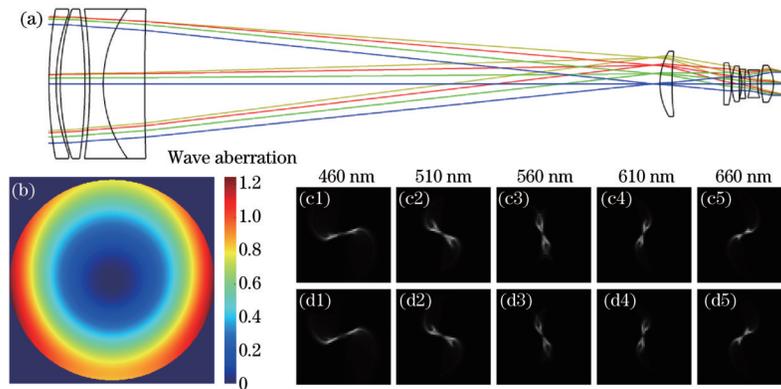


图7 前置光学系统示意图及其波前和PSF。(a)前置光学系统设计结果图;(b)前置光学系统在入射光角度为 1.56° 、工作波长为 546.1 nm 处的波前图;(c1)~(c5)没有像差时的PSF;(d1)~(d5)有前置光学系统像差时的PSF

Fig. 7 Schematic diagram of telephoto optical system in front and wavefront and PSF of this system. (a) Design results of optical system in front; (b) wavefront of optical system in front at incident light angle of 1.56° and wavelength of 546.1 nm ; (c1)~(c5) PSFs without aberration; (d1)~(d5) PSFs with aberration of optical system in front

变并不会对成像质量造成影响,仅需在数据集的构建以及重建过程中使用实际标定所得PSF即可。

4 实验与讨论

4.1 实验细节与结果

为了验证折衍射混合方法的有效性,开展了仿真和实拍实验。首先使用一片衍射元件、一个双胶合正透镜和一台CMOS相机组成了如图8(a)所示的旋转衍射高光谱相机。其中衍射元件通过离子束刻蚀和3

次套刻加工得到,衍射元件的设计波长为 $460\sim 700\text{ nm}$ 。为了平衡光谱精度和空间分辨率的关系^[21],选取设计周期数 $N=2$,设计焦距为 100 mm ,口径为 5 mm 。利用焦距约为 40 mm 的双胶合透镜与衍射元件组成如图8(b)所示的折衍射混合光学镜头。使用的相机型号为Allied Vision供应的Manta G-419,像素间隔为 $5.5\text{ }\mu\text{m}$,调整折衍射混合光学模块与探测器平面的间距,使在平行光场入射条件下像面上的PSF呈现出清晰的旋转特性。

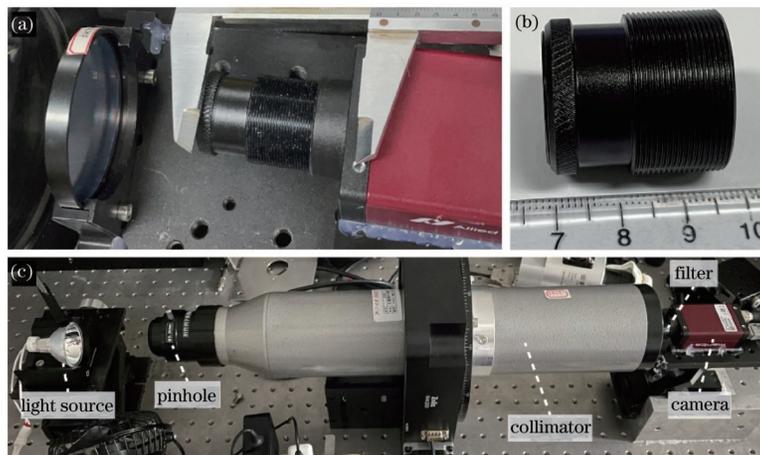


图8 系统实物图。(a)旋转衍射高光谱相机;(b)折衍射混合镜头;(c)PSF标定系统

Fig. 8 Experimental system diagram. (a) Hyperspectral camera based on diffractive rotation; (b) refractive diffractive hybrid lens; (c) PSF calibration system

由于重建过程需要大量数据集的驱动,获取实拍的退化图像-高光谱图像数据对需要复杂的光学系统以及繁杂的图像配准、裁剪等图像后处理步骤。为了简化这一数据集的构建工作,使用公开的高光谱数据集结合系统的退化模型来仿真生成旋转衍射模糊图像。如式(10)所示,在图像的退化过程中,退化矩阵与光源光谱、相机传感器响应曲线、系统PSF有关。

为了得到系统的退化矩阵,生成退化图像,搭建了

如图8(c)所示的PSF标定系统,整个系统自左到右分别为卤素光源、带有针孔的平行光管、窄带滤光片以及旋转衍射高光谱相机。卤素光源用于照亮平行光管的针孔,具有连续且宽广的光谱范围;带有针孔的平行光管用于产生平行入射光场,窄带滤光片的通带半峰全宽为 10 nm ,中心谱段以 10 nm 为间隔从 460 nm 递增至 700 nm 。在PSF标定过程中,切换不同的窄带滤光片,并保持相机参数设置不变,则可得到如图9所示的

形状相似且随光谱波段变化而旋转的 PSF。

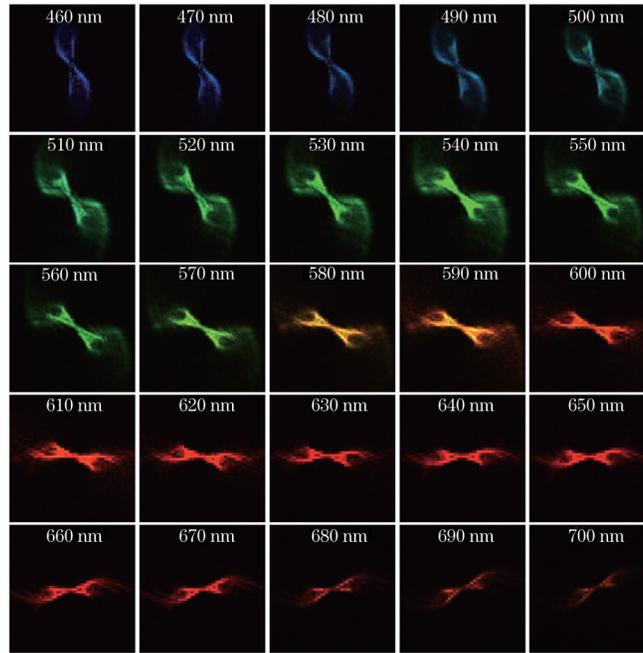


图9 标定所得系统 PSF

Fig. 9 PSFs measured by calibration

标定得到的 PSF 是光源光谱、成像系统 PSF 以及传感器响应共同作用的结果。将式(10)所示的图像退化过程重新整理,在与 PSF 标定系统保持相同的照明光源光谱、相同的传感器前提下,旋转衍射模糊图像的生成方法可表示为

$$J_c(x, y) = \sum_{i=1}^{m'} I(x, y; \lambda_i) \otimes k_c(x, y; \lambda_i) / \sum_{i=1}^{m'} k_c(x, y; \lambda_i), \quad (23)$$

式中: $J_c(x, y)$ 表示颜色通道 c 下的旋转衍射模糊图像以及清晰图像; m' 表示高光谱真实图像的光谱通道数量; $I(x, y; \lambda_i)$ 表示在第 i 个光谱通道下的高光谱图像切片, λ_i 为第 i 个光谱通道对应的波长; $k_c(x, y; \lambda_i)$ 表示在第 i 个光谱通道下 c 颜色通道的 PSF。

在构建旋转衍射模糊图像和高光谱图像的数据集时,选取公开的 KAIST 数据集^[22](30 个场景,覆盖波段 400~720 nm,光谱间隔 10 nm)、ICVL 数据集^[16](150 个场景,覆盖波段 400~700 nm,光谱间隔 10 nm)中的 460~700 nm 波段光谱数据和标定所得 PSF 生成旋转衍射模糊图像。由旋转衍射模糊图像与高光谱数据构成数据对,多组数据对构成旋转衍射高光谱数据集,用于后续的神经网络重建过程,从 KAIST 数据集中挑选 9 个场景作为仿真测试场景,其余作为训练场景。

使用上述构建的旋转衍射高光谱数据集与 2.2 节中的重建算法对神经网络进行训练和测试。在训练过程中,将数据集中的训练场景裁剪为 $256 \times 256 \times 25$ 的图像块,其中 256 为图像空间尺度,25 为光谱通道数,设置学习率为 0.0001,每 5 个 epoch 学习率减半。对仿真测试场景进行重建,得到如图 10 所示的重建结果。

图 10(a) 为生成的旋转衍射模糊图像及局部细

节,图 10(b) 为重建光谱数据立方体的可视化 RGB 图像及局部细节,图 10(c) 为 ground truth 光谱数据立方体的可视化 RGB 图像及局部细节,图 10(d) 为重建光谱数据立方体在各个谱段的图像。从图中可以发现,物体的空间细节信息得到很好的恢复,光谱特征明显。为了定量评价重建结果的光谱精度,对标准 24 色卡的部分色块重建结果进行分析,分析结果如图 11 所示。

标准 24 色卡的重建结果中 RGB 可视化图像及对应色块的光谱曲线如图 11 所示,从图中可以看出,重建结果的光谱曲线与 ground truth 的光谱曲线基本保持一致,4 个色块的光谱曲线均方根误差分别为 0.0205, 0.0360, 0.0441, 0.0196, 具有较高的光谱精度。

为了进一步验证旋转衍射高光谱相机对实际物体的成像性能,使用卤素光源对拍摄场景进行照明,使用 1 ms 的曝光时间拍摄得到如图 12(a) 所示的旋转衍射模糊图像,使用标定得到的 PSF 及训练好的神经网络对旋转衍射模糊图像进行重建,重建结果的 RGB 可视化图像如图 12(b) 所示。对比图 12(a) 和 12(b) 可得:原始模糊图像被重建之后的空间分辨率得到一定的提升。选取 24 色卡中的 3 个色块,这 3 个色块的光谱曲线如图 12(d) 所示,从光谱曲线图可以看出重建结果的光谱特征与趋势基本正确,重建结果的单谱段图像如图 12(c) 所示。

4.2 讨论

实验过程中使用建立的图像退化模型来生成旋转衍射模糊图像,以构建数据集。退化过程中使用标定 PSF 的方式来获得退化矩阵,这一做法的好处是可以将光源的光谱、成像系统的 PSF、衍射元件的加工误差、前置系统以及后置透镜的像差、系统装配误差、相



图 10 仿真重建结果。(a)生成的旋转衍射模糊图像;(b)重建光谱数据全谱段可视化图像;(c)标准数据集全谱段可视化图像;(d)各个光谱通道的图像

Fig. 10 Simulation reconstruction results. (a) Generated blurred image with diffractive rotation; (b) full-spectrum visualization image of reconstructed spectral data; (c) full-spectrum visualization image of standard dataset; (d) image corresponding to each spectral channel

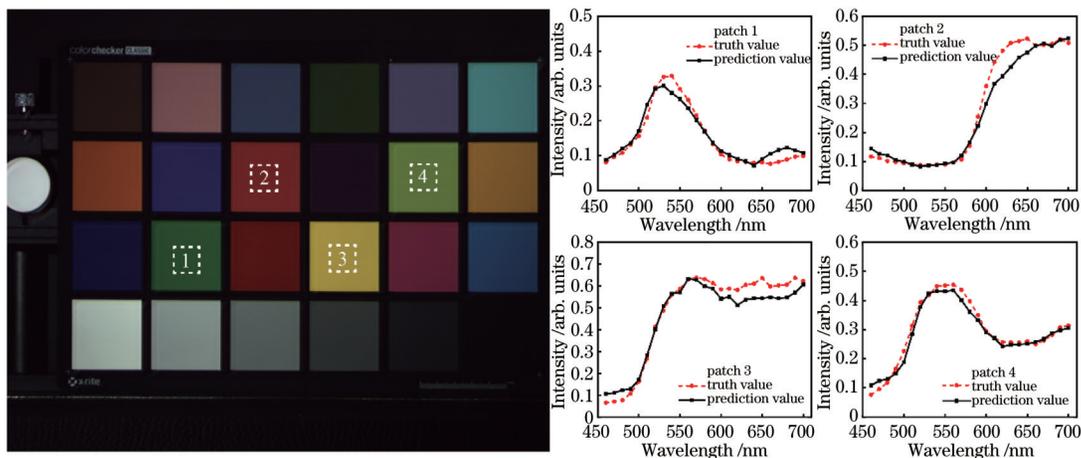


图 11 重建结果光谱曲线

Fig. 11 Spectral curves of reconstructed results

机的响应等因素都考虑进来。但是,标定过程中也存在一些其他可能带来误差的步骤,例如:窄带滤光片并不是严格的带通滤光片,会存在一定的通带展宽;对滤光片进行切换时可能会对标定光路造成微小的变动;采集到的 PSF 会带有噪声,不同通道的 PSF 中心会发生偏移。

另外,在实际成像中,目标物体上一点发出的入射光场并不是严格的平行光,该点在像面上产生的弥散斑情况与标定所得 PSF 会产生差异,从而导致标定 PSF 所建立的退化矩阵并不适合当前距离成像。为了研究实际成像中多少距离才能算“无限远成像”,进行了仿真实验,更改点光源的距离,其他实验参数与第 3 节保持一致,计算有限远成像时系统的 PSF,并与无限

远成像时的 PSF 作比较,计算 25 个光谱通道内两种成像距离 PSF 的结构相似性 (SSIM),并取平均作为评价指标,对比结果如图 13 所示。当点光源距离逐渐增大时,两种 PSF 的 SSIM 也随之变高,当点光源位于较近距离时,PSF 会产生角度的旋转及较大形变,严重影响退化模型的准确性。从图中可以看出,若标定 PSF 时的点光源放置在无限远处,SSIM 大于 0.9 可以忽略 PSF 形变的影响,则实际成像时要保证成像距离大于 15 m 左右。总的来说,在实际成像时需要保证当前成像距离下的 PSF 与标定所得的 PSF 保持一致。对于有限远成像,最好是标定 PSF 时点光源与相机的距离等于实际应用中的成像距离;对于较远距离成像,需要考虑“多少距离才算无限远”这一问题。



图 12 实拍图像的重建结果。(a) 实拍的旋转衍射模糊图像；(b) 重建高光谱图像的 RGB 可视化图像；(c) 单通道光谱图像；(d) 选取色块的光谱曲线

Fig. 12 Reconstruction results of captured images. (a) Captured blurred image with diffractive rotation; (b) RGB visualization image of reconstructed hyperspectral image; (c) single channel spectral image; (d) spectral curves of selected patches

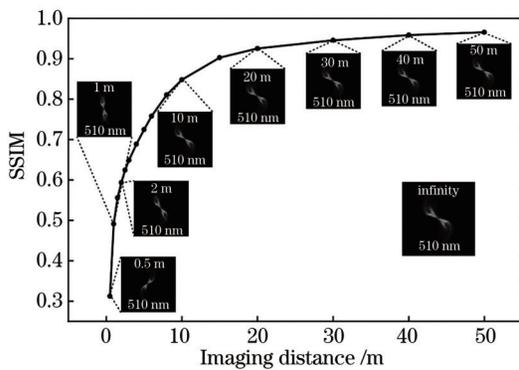


图 13 不同成像距离下的 PSF 与无穷远 PSF 对比

Fig. 13 Comparison of PSFs at different imaging distances and infinity

从图 12 所示的实拍图像的重建结果可以看出,重建结果基本正确,但是重建出来的高光谱图像中含有较多伪纹理,重建的光谱精度有待提升,且实际应用场景的光源光谱等环境要与 PSF 标定系统保持一致。

综上所述,旋转衍射高光谱成像系统的图像重建过程中还存在图像退化模型不够完善、数据集的建立不够准确、向实际应用场景的拓展限制条件较多等问题。

5 结 论

介绍了一种基于旋转衍射机理的快照式高光谱成像系统,该系统具有体积小、重量轻、仅通过单次曝光成像和图像重建就可以获得高光谱数据立方体、适合动态场景成像等特点。为了提高旋转衍射高光谱成像系统的实用性,针对这一技术提出了两种优化方法,分别对后置衍射混合光学系统以及前置光学系统进行

了优化设计,有效控制了获取到的初始图像模糊量,提升了系统的感光能力、空间分辨率和光谱精度,并使其更加适用于深空探测任务。最后通过仿真实验以及结果分析验证了系统和算法的可行性,实验结果表明重建结果不仅具有较高的空间分辨率,也具有较高的光谱精度。后续将进一步完善系统的退化模型、数据集构建方法以及重建算法,以提升系统在实拍实验中的表现,进而提升重建结果的空间分辨率和光谱精度。

参 考 文 献

- [1] Feng Y Z, Sun D W. Application of hyperspectral imaging in food safety inspection and control: a review[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2012, 52 (11): 1039-1058.
- [2] 李江波, 饶秀勤, 应义斌. 农产品外部品质无损检测中高光谱成像技术的应用研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(8): 2021-2026.
Li J B, Rao X Q, Ying Y B. Advance on application of hyperspectral imaging to nondestructive detection of agricultural products external quality[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(8): 2021-2026.
- [3] 高升, 王巧华, 付丹丹, 等. 红提糖度和硬度的高光谱成像无损检测[J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1030004.
Gao S, Wang Q H, Fu D D, et al. Nondestructive detection of sugar content and firmness of red globe grape by hyperspectral imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1030004.
- [4] 安赛日丁·艾尔肯, 买买提·沙吾提, 李金朝. 基于冠层光谱特征的长绒棉叶绿素含量估算[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(5): 0530001.
Arkin A, Sawut M, Li J Z. Estimation of chlorophyll content of long-staple cotton based on canopy spectrum

- characteristics[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(5): 0530001.
- [5] Kulcke A, Holmer A, Wahl P, et al. A compact hyperspectral camera for measurement of perfusion parameters in medicine[J]. *Biomedizinische Technik*, 2018, 63(5): 519-527.
- [6] Zhang Y G, Migliavacca M, Penuelas J, et al. Advances in hyperspectral remote sensing of vegetation traits and functions[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 252: 112121.
- [7] 李盛阳, 刘志文, 刘康, 等. 航天高光谱遥感应用研究进展(特邀)[J]. *红外与激光工程*, 2019, 48(3): 0303001.
Li S Y, Liu Z W, Liu K, et al. Advances in application of space hyperspectral remote sensing (invited)[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(3): 0303001.
- [8] Hagen N, Kudenov M W. Review of snapshot spectral imaging technologies[J]. *Optical Engineering*, 2013, 52(9): 090901.
- [9] 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.
- [10] Jeon D S, Choi I, Kim M H. Multisampling compressive video spectroscopy[J]. *Computer Graphics Forum*, 2016, 35(2): 467-477.
- [11] 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): 461-468.
- [12] Zhang W Y, Song H Y, He X, et al. Deeply learned broadband encoding stochastic hyperspectral imaging[J]. *Light: Science & Applications*, 2021, 10: 108.
- [13] 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): 117.
- [14] 李勇, 金秋雨, 赵怀慈, 等. 基于改进残差密集网络的高光谱重建[J]. *光学学报*, 2021, 41(7): 0730001.
Li Y, Jin Q Y, Zhao H C, et al. Hyperspectral image reconstruction based on improved residual dense network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(7): 0730001.
- [15] 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. New York: IEEE Press, 2018: 1052-1060.
- [16] Arad B, Ben-Shahar O. Sparse recovery of hyperspectral signal from natural RGB images[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 9911: 19-34.
- [17] Zhang K, Zuo W M, Gu S H, et al. Learning deep CNN denoiser prior for image restoration[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2808-2817.
- [18] Dong W S, Wang P Y, Yin W T, et al. Denoising prior driven deep neural network for image restoration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(10): 2305-2318.
- [19] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. *Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [20] Zhang J, Ghanem B. ISTA-net: interpretable optimization-inspired deep network for image compressive sensing[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 1828-1837.
- [21] 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.
- [22] 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): 218.

约稿专家简介:



徐之海(1964—), 博士, 浙江大学求是特聘教授、博导。1996年获浙江大学光电与科学仪器工程学系光学工程博士学位。中国宇航学会空间遥感专业委员会副主任委员。研究方向为光学成像技术及工程、光学遥感。主持承担了国家自然科学基金4项, 国家探月与行星探测工程光学载荷研制项目3项, 装备/民用航天预研和国防基础科研项目4项。出版学术专著3部, 近5年来发表学术论文100余篇, 其中SCI/EI收录60余篇; 授权国家发明专利50余项。获国防技术发明奖一等奖1项, 浙江省科学技术进步奖二等奖2项。获“探月工程嫦娥四号突出贡献者”“浙江省有突出贡献的中青年专家”“浙江省高校优秀教师”等荣誉称号。E-mail: xuzh@zju.edu.cn。