

# 光学学报

## 干涉成像光谱仪空谱信息同步复原方法

朱锋<sup>1,2,3</sup>, 安军社<sup>1\*</sup>, 施海亮<sup>3</sup>, 熊伟<sup>3</sup>, 王先华<sup>3</sup>

<sup>1</sup>中国科学院国家空间科学中心复杂航天系统电子信息技术重点实验室, 北京 100190;

<sup>2</sup>中国科学院大学, 北京 100049;

<sup>3</sup>中国科学院合肥物质科学研究院安徽光学精密机械研究所, 安徽 合肥 230031

**摘要** 以干涉高光谱成像模型为基础, 提出一种结合先验约束的空谱信息同步复原模型, 通过非负低秩特性和全变分 (TV) 正则项分别约束复原高光谱图像的谱间强相关性和空间分段平滑特性, 并采用  $L_1$  范数和 Frobenius 范数分别对干涉数据中的稀疏性噪声和高斯噪声进行建模。模拟和真实干涉数据的对比实验验证了所提方法的有效性。相比于传统的干涉数据复原方法, 所提方法在准确复原目标光谱信息的同时, 能够有效地消除干涉图混合噪声的退化影响, 从而提高复原高光谱图像的数据质量。

**关键词** 光谱学; 干涉成像光谱仪; 光谱复原; 低秩; 全变分; 正则化

中图分类号 TH744

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.2430001

### Simultaneous Spatial and Spectral Information Recovery for Interferometric Imaging Spectrometer

Zhu Feng<sup>1,2,3</sup>, An Junshe<sup>1\*</sup>, Shi Hailiang<sup>3</sup>, Xiong Wei<sup>3</sup>, Wang Xianhua<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Key Laboratory of Electronics and Information Technology for Spacing Systems, National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

<sup>2</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

<sup>3</sup>Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Hefei Institute of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, Anhui, China

**Abstract** On the basis of the imaging model of an interferometric imaging spectrometer, a novel model with *a priori* constraints is proposed to recover spatial and spectral information simultaneously. The nonnegative low rank property and total variation (TV) regularization are adopted to constrain the strong spectral correlation and spatial piecewise smoothness of recovered hyperspectral image, respectively. Meanwhile, the sparse noise and Gaussian noise in interferometric data are modeled by the  $L_1$  norm and Frobenius norm, respectively. The effectiveness of the proposed method is verified through comparative experiments on simulated and real interferometric data. Compared with traditional recovery methods for interferometric data, the proposed method not only recovers the spectral information of the object accurately but also effectively eliminates the degradation effect of mixed noise in the interferogram. As a result, the data quality of the recovered hyperspectral image is improved.

**Key words** spectroscopy; interferometric imaging spectrometer; spectral recovery; low rank; total variation; regularization

## 1 引言

干涉成像光谱技术是一种间接光谱成像技术, 通过获取的干涉调制数据来反演目标的光谱信息, 从而获得图谱合一的三维数据立方体<sup>[1]</sup>。与传统的色散型成像光谱仪相比, 干涉成像光谱仪具有多通道和高通

量的优点, 在环境监测、大气遥感、地质勘探等领域有着广泛的应用。然而, 干涉成像光谱数据在采集、传输和存储过程中, 常受仪器设备与外界环境等的影响, 从而产生不同程度的噪声<sup>[2]</sup>, 导致复原高光谱图像空谱信息退化, 严重限制了干涉成像光谱技术的应用范围。因此, 如何从退化的干涉数据中准确地恢复出被测目

收稿日期: 2022-02-21; 修回日期: 2022-04-27; 录用日期: 2022-05-11

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFB0500704)、中科院重点部署项目(ZDRW-KT-2020-3)

通信作者: \*anjunshe@nssc.ac.cn

标的空间和光谱信息是干涉成像光谱技术的关键。

干涉成像光谱技术起源于傅里叶变换光谱学<sup>[1]</sup>,实际上目前干涉成像光谱仪的标准数据处理流程大多沿用傅里叶变换光谱学中成熟的光谱复原技术,包括基线校正、切趾滤波、相位修正、傅里叶变换等数据处理<sup>[3-4]</sup>。传统的光谱复原处理大多采用逐像素的方式,即对每个空间位置的干涉曲线进行单独处理,最后将复原的光谱曲线簇组合为高光谱图像立方体。然而,干涉成像光谱技术由于具有图谱合一的特点,仅在一维度上进行处理容易导致另一个维度上出现伪影和变形,从而引入新的失真。

近年来,结合空谱先验约束的正则化方法在高光谱图像复原领域发展迅速并取得了相当不错的效果<sup>[5]</sup>。此类方法把高光谱图像复原看作一个病态的逆问题,通过引入一定的先验约束来压缩病态问题的解空间。常见的空谱先验约束包括低秩性<sup>[6-7]</sup>、稀疏性<sup>[8]</sup>、全变分(TV)<sup>[9-10]</sup>、非局部相似性<sup>[11]</sup>等,这些约束主要基于通用型高光谱图像的统计特性,而缺少对干涉成像光谱数据适用性的理论分析和实验验证。事实上,对于干涉成像光谱仪而言,其成像链路中的光子噪声、探测器噪声等退化因素直接作用于干涉调制图像<sup>[2]</sup>,在经过光谱复原处理后噪声的统计特性将发生变化,从而增加了对复原高光谱图像去噪的难度。

针对上述问题,本文结合干涉成像光谱仪光谱复原和高光谱图像复原的特点,构建了结合干涉高光谱成像模型和先验约束条件的空谱信息同步复原模型。利用非负低秩特性和TV正则项分别约束复原高光谱图像的谱间强相关性和空间分段光滑特性,同时引入对干涉图脉冲噪声、坏点等非高斯噪声的稀疏约束,使得在准确恢复目标固有空谱信息的同时,能够有效地消除干涉图噪声对复原光谱的退化影响。

## 2 相关工作

### 2.1 低秩先验模型

高光谱图像各波段之间存在很强的相关性,每个像元的光谱特征都可以由少量纯端元光谱线性组成。对于高光谱图像 $\chi \in \mathbb{R}^{M \times N \times K}$ ,其光谱维展开矩阵 $X = \text{unfold}_3(\chi) \in \mathbb{R}^{K \times M \times N}$ 可以分解为 $X = AE$ ,其中, $A \in \mathbb{R}^{K \times p}$ 和 $E \in \mathbb{R}^{p \times M \times N}$ 分别为端元矩阵和丰度矩阵, $p$ 为端元数量, $K, M, N$ 分别为波段数、空间长度和宽度。由于高光谱图像包含的地物光谱类型有限,在大多数情况下 $p \ll K$ ,于是有 $\text{rank}(X) \leq \min(\text{rank}(A), \text{rank}(E)) = p$ ,因此可认为高光谱图像具有光谱低秩特性。

在实际情况中,高光谱图像通常会受到高斯噪声、稀疏性噪声等退化因素的干扰。为了从退化的高光谱数据中恢复出具有低秩特性的无噪图像,Wright等<sup>[12]</sup>提出了RPCA(robust principal component analysis)优化模型,即

$$\min_{X, S} \text{rank}(X) + \lambda \|S\|_0, \text{ s. t. } Y = X + S, \quad (1)$$

式中: $Y \in \mathbb{R}^{K \times M \times N}$ 为观测的退化高光谱图像;

$X \in \mathbb{R}^{K \times M \times N}$ 为具有低秩特性的无噪图像; $S \in \mathbb{R}^{K \times M \times N}$ 为稀疏噪声(条带噪声、脉冲噪声等); $\lambda$ 为正则化参数,用于调节不同正则项的权重; $\text{rank}(\cdot)$ 和 $\|\cdot\|_0$ 分别表示矩阵的秩和 $L_0$ 范数。实际上,式(1)的求解是一个NP-hard的非凸问题,一般可通过凸弛豫转化为以下优化问题<sup>[13]</sup>,即

$$\min_{X, S} \|X\|_* + \lambda \|S\|_1, \text{ s. t. } Y = X + S, \quad (2)$$

式中: $\|\cdot\|_*$ 和 $\|\cdot\|_1$ 分别表示矩阵的核范数和 $L_1$ 范数。

### 2.2 TV正则项

TV正则化模型最早由Rudin等<sup>[14]</sup>提出,用于解决灰度图像的去噪问题。该模型利用图像分段光滑的特性来抑制图像中尖锐的梯度,从而达到平滑噪声和保留图像边缘纹理的效果。对于灰度图像 $X \in \mathbb{R}^{M \times N}$ ,其各向异性的TV正则项定义为

$$\|X\|_{\text{TV}} = \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} (|X_{i,j} - X_{i+1,j}| + |X_{i,j} - X_{i,j+1}|) + \sum_{i=1}^{M-1} |X_{i,N} - X_{i+1,N}| + \sum_{j=1}^{N-1} |X_{M,j} - X_{M,j+1}|. \quad (3)$$

将高光谱图像每个波段视为灰度图像,TV正则项可以扩展为高光谱TV正则项(HTV)。对于高光谱图像 $\chi \in \mathbb{R}^{M \times N \times K}$ ,定义其HTV<sup>[9]</sup>为

$$\|\chi\|_{\text{HTV}} = \sum_{k=1}^K \|\chi(:, :, k)\|_{\text{TV}}, \quad (4)$$

式中: $\chi(:, :, k)$ 为 $\chi$ 第 $k$ 个波段图像。

## 3 干涉成像光谱仪空谱信息同步复原模型

### 3.1 干涉高光谱成像模型

干涉成像光谱仪通过在成像系统中添加干涉分光装置,使得入射光经过调制后在像面上形成干涉图样,其光强分布表示为

$$I(\xi) = \int_0^{+\infty} B(\nu) [1 + \cos(2\pi\nu\xi)] d\nu, \quad (5)$$

式中: $\xi$ 为像面上相应位置对应的光程差(OPD); $\nu$ 为波数; $B(\nu)$ 为波数 $\nu$ 处的光谱分量信号。 $I(\xi)$ 和 $B(\nu)$ 通常也称为干涉图和光谱图。不难发现,略去直流分量后,干涉图和光谱图满足傅里叶余弦变换关系,可用离散傅里叶变换(DCT)表示

$$I(n) = \alpha(n) \sum_{k=0}^{K-1} B(k) \cos \frac{\pi(2k+1)n}{2K} = \sum_{k=0}^{K-1} B(k) C(n, k), \quad (6)$$

式中: $\alpha(n) = \begin{cases} \sqrt{1/K}, & n=0 \\ \sqrt{2/K}, & n \neq 0 \end{cases}$ ;  $I(n)$ 和 $B(k)$ 分别表示长度为 $K$ 的干涉图/光谱图离散序列;

$C \in \mathbb{R}^{K \times K}$ 为DCT矩阵。

在实际情况中,干涉图数据在获取、传输和预处理过程中会受到各种噪声的干扰。假设干涉图噪声为加性噪声,则退化的干涉高光谱成像模型可表示为

$$Y = CB + S + N, \quad (7)$$

式中:  $Y, B \in \mathbb{R}^{K \times M \times N}$  分别为退化干涉图立方体和复原光谱图立方体的光谱维展开矩阵;  $S, N \in \mathbb{R}^{K \times M \times N}$  分别为退化干涉图中的稀疏性噪声(脉冲噪声、坏点等)和高斯噪声。

### 3.2 NLRSTV 空谱同步复原模型

干涉成像光谱仪信息恢复就是通过干涉高光谱成像模型[式(7)],在已知干涉测量数据  $Y$  的基础上求解复原高光谱图像  $B$  的过程。由于噪声等因素的存在,这一过程通常都是病态的。数学上求解此类病态逆问题的有效工具是正则化方法,通过引入合适的先验信息来压缩解空间<sup>[15]</sup>。根据正则化理论,干涉成像光谱仪信息恢复可以通过求解如下最优化问题来实现,即

$$\begin{aligned} (\hat{B}, \hat{S}) = \arg \min_{B, S} f(B) + \lambda g(S), \\ \text{s. t. } \|Y - CB - S\|_F^2 \leq \epsilon, \end{aligned} \quad (8)$$

式中:  $\|Y - CB - S\|_F^2$  为数据保真项,可以视为与高斯噪声相关的惩罚项;  $\|\cdot\|_F$  表示矩阵的 Frobenius 范数;  $\epsilon$  为高斯噪声的噪声水平;  $f(B)$  和  $g(S)$  为正则项,分别用来描述复原高光谱图像和干涉图稀疏噪声的先验信息。

在已有高光谱图像复原方法的研究中,低秩先验和 TV 正则项相结合的方法,如 LRTV 算法<sup>[9]</sup>,对于混

合噪声的去除往往能取得很好的效果。受此启发,本文提出一种结合先验约束的干涉成像光谱仪空谱信息同步复原 NLRSTV (nonnegative low rank-sparse-total variation) 模型,其目标函数描述为

$$\begin{aligned} \min_{B, S} \|B\|_* + \lambda \|S\|_1 + \tau \|\text{fold}_3(B)\|_{\text{HTV}}, \\ \text{s. t. } \|Y - CB - S\|_F^2 \leq \epsilon, \\ B \geq 0, \text{rank}(B) \leq r, \end{aligned} \quad (9)$$

式中:  $\lambda$  为正则化参数,用于限制干涉图噪声的稀疏度;  $\tau$  为控制核范数和 HTV 范数的平衡参数;  $r$  为秩约束;  $\text{fold}_3(\cdot)$  为光谱维展开  $\text{unfold}_3(\cdot)$  的逆运算。

NLRSTV 模型在最优化问题[式(8)]的基础上,引入了对复原高光谱图像  $B$  的非负低秩约束和 TV 正则项,用于保持其谱间强相关性和空间分段光滑特性,同时保证复原光谱的值具有明确的意义。此外,利用  $L_1$  范数和 Frobenius 范数分别对干涉图的稀疏噪声和高斯噪声进行惩罚。在对复原高光谱图像进行去噪时,相比于 LRTV 算法,本文方法能够有效地抑制光谱复原对噪声结构特性的破坏,因而对于干涉图混合噪声的去除能力更强。

### 3.3 模型求解

NLRSTV 模型是一个求解多变量最优化问题的模型,可以采用增广拉格朗日乘子(ALM)法<sup>[16]</sup>进行求解。通过引入冗余变量  $X$  和  $Z$ ,将式(9)等价转化为

$$\begin{cases} \min_{B, S, X, Z} \|B\|_* + \lambda \|S\|_1 + \tau \|X\|_{\text{HTV}} + l_{\mathbb{R}^+}(Z) \\ \text{s. t. } \|Y - CB - S\|_F^2 \leq \epsilon, \text{rank}(B) \leq r, X = \text{fold}_3(B), Z = B \end{cases}, \quad (10)$$

式中:  $l_{\mathbb{R}^+}(x)$  为引导函数,如果  $x \geq 0$ ,  $l_{\mathbb{R}^+}(x) = 0$ , 否则  $l_{\mathbb{R}^+}(x) = \infty$ 。

首先,构建增广拉格朗日函数,

$$\begin{aligned} J(B, S, X, Z, \Theta_1, \Theta_2, \Theta_3) = \min_{B, S, X, Z, \Theta_1, \Theta_2, \Theta_3} \|B\|_* + \lambda \|S\|_1 + \tau \|X\|_{\text{HTV}} + l_{\mathbb{R}^+}(Z) + \\ \langle \Theta_1, Y - CB - S \rangle + \langle \Theta_2, \text{unfold}_3(X) - B \rangle + \langle \Theta_3, Z - B \rangle + \\ \frac{\mu}{2} \left( \|Y - CB - S\|_F^2 + \|\text{unfold}_3(X) - B\|_F^2 + \|Z - B\|_F^2 \right), \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $\mu > 0$  为惩罚参数;  $\Theta_1, \Theta_2, \Theta_3 \in \mathbb{R}^{K \times M \times N}$  为拉格朗日乘子。然后,采用交替迭代的方式,依次选择拉格朗日函数中某一变量进行迭代更新,而其他变量保持不变。特别地,在第  $t+1$  次迭代中,按照以下方式更新变量:

1) 固定其他变量,更新  $B^{(t+1)}$ 。

$$\begin{aligned} B^{(t+1)} = \arg \min_{\text{rank}(B) \leq r} \|B\|_* + \langle \Theta_1^{(t)}, Y - CB - S^{(t)} \rangle + \langle \Theta_2^{(t)}, \text{unfold}_3[X^{(t)}] - B \rangle + \\ \langle \Theta_3^{(t)}, Z^{(t)} - B \rangle + \frac{\mu}{2} \left( \|Y - CB - S^{(t)}\|_F^2 + \|\text{unfold}_3[X^{(t)}] - B\|_F^2 + \|Z^{(t)} - B\|_F^2 \right) = \\ \mathcal{D}_{1/(3\mu)} \left\{ \frac{1}{3} \left\{ C^T(Y - S^{(t)}) + \text{unfold}_3[X^{(t)}] + Z^{(t)} + (C^T \Theta_1^{(t)} + \Theta_2^{(t)} + \Theta_3^{(t)})/\mu \right\} \right\}, \end{aligned} \quad (12)$$

式中:  $\mathcal{D}_\delta(A) = U \text{diag} \left\{ \left[ \max(\sigma_i - \delta, 0) \right]_{1 \leq i \leq r} \right\} V^T$  为奇异值收缩算子;  $U \text{diag} \left[ (\sigma_i)_{1 \leq i \leq r} \right] V^T$  为  $A$  的秩  $r$  奇异值分解。

2) 固定其他变量,更新  $S^{(t+1)}$ 。

$$S^{(t+1)} = \arg \min_S \lambda \|S\|_1 + \langle \Theta_1^{(t)}, Y - CB^{(t+1)} - S \rangle + \frac{\mu}{2} \|Y - CB^{(t+1)} - S\|_F^2 = \mathcal{R}_{\lambda/\mu} \left[ Y - CB^{(t+1)} + \Theta_1^{(t)}/\mu \right], \quad (13)$$

式中:  $\mathcal{R}_\Delta(x) = \text{sign}(x) \times \max(|x| - \Delta, 0)$  为软阈值收缩算子。

3) 固定其他变量, 更新  $\chi^{(t+1)}$ 。

$$\begin{aligned} \chi^{(t+1)} = \arg \min_{\chi} \tau \|\chi\|_{\text{HTV}} + \langle \Theta_2^{(k)}, \text{unfold}_3(\chi) - B^{(t+1)} \rangle + \frac{\mu}{2} \|\text{unfold}_3(\chi) - B^{(t+1)}\|_F^2 = \\ \arg \min_{\chi} \frac{\tau}{\mu} \sum_{k=1}^K \|\chi(:, :, k)\|_{\text{TV}} + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \|\chi(:, :, k) - Q(:, :, k)\|_F^2, \end{aligned} \quad (14)$$

式中:  $Q = \text{fold}_3[B^{(t+1)} - \Theta_2^{(k)}/\mu]$ 。式(14)可以分解为  $K$  个子问题, 每个子问题再由快速梯度投影算法<sup>[17]</sup>进行求解。

4) 固定其他变量, 更新  $Z^{(t+1)}$ :

$$\begin{aligned} Z^{(t+1)} = \arg \min_Z l_{\mathbb{R}^+}(Z) + \frac{\mu}{2} \|Z - B^{(t+1)} + \Theta_3^{(k)}/\mu\|_F^2 = \\ \max(B^{(t+1)} - \Theta_3^{(k)}/\mu, 0). \end{aligned} \quad (15)$$

5) 更新拉格朗日乘子:

$$\begin{cases} \Theta_1^{(t+1)} = \Theta_1^{(t)} + \mu[Y - CB^{(t+1)} - S^{(t+1)}] \\ \Theta_2^{(t+1)} = \Theta_2^{(t)} + \mu\{\text{unfold}_3[\chi^{(t+1)}] - B^{(t+1)}\} \\ \Theta_3^{(t+1)} = \Theta_3^{(t)} + \mu[Z^{(t+1)} - B^{(t+1)}] \end{cases} \quad (16)$$

将上述求解过程进行总结, NLRSTV 算法的流程如图 1 所示。

### NLRSTV algorithm

**Input:** interferogram measurements  $Y \in \mathbb{R}^{K \times M \times N}$ , desired rank  $r$ , regularized parameters  $\tau$  and  $\lambda$ , stopping criteria  $\varepsilon$ , maximum iterations  $k_{\max}$

**Initialization:**  $B = S = Z = 0$ ,  $\mathcal{X} = 0$ ,  $\Theta_1 = \Theta_2 = \Theta_3 = 0$ ,  $t = 1$ ,  $\mu = 10^{-2}$ ,  $\mu_{\max} = 10^6$

**while**  $\max(\|Y - CB^{(t)} - S^{(t)}\|_F^2 / \|Y\|_F^2, \|\text{unfold}_3[\mathcal{X}^{(t)}] - B^{(t)}\|_{\infty}, \|Z^{(t)} - B^{(t)}\|_{\infty}) \leq \varepsilon$  **and**  $t < k_{\max}$  **do**

    Update  $B^{(t+1)}$ ,  $S^{(t+1)}$ ,  $\mathcal{X}^{(t+1)}$ ,  $Z^{(t+1)}$  by Eqs. (12)–(15) respectively;

    Update  $\Theta_1^{(t+1)}$ ,  $\Theta_2^{(t+1)}$  and  $\Theta_3^{(t+1)}$  by Eq. (16);

$\mu \leftarrow \min(1.5\mu, \mu_{\max})$ ;

$t \leftarrow t + 1$ ;

**end while**

**Output:** recovered hyperspectral image  $B = \text{fold}_3(B)$

图 1 NLRSTV 空谱信息同步复原算法的流程

Fig. 1 Flow of NLRSTV simultaneous spatial and spectral information recovery algorithm

## 4 实验与分析

为了验证所提方法的有效性, 分别在模拟和真实的干涉数据上进行实验, 并从主观视觉和客观定量评价两个方面分析复原结果。实验选择两种与 NLRSTV 模型相关的对比方法: 基于离散余弦变换的光谱复原方法(DCT)以及在此基础上的 LRTV 高光谱图像复原方法(DCT+LRTV)。其中, LRTV 模型参数使用文献[9]给出的建议值并手动微调至最佳。

### 4.1 模拟数据实验

实验选取 HYDICE 传感器 Washington DC Mall 数据集的部分子集作为无噪高光谱参考图像, 其数据大小为  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel} \times 191 \text{ pixel}$ 。根据式(5), 对高光谱图像每个像元光谱进行数值模拟并生成仿真干涉图像, 如图 2 所示。对仿真干涉图像数据进行单边采样, 其大小为  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 。

先对仿真生成的干涉图数据进行归一化处理, 再添加高斯噪声和脉冲噪声, 以获得不同类型的退化干涉图立方体, 具体分为以下 6 种情况: (Case 1~4) 添加不同强度的高斯噪声, 分别对应于 20 dB、25 dB、30 dB 和 35 dB 的干涉图信噪比; (Case 5~6) 在 Case 1 和 Case 3 的基础上分别添加密度为 1% 的脉冲噪声。干涉图信噪比的计算公式为

$$R_{\text{SN}} = 10 \lg \left( \frac{\|\chi\|_F^2}{\|H\|_F^2} \right), \quad (17)$$

式中:  $\chi, H \in \mathbb{R}^{M \times N \times K}$  分别为仿真干涉图立方体和高斯噪声;  $\|H\|_F^2 = M \times N \times K \times \sigma^2$ ,  $\sigma^2$  为高斯噪声强度。

使用本文方法和对比方法对上述不同情况下退化干涉数据进行复原, 其中 NLRSTV 模型的参数设置为: 秩约束  $r=6$ , 正则化参数  $\lambda=1/256$ ,  $\tau=0.002$ , 迭代终止准则  $\varepsilon=10^{-4}$ , 最大迭代次数  $k_{\max}=50$ 。采用峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)以及光谱角距离(SAD) 3 个指标对复原结果进行定量评价, 其中: PSNR 和 SSIM 分别从最小均方误差和结构一致性方面描述复原结果和参考图像的相似性, 其值越大, 说明相似性越高; SAD 用于描述复原结果相对于参考图像的光谱失真度, 其值越小, 说明失真度越小。

表 1 给出了不同方法对 6 种情况的定量评价结果, 其中 MPSNR 和 MSSIM 为对所有波段计算 PSNR 和 SSIM 的平均值, MSAD 为对所有像素点计算 SAD 的平均值。从 Case 1~4 的定量评价结果可以看出, DCT+LRTV 和 NLRSTV 方法均能有效提升复原图像的质量, 而且随着干涉图信噪比的降低 (35 dB → 20 dB), NLRSTV 方法相比于 DCT+LRTV 方法的优势更加明显。这主要是因为干涉图中高斯噪声经过光谱复原后变为光谱域中的有色噪

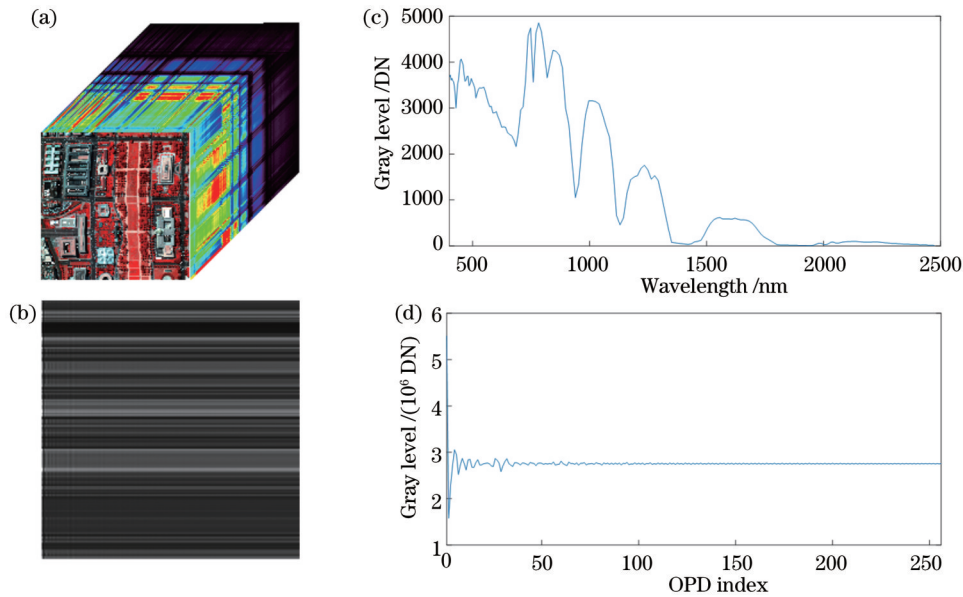


图 2 Washington D.C. 高光谱影像及其仿真干涉图像。(a)原始高光谱影像;(b)仿真空间干涉图像;中心像元处的(c)光谱曲线和 (d)仿真干涉图曲线

Fig. 2 Washington D.C. hyperspectral image (HSI) and its simulated interferogram. (a) Original HSI; (b) simulated spatial-interferogram image; (c) spectral curve and (d) simulated interferogram curve at the center pixel

声, LRTV 模型对于有色噪声的处理有一定的局限性<sup>[18]</sup>, 而 NLRSTV 方法对干涉图噪声进行约束, 在一定程度上规避了对有色噪声的处理, 因此对高斯噪声的去除更为彻底。此外, 对比 Case 5、6 和 Case 1、3 的定量评价结果不难发现, 当干涉图中同时存在高斯噪声和脉冲噪声时, DCT+LRTV 方法的复原效果急剧下降, 而 NLRSTV 方法却几乎不受影响。为了更好地说明这一点, 给出了 Case 6 中不同方法

复原结果在每个波段的 PSNR 和 SSIM 曲线以及每个像素点的 SAD 图像, 分别如图 3 和图 4 所示。可以看到: NLRSTV 方法复原结果在所有波段上的 PSNR 和 SSIM 曲线都明显高于其他两种方法, 说明 NLRSTV 方法的复原结果与参考图像最为相似; 利用 NLRSTV 方法获得的 SAD 图像整体偏暗且没有彩色的斑点, 也验证了 NLRSTV 方法对干涉图稀疏噪声的去除能力较强。

表 1 不同方法复原结果的定量评价

Table 1 Quantitative evaluation of different recovery methods

Method		DCT	DCT+LRTV	NLRSTV
Case 1: Gaussian noise ( $R_{SN}=20$ dB)	MPSNR /dB	16.976	26.317	30.604
	MSSIM	0.179	0.591	0.791
	MSAD /( $^{\circ}$ )	26.513	11.830	11.534
Case 2: Gaussian noise ( $R_{SN}=25$ dB)	MPSNR /dB	19.051	31.912	35.740
	MSSIM	0.307	0.847	0.901
	MSAD /( $^{\circ}$ )	21.090	7.625	7.319
Case 3: Gaussian noise ( $R_{SN}=30$ dB)	MPSNR /dB	23.981	39.194	39.600
	MSSIM	0.515	0.954	0.958
	MSAD /( $^{\circ}$ )	15.294	5.079	4.921
Case 4: Gaussian noise ( $R_{SN}=35$ dB)	MPSNR /dB	28.245	42.696	42.995
	MSSIM	0.699	0.981	0.983
	MSAD /( $^{\circ}$ )	10.311	3.887	3.823
Case 5: Gaussian noise ( $R_{SN}=20$ dB)+ impulse noise (1%)	MPSNR /dB	18.567	19.923	30.134
	MSSIM	0.173	0.318	0.809
	MSAD /( $^{\circ}$ )	28.106	13.561	10.407
Case 6: Gaussian noise ( $R_{SN}=30$ dB)+ impulse noise (1%)	MPSNR /dB	17.932	19.780	39.333
	MSSIM	0.165	0.378	0.958
	MSAD /( $^{\circ}$ )	18.917	7.755	4.694

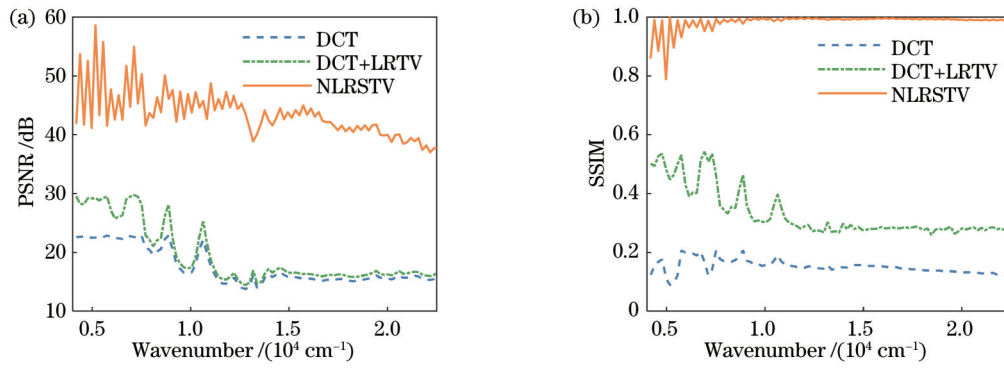


图 3 Case 6 情况下不同方法复原结果在各波段上的 PSNR 和 SSIM 值。(a) PSNR; (b) SSIM  
Fig. 3 PSNR and SSIM values of each band using different recovery methods in Case 6. (a) PSNR; (b) SSIM

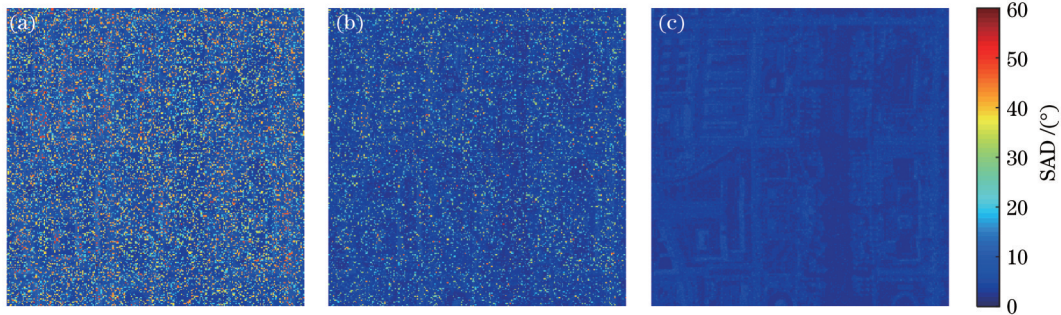


图 4 Case 6 情况下利用不同方法复原结果的 SAD 图像。(a) DCT 方法; (b) DCT+LRTV 方法; (c) NLRSTV 方法  
Fig. 4 SAD images of recovery results using different methods in Case 6. (a) DCT method; (b) DCT+LRTV method; (c) NLRSTV method

图 5 展示了 Case 1 和 Case 6 两种情况下不同方法复原结果的可视化对比。从图 5 可以看到, DCT+LRTV 方法能够在一定程度上去除高斯噪声, 但是对

于混合高斯噪声-脉冲噪声情况的复原效果较差, 这是因为干涉图脉冲噪声经光谱复原后不再具有稀疏性, 不仅会被误认为是低秩信号分量而保留下来, 而且由

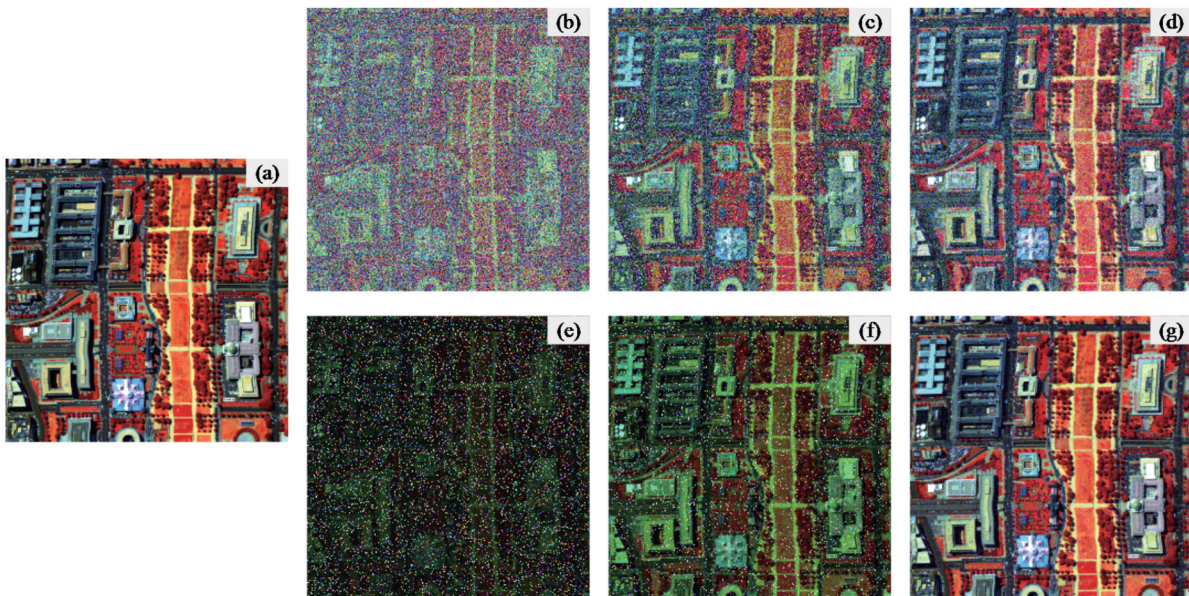


图 5 不同方法对高光谱图像复原结果的可视化对比。(a) 原始高光谱图像; (b)~(d) Case 1 的 DCT、DCT+LRTV、NLRSTV 方法复原结果; (e)~(g) Case 6 的 DCT、DCT+LRTV、NLRSTV 方法复原结果  
Fig. 5 Visual comparison of recovered HSI by different methods. (a) Original HSI; (b)~(d) recovered HSI by DCT, DCT+LRTV, and NLRSTV in Case 1; (e)~(g) recovered HSI by DCT, DCT+LRTV, and NLRSTV in Case 6

于低秩约束具有全局性,还可能会影响整体的复原效果。经比较,无论是在高斯噪声还是在混合高斯噪声-脉冲噪声干扰的情况下,NLRSTV方法均能得到最佳的目视效果,不仅对于干涉图高斯噪声和脉冲噪声的去除更为彻底,在空间细节保持和色彩还原方面也表现较优。

为了更直观地比较不同复原方法对混合噪声的适应能力,在 Case 6 退化干涉图立方体中选取同一地物类型(草地)的 3 个不同位置的像元,其干涉图噪声类

型分别为高斯噪声、高斯噪声+脉冲噪声(零 OPD 近端)以及高斯噪声+脉冲噪声(零 OPD 远端)。图 6 所示为不同方法复原结果中 3 个像元处的光谱特征曲线。干涉图脉冲噪声经光谱复原后相当于在整个谱段叠加了一个余弦信号(其频率高低与脉冲噪声离零 OPD 位置的远近相关),造成复原光谱出现严重失真和变形。相比于 DCT 方法和 DCT+LRTV 方法,NLRSTV 方法能够还原出与参考光谱最相似、最稳定的光谱曲线,展现了其在光谱特征保持方面的优势。

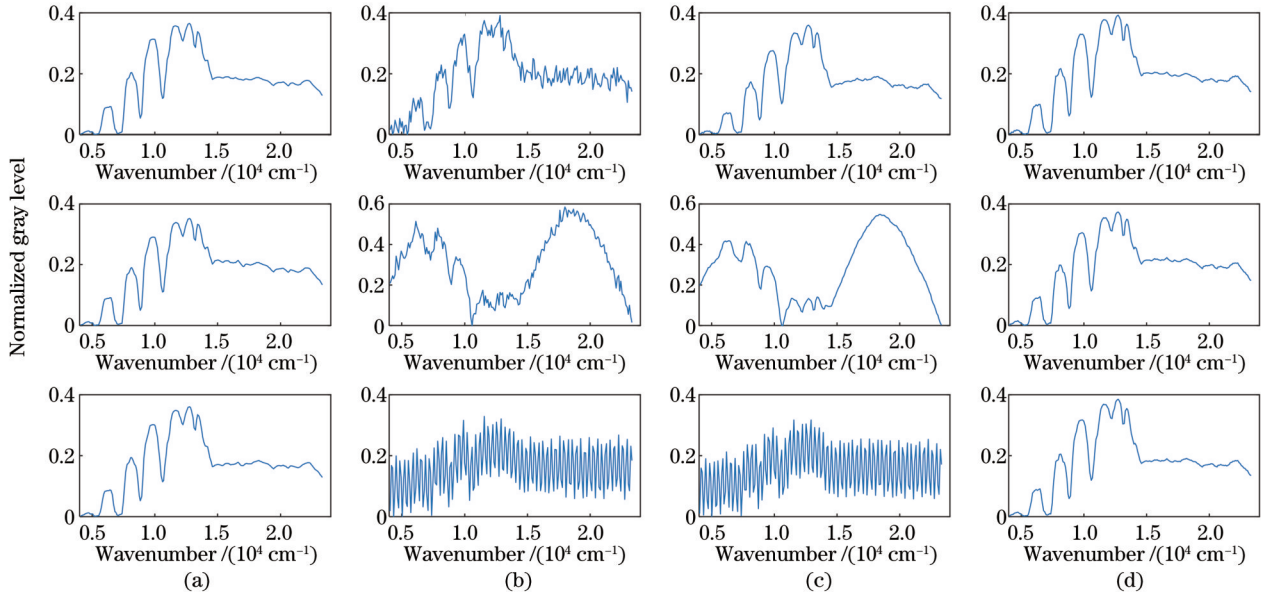


图 6 干涉图噪声对不同方法复原光谱的影响。(a)原始高光谱图像;(b) DCT 方法复原结果;(c) DCT+LRTV 方法复原结果;(d) NLRSTV 方法复原结果

Fig. 6 Influence of interferogram noise on recovered spectrum by different methods. (a) Original HSI; (b) recovered HSI by DCT; (c) recovered HSI by DCT+LRTV; (d) recovered HSI by NLRSTV

### 4.2 真实数据实验

干涉成像光谱仪 IIM<sup>[19]</sup>作为“嫦娥一号”探月卫星有效科学载荷之一,在国际上首次将干涉成像光谱技术应用于深空探测。本文选取 IIM 第 0234 轨部分区域(第 4498~4753 行)的 L<sub>0</sub> 级干涉数据进行实验,数据大

小为 128 pixel×128 pixel×128 pixel。为了方便比较,对于所有方法均采用相同的干涉数据修正处理(如暗电流去除、平场校正、基线校正等)。在此实验中,参数设置如下: $r=6, \lambda=0.001, \tau=0.001, \epsilon=10^{-4}, k_{\max}=50$ 。

图 7 所示为不同方法对 IIM 第 0234 轨数据复原结果

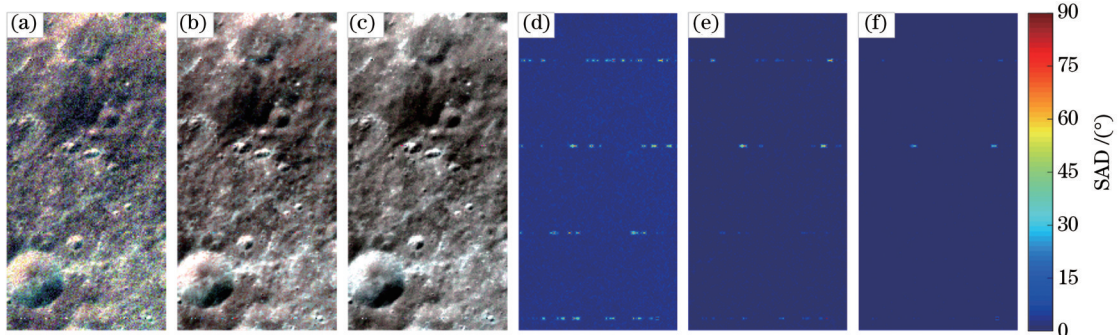


图 7 不同方法对 IIM 第 0234 轨数据复原结果对比。(a) DCT、(b) DCT+LRTV 和 (c) NLRSTV 方法复原结果彩色合成图;(d) DCT、(e) DCT+LRTV 和 (f) NLRSTV 方法复原结果的坏点检测结果

Fig. 7 Comparison of recovery results of IIM Orbit 0234 data using different recovery methods. False-color-composite images of recovery results with (a) DCT, (b) DCT+LRTV, and (c) NLRSTV methods; identification results of bad points of (d) DCT, (e) DCT+LRTV, and (f) NLRSTV methods

果的可视化对比。从图 7(a)~(c)的假彩色合成图中可以明显看出,DCT+LRTV方法和NLRSTV方法都能去除高斯噪声,图像视觉效果明显提升。此外,采用基于光谱角的坏点检测方法<sup>[20]</sup>,具体步骤为:采用 $3 \times 3$ 的滑动窗口,计算每个像元光谱与邻域像元的中值光谱之间的SAD,SAD值高于预设阈值的像元即为坏点。图 7(d)~(f)所示为 3 种方法复原结果的坏点检测结果,通过对比可以发现NLRSTV方法对坏点的去除效果更好。

信噪比是评价高光谱图像质量的一个非常重要的指标。本研究采用文献[21]的方法对复原结果进行信噪比评估,具体步骤为:对所有波段的数据取平均值后得到一幅全色图像,取其灰度值在均值附近 $\pm 2\%$ 的点作为样本点,计算每个波段所有样本点的均值和标准差,将两者相除作为每个波段的信噪比。图 8 所示为不同方法复原结果的信噪比评估结果,其中点线表示 3 种方法在所有波段的平均信噪比。可以看到,NLRSTV方法在所有波段上的信噪比都要高于其他两种方法,尤其在谱段两端信噪比提升更为显著。在平均信噪比方面,NLRSTV方法复原结果相比DCT和DCT+LRTV方法,分别提高了140%和38%。

### 4.3 模型参数分析

如图 1 的算法所示,NLRSTV模型涉及的关键参数有:正则化参数 $\lambda$ 和 $\tau$ ,以及秩约束 $r$ 。在模拟数据实验混合噪声情况下,图 9 所示为NLRSTV模型对各参数的敏感性分析。可以看到:当正则化参数 $\lambda$ 和 $\tau$ 分别

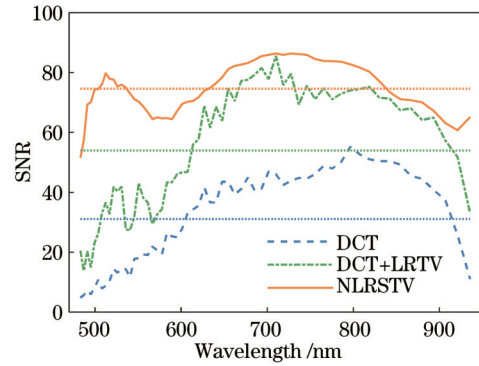


图 8 不同方法复原结果的图像信噪比评估  
Fig. 8 Estimated signal-to-noise ratio of recovered HSI by different methods

取值为 $40/\sqrt{MN}$ 和0.002时,MPSNR、MSSIM和MSAD指标均达到最优;当 $\lambda$ 和 $\tau$ 设置为0时,MPSNR和MSSIM相对较小,MSAD相对较大,从侧面反映了稀疏约束和TV约束的有效性。秩 $r$ 表征复原高光谱图像子空间的维度,当 $r$ 设置为6时,NLRSTV模型的复原效果最优。

图 10 所示为MPSNR、MSSIM以及MSAD值随NLRSTV模型迭代次数的变化情况。可以看到,随着迭代次数的增加,各项指标提升十分明显。当迭代次数超过20后,各项指标均趋于稳定,表明了NLRSTV模型具有良好的收敛性。

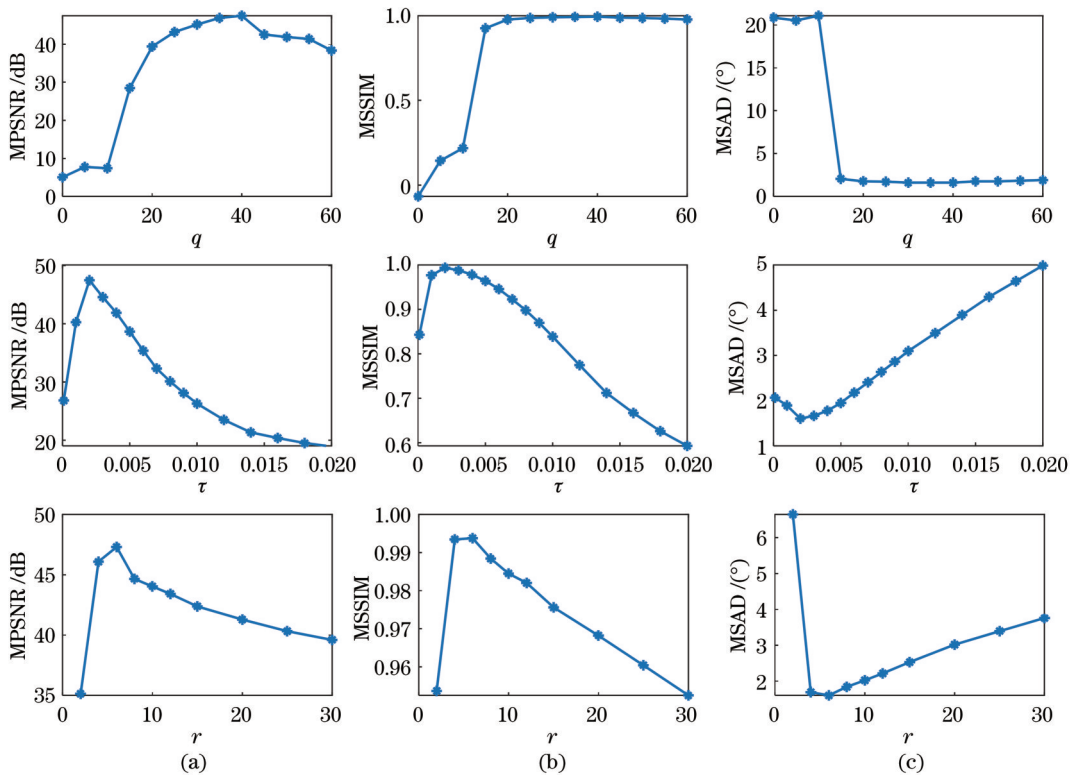


图 9 NLRSTV模型参数的敏感性分析结果。(a) MPSNR;(b) MSSIM;(c) MSAD  
Fig. 9 Sensitivity analysis results of parameters of NLRSTV model. (a) MPSNR; (b) MSSIM; (c) MSAD



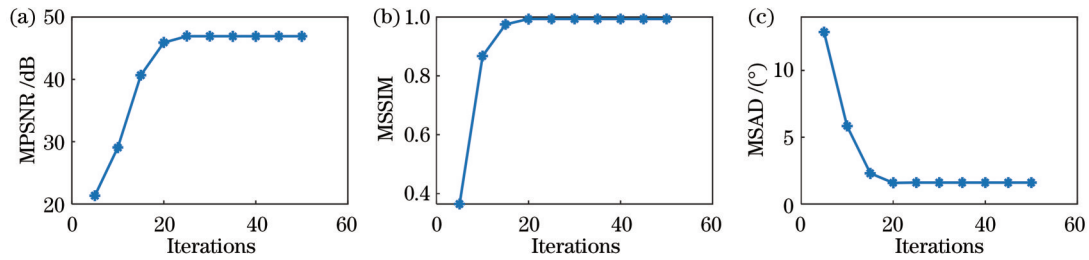


图 10 NLRSTV 模型收敛性分析结果。(a) MPSNR; (b) MSSIM; (c) MSAD

Fig. 10 Convergence analysis results of NLRSTV model. (a) MPSNR; (b) MSSIM; (c) MSAD

## 5 结 论

提出一种基于干涉高光谱成像模型和先验约束条件的干涉成像光谱仪空谱信息同步复原方法 NLRSTV。该方法充分考虑干涉成像光谱技术图谱合一的特点,通过引入非负低秩约束和 TV 正则项同时探索复原高光谱图像的空谱先验信息,并对干涉图噪声施加稀疏约束条件以保持噪声的结构特性,因而能够在复原目标空谱信息的同时,提高对干涉图混合噪声的鲁棒性。模拟数据和真实数据实验结果表明,无论是从目视效果还是从定量评价指标来看,本文方法对复原高光谱影像质量的改善效果都十分明显,这对于干涉高光谱数据应用潜力的提升有着重要的现实意义。值得一提的是,本文方法对噪声的建模仅考虑高斯噪声和脉冲噪声两种退化情况,主要适用于探测器噪声受限的干涉成像光谱仪;而实际情况中还可能会出现光子噪声受限的情况(光子噪声为主要噪声)。如何融合干涉图光子噪声的先验特性,提高复原模型在实际工程中的适用性,是未来需要重点研究的方向。

### 参 考 文 献

- [1] 相里斌, 吕群波, 才敬胜, 等. Fourier 变换成像光谱技术[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(10): 1462-1474.  
Xiangli B, Lü Q B, Cai Q S, et al. Fourier transform imaging spectroscopy[J]. Scientia Sinica: Informationis, 2020, 50(10): 1462-1474.
- [2] 王爽, 相里斌, 李立波, 等. 大孔径静态干涉成像光谱仪光谱信噪比研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(3): 851-856.  
Wang S, Xiangli B, Li L B, et al. Research of spectrum signal-to-noise ratio of large aperture static imaging spectrometer[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(3): 851-856.
- [3] 高乾坤, 刘文清, 张玉钧. 针对湍流噪声的傅里叶光谱数据处理方法[J]. 光学学报, 2021, 41(17): 1730001.  
Gao Q K, Liu W Q, Zhang Y J. Fourier spectrum data processing method for turbulent noise[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(17): 1730001.
- [4] 邓竞蓝, 童晶晶, 高闽光, 等. 基于零阶贝塞尔函数加权的三角窗切趾函数[J]. 光学学报, 2020, 40(3): 0307001.  
Deng J L, Tong J J, Gao M G, et al. Improved triangular window apodization function based on zero-

order Bessel function[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(3): 0307001.

- [5] Rasti B, Scheunders P, Ghamisi P, et al. Noise reduction in hyperspectral imagery: overview and application[J]. Remote Sensing, 2018, 10(3): 482.
- [6] Zhang H Y, He W, Zhang L P, et al. Hyperspectral image restoration using low-rank matrix recovery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(8): 4729-4743.
- [7] Xue J Z, Zhao Y Q, Liao W Z, et al. Nonlocal low-rank regularized tensor decomposition for hyperspectral image denoising[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(7): 5174-5189.
- [8] Lu T, Li S T, Fang L Y, et al. Spectral-spatial adaptive sparse representation for hyperspectral image denoising [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(1): 373-385.
- [9] He W, Zhang H Y, Zhang L P, et al. Total-variation-regularized low-rank matrix factorization for hyperspectral image restoration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(1): 178-188.
- [10] 刘吉, 黄晓慧, 武锦辉, 等. 基于正余弦分解的自适应全变分散斑去噪方法[J]. 中国激光, 2020, 47(10): 1004004.  
Liu J, Huang X H, Wu J H, et al. Adaptive total variation speckle denoising method based on sine-cosine decomposition[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(10): 1004004.
- [11] Bai X, Xu F, Zhou L, et al. Nonlocal similarity based nonnegative Tucker decomposition for hyperspectral image denoising[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(3): 701-712.
- [12] Wright J, Peng Y G, Ma Y, et al. Robust principal component analysis: exact recovery of corrupted low-rank matrices by convex optimization[C]//NIPS'09: Proceedings of the 22nd International Conference on Neural Information Processing Systems, December 7, 2009, Red Hook. Red Hook: Curran Associates Inc, 2009: 2080-2088.
- [13] Candès E J, Li X D, Ma Y, et al. Robust principal component analysis? [J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3): 1-37.
- [14] 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.
- [15] Wadduwage D N, Singh V R, Choi H, et al. Near-common-path interferometer for imaging Fourier-transform spectroscopy in wide-field microscopy[J]. *Optica*, 2017, 4(5): 546-556.
- [16] Lin Z C, Chen M M, Ma Y. The augmented Lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices[EB/OL]. (2010-09-26)[2021-02-01]. <https://arxiv.org/abs/1009.5055v1>.
- [17] Beck A, Teboulle M. Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image denoising and deblurring problems[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(11): 2419-2434.
- [18] He W, Zhang H Y, Zhang L P, et al. Hyperspectral image denoising via noise-adjusted iterative low-rank matrix approximation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(6): 3050-3061.
- [19] 赵葆常, 杨建峰, 常凌颖, 等. 嫦娥一号卫星成像光谱仪光学系统设计与在轨评估[J]. *光子学报*, 2009, 38(3): 479-483.
- Zhao B C, Yang J F, Chang L Y, et al. Optical design and on-orbit performance evaluation of the imaging spectrometer for Chang'E-1 lunar satellite[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, 38(3): 479-483.
- [20] 王超, 施润和, 高伟, 等. “嫦娥一号”干涉成像光谱(IIM)数据坏点检测与去除研究[J]. *中国科学: 物理学 力学 天文学*, 2013, 43(11): 1448-1456.
- Wang C, Shi R H, Gao W, et al. Bad pixel identification and replacement research for Chang'E-1 IIM data[J]. *Scientia Sinica: Physica, Mechanica & Astronomica*, 2013, 43(11): 1448-1456.
- [21] 解培月, 杨建峰, 薛彬, 等. 干涉成像光谱仪等波长光谱重建方法研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(3): 848-852.
- Xie P Y, Yang J F, Xue B, et al. Research on an equal wavelength spectrum reconstruction method of interference imaging spectrometer[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(3): 848-852.