

# 光学学报

## 基于低秩约束惩罚最小二乘的干涉图基线校正方法

朱锋<sup>1,2,3</sup>, 安军社<sup>1\*</sup>, 施海亮<sup>3</sup>, 叶函函<sup>3</sup>, 李志伟<sup>3</sup>, 王先华<sup>3</sup>, 熊伟<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** 提出一种基于低秩约束惩罚最小二乘(LRPLS)的基线校正方法。利用惩罚最小二乘模型综合考虑拟合基线对于干涉图的保真度和平滑度的影响,同时引入有效干涉图和噪声的低秩-稀疏先验约束条件,从而构建联合低秩矩阵恢复和惩罚最小二乘的正则化框架,并采用基于增广拉格朗日乘子的迭代优化算法进行求解。在“嫦娥一号”卫星干涉成像光谱仪(IIM)数据上的实验表明,所提方法在去除基线的同时,能够保留干涉图的有效信息。相比于现有的基线校正方法,所提方法具有更好的稳定性和抗噪能力;校正后复原高光谱影像得到显著提升,对于改善干涉成像光谱仪数据质量具有较高的实际应用价值。

**关键词** 光谱学; 干涉成像光谱仪; 基线校正; 光谱复原; 惩罚最小二乘; 低秩矩阵恢复

中图分类号 TH744

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1430001

### Interferogram Baseline Correction Method Based on Low-Rank Constraint and Penalized Least Squares

Zhu Feng<sup>1,2,3</sup>, An Junshe<sup>1\*</sup>, Shi Hailiang<sup>3</sup>, Ye Hanhan<sup>3</sup>, Li Zhiwei<sup>3</sup>, Wang Xianhua<sup>3</sup>,  
Xiong Wei<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** A baseline correction method based on low-rank constraint and penalized least squares (LRPLS) is proposed. This paper comprehensively considers the fitted baseline's fidelity to the interferogram and its own smoothness by using the penalized least squares model. At the same time, the low-rank and sparse prior constraint conditions of the effective interferogram and noise are introduced to build a regularization framework combing the low-rank matrix recovery and penalized least squares, and the solution is carried out by an augmented Lagrangian multiplier based iterative optimization algorithm. The experiments on the data of Chang'e-1 interference imaging spectrometer (IIM) show that the proposed method can retain effective information of the interferogram while removing the baseline. Compared with existing baseline correction methods, the proposed method has better stability and anti-noise ability. In addition, the recovered hyperspectral image significantly improves after baseline correction, which has high practical significance for improving the data quality of IIM.

**Key words** spectroscopy; interference imaging spectrometer; baseline correction; spectrum recovery; penalized least squares; low-rank matrix recovery

收稿日期: 2021-11-16; 修回日期: 2021-12-23; 录用日期: 2022-02-17

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

# 1 引言

干涉成像光谱技术是成像技术与傅里叶变换光谱学的有机结合,具有高光谱分辨率、高光通量和多通道等优点<sup>[1]</sup>,在环境监测、地质勘探、大气遥感等领域有着广泛的应用。通过在成像系统中加入干涉调制组件,干涉成像光谱仪采集目标的干涉调制图像,然后利用干涉图与光谱图之间的傅里叶变换关系复原出目标的光谱信息,最终得到图谱合一的三维数据立方体<sup>[2]</sup>。实际上,仪器采集的干涉图是直流分量和有效干涉图的叠加,由于受到光源均匀性、光路稳定性以及加工装调误差等因素影响<sup>[3]</sup>,直流分量呈现非线性、非均匀频率分布的低频变化趋势<sup>[4]</sup>,将会导致复原光谱产生畸变或伪峰,进而影响后续应用的精度。因此,在进行光谱复原之前,有必要对采集干涉图中的低频噪声进行抑制和消除,从而提取出有效的干涉图信息。这一过程称为干涉图基线校正,也有人称之为消趋势项或者去直流。

目前常见的干涉图基线校正方法主要有差分滤波法、拟合法<sup>[5-6]</sup>和经验模态分解(EMD)法<sup>[7-8]</sup>等。其中差分滤波算法简单、运算速度较快,但受空间频率影响较大,对背景噪声去除不够彻底。针对这一问题,文献[4]提出了一种自适应差分滤波(ADF)方法,该方法能够根据干涉图的空间频率分布动态调整加权均值滤波窗口,对直流趋势项的滤除更为彻底。拟合法需要一定的先验知识来确定拟合模型及参数,最常用的是多项式拟合,通过最小二乘法来确定多项式模型的系数。EMD法将信号分解为本征模态函数(IMF)和趋势项,无需任何先验知识,具有良好的自适应性。需要注意的是,上述方法都是单独对每个像元的干涉曲线进行校正,而没有考虑到相邻像元之间的相关性,通常会导致复原高光谱影像的信噪比较低。

此外,在干涉图的获取过程中常伴随着各种噪声干扰,如脉冲毛刺<sup>[9]</sup>、高斯噪声以及泊松噪声<sup>[10-11]</sup>等。这些噪声不仅在复原后会变为光谱域噪声,还会影响基线校正的效果,从而引入虚假的低频分量。基于此,本文在基线校正的同时考虑干涉图噪声的影响,提出一种基于低秩约束惩罚最小二乘(LRPLS)的基线校正方法,利用惩罚最小二乘模型综合考虑拟合基线对干涉图的保真度以及拟合基线自身的平滑度,并引入有效干涉图的低秩约束以及干涉图噪声的稀疏约束,在有效去除基线的同时,还可以消除干涉图中的混合噪声,从而提升有效干涉图的数据质量。

## 2 相关工作

### 2.1 低秩矩阵恢复

低秩矩阵恢复(LRMR)最早是由Wright等<sup>[12]</sup>提出,也被称为鲁棒主成分分析(RPCA)。假设观测数据矩阵 $Y \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 是由一个低秩矩阵 $L$ 受到噪声矩阵 $S$ 的污染所得,而 $S$ 是一个稀疏矩阵且非零元素可以任意大,LRMR的目标是从 $Y$ 中恢复出低秩矩阵 $L$ ,可

以用如下公式优化问题描述:

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

式中: $\text{rank}(\cdot)$ 为矩阵的秩; $\|\cdot\|_0$ 为 $L_0$ 范数,表示矩阵中非零元素的数量; $\lambda$ 为平衡低秩性和稀疏性的正则化参数。式(1)的求解是一个非凸问题,通常将其弛豫为以下优化问题<sup>[13-14]</sup>:

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

式中: $\|\cdot\|_*$ 为核范数,表示矩阵的奇异值之和; $\|\cdot\|_1$ 为 $L_1$ 范数,表示矩阵元素绝对值之和。

### 2.2 惩罚最小二乘法

惩罚最小二乘法(PLS)是一种运算速度快、连续可控、具备自动插值和快速交叉验证能力的信号平滑方法<sup>[15]</sup>。惩罚最小二乘法可以看作是在最小二乘模型的基础上加上粗糙度惩罚项,通过调节参数使拟合基线与原始信号的保真度及其自身的光滑度之间达到平衡<sup>[16]</sup>。

假设 $y$ 是原始信号, $z$ 是拟合基线,惩罚最小二乘法的代价函数可表示为

$$Q = \sum_i (y_i - z_i)^2 + \lambda \sum_i (\Delta^k z_i)^2, \quad (3)$$

式中: $\sum_i (y_i - z_i)^2$ 反映了拟合基线 $z$ 对原始信号 $y$ 的保真度; $\sum_i (\Delta^k z_i)^2$ 为惩罚项,反映了拟合基线 $z$ 的平滑度; $\Delta^k$ 为 $k$ 阶微分算子; $\lambda$ 为正则化参数,用于平衡保真度和平滑度。

对于有部分元素缺失或者突变的数据片段,通过引入权重矢量 $\omega$ 实现对缺失或者突变数据的自动平滑插值。权重矢量 $\omega$ 由0或1构成,异常数据片段对应的权重值为0,其他有效片段对应的权重值为1。于是,加权惩罚最小二乘的代价函数为

$$Q = \sum_i \omega_i (y_i - z_i)^2 + \lambda \sum_i (\Delta^k z_i)^2. \quad (4)$$

为了简便,将式(4)改写成矩阵形式

$$Q = (y - z)^T W (y - z) + \lambda z^T D_k^T D_k z = \|W^{1/2}(y - z)\|^2 + \lambda \|D_k z\|^2, \quad (5)$$

式中: $W = \text{diag}(\omega)$ 表示以 $\omega_i$ 为对角元素的对角矩阵; $D_k$ 为 $k$ 阶差分矩阵, $D_k z = \Delta^k z$ 。

## 3 LRPLS干涉图基线校正算法

### 3.1 本文模型

干涉成像光谱仪采集的原始干涉图是一个三维数据立方体,包含一维干涉信息和二维空间信息。正如引言所述,原始干涉图由有效干涉图、低频基线和噪声三部分组成,其中噪声按照分布特性又可以分为高密度噪声(如高斯噪声、泊松噪声)和稀疏性噪声(如脉冲噪声、坏点等)。假设原始干涉图立方体为 $Y \in \mathbf{R}^{M \times N \times K}$ , $M \times N$ 表示空间维尺寸, $K$ 表示干涉维光程差采样点数。将 $\Psi$ 视为一个三阶张量,沿着干涉维展开得到矩阵 $Y \in \mathbf{R}^{K \times M \times N}$ 。因此,干涉成像光谱仪的

数据观测模型可以表示为

$$Y = L + B + S + N, \quad (6)$$

式中:  $L$ 、 $B$ 、 $S$  和  $N$  分别为有效干涉图、基线分量、稀疏噪声以及高密度噪声。

根据干涉成像光谱仪的基本原理,有效干涉图  $l(\xi)$  与复原光谱  $r(\nu)$  之间存在傅里叶变换关系,即

$$l(\xi) = \sum_{\nu} r(\nu) \cos(2\pi\xi\nu), \quad (7)$$

式中:  $\xi$  和  $\nu$  分别表示光程差和波数。将式(7)改写成矩阵形式,得到



图 1 干涉图数据立方体的低秩性

Fig. 1 Low-rank property of interferogram data cube

此外,为了尽可能准确地提取有效干涉图信息,基线校正还应满足:1)光滑性约束,即基线要能真实反映原始干涉图整体低频变化趋势;2)保真性约束,即有效干涉图是若干余弦信号的叠加,因此校正后有效干涉图整体变化趋势应关于零值对称。综合上述先验约束条件,本文提出一种基于低秩约束惩罚最小二乘(LRPLS)的干涉图基线校正模型,其目标函数可以描述为

$$\min_{L, B, S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1 + \frac{\alpha}{2} \|DB\|_F^2 + \frac{\beta}{2} \|W(Y - B - S)\|_F^2, \\ \text{s. t. } \|Y - L - B - S\|_F^2 \leq \epsilon, \text{rank}(L) \leq r, \quad (9)$$

式中:下标 F 表示 Frobenious 范数;  $\lambda$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$  为正则化参数,分别用于限制噪声稀疏度、基线平滑度和基线保真度;  $D$  为二阶差分矩阵;  $W$  为权重矩阵;  $\epsilon$  为高密度噪声的噪声水平;  $r$  为秩上限。

$$L = CR, \quad (8)$$

式中:  $C \in \mathbb{R}^{K \times K}$  为傅里叶余弦变换矩阵;  $R$  为复原光谱矩阵。由光谱线性混合模型<sup>[14]</sup>可知,每个像元的光谱特征都可以由少量纯端元线性组成,因此可以得出复原光谱数据具有低秩特性。由于  $\text{rank}(L) \leq \min(\text{rank}(C), \text{rank}(R))$ , 因此有效干涉图也具有低秩特性。图 1 所示为嫦娥一号卫星干涉成像光谱仪(IIM)影像原始干涉图立方体展开矩阵的奇异值分布,可以明显看出干涉图数据具有低秩结构。

LRPLS 模型可以看作是 LRMR 和 PLS 的结合,其中 LRMR 模型用于从原始干涉图中恢复出具有低秩结构的有效干涉图,同时消除干涉图中的混合噪声; PLS 模型则用于提取原始干涉图中的低频基线分量。需要注意的是,PLS 模型需要事先识别异常点的位置来确定权重矩阵,而 LRPLS 模型中异常点被认为是稀疏噪声,通过 LRMR 即可消除,因此无需对异常点进行识别。此外,由于干涉图中主极大附近干涉条纹包含了复原光谱的大部分信息,将这部分的权重设置为 0,以避免由基线过拟合造成的偏差。

### 3.2 模型求解

LRPLS 模型是一个多变量优化问题,可以采用增广拉格朗日算子(ALM)方法进行求解。首先,引入辅助变量  $X$ , 并构建增广拉格朗日函数

$$\ell(L, B, S, X, \Theta_1, \Theta_2) = \|L\|_* + \lambda \|X\|_1 + \frac{\alpha}{2} \|DB\|_F^2 + \frac{\beta}{2} \|W(Y - B - S)\|_F^2 + \\ \langle \Theta_1, Y - L - B - S \rangle + \langle \Theta_2, X - S \rangle + \frac{\mu}{2} (\|Y - L - B - S\|_F^2 + \|X - S\|_F^2), \quad (10)$$

式中:  $\mu > 0$  为惩罚参数;  $\Theta_1$  和  $\Theta_2$  为拉格朗日乘子。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更新而其他变量固定。在第  $t+1$  次迭代中,按照如下方式更新变量。

1) 固定其他变量,更新  $L$ :

$$L^{(t+1)} = \arg \min_{\text{rank}(L) \leq r} \|L\|_* + \frac{\mu}{2} \|L - (Y - B^{(t)} - S^{(t)} + \Theta_1^{(t)}/\mu)\|_F^2 = \mathcal{D}_{1/\mu}(Y - B^{(t)} - S^{(t)} + \Theta_1^{(t)}/\mu), \quad (11)$$

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

2) 固定其他变量,更新  $B$ :

$$B^{(t+1)} = \arg \min_B \frac{\alpha}{2} \|DB\|_F^2 + \frac{\beta}{2} \|W(Y - B - S^{(t)})\|_F^2 + \frac{\mu}{2} \|Y - L^{(t+1)} - B^{(t)} - S^{(t)} + \Theta_1^{(t)}/\mu\|_F^2. \quad (12)$$

式(12)是一个凸优化问题,存在闭合解:

$$B^{(t+1)} = (\mu I + \alpha D^T D + \beta W^T W)^{-1} [(\mu I + \beta W^T W)(Y - S^{(t)}) - \mu L^{(t+1)} + \Theta_1^{(t)}]. \quad (13)$$

3) 固定其他变量,更新  $S$ :

$$S^{(t+1)} = \arg \min_S \frac{\beta}{2} \left\| W(Y - B^{(t+1)} - S) \right\|_F^2 + \frac{\mu}{2} \left( \left\| Y - L^{(t+1)} - B^{(t+1)} - S + \Theta_1^{(t)}/\mu \right\|_F^2 + \left\| X^{(t)} - S + \Theta_2^{(t)}/\mu \right\|_F^2 \right). \quad (14)$$

同样地,式(14)的闭合解为

$$S^{(t+1)} = (2\mu I + \beta W^T W)^{-1} \left[ (\mu I + \beta W^T W)(Y - B^{(t)}) + \mu(X^{(t)} - L^{(t+1)}) + \Theta_1^{(t)} + \Theta_2^{(t)} \right]. \quad (15)$$

4) 固定其他变量,更新  $X$ :

$$X^{(t+1)} = \arg \min_X \lambda \|X\|_1 +$$

$$\frac{\mu}{2} \left\| X - S^{(t+1)} + \Theta_2^{(t)}/\mu \right\|_F^2 = \eta_{\lambda/\mu} \left( S^{(t+1)} - \Theta_2^{(t)}/\mu \right), \quad (16)$$

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

5) 更新拉格朗日乘子:

$$\begin{cases} \Theta_1^{(t+1)} = \Theta_1^{(t)} + \mu(Y - L^{(t+1)} - B^{(t+1)} - S^{(t+1)}) \\ \Theta_2^{(t+1)} = \Theta_2^{(t)} + \mu(X^{(t+1)} - S^{(t+1)}) \end{cases}. \quad (17)$$

将上述求解过程进行总结,得到 LRPLS 基线校正方法的具体流程如图 2 所示。

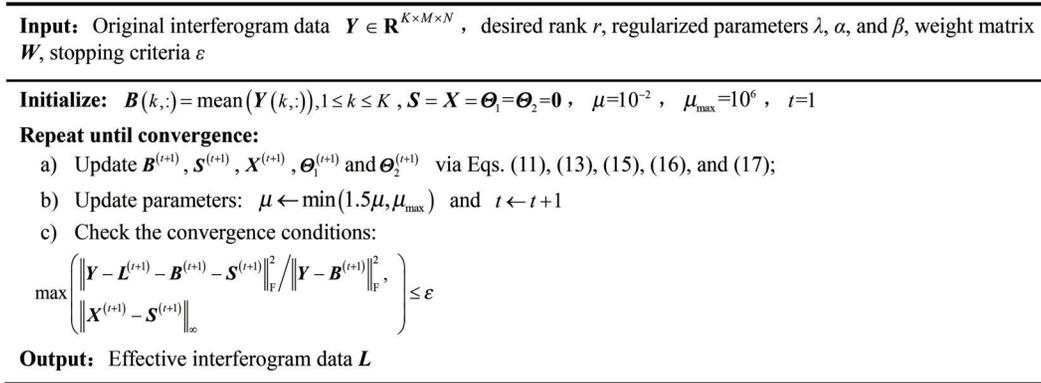


图 2 LRPLS 基线校正算法的流程

Fig. 2 Flow of proposed LRPLS baseline correction algorithm

## 4 实验与分析

### 4.1 实验设定

“嫦娥一号”探月卫星搭载的 IIM<sup>[17]</sup> 是一台基于 Sagnac 的空间调制型干涉成像光谱仪,用于获取月表物质类型的含量与分布<sup>[18]</sup>。每次积分时, IIM 的面阵探测器采集到目标场景一个狭缝的空间干涉(SI)图像(即图像的两个维度分别是干涉维和空间维),通过推扫完成另一个空间维度信息的采集。本文选取 IIM 0234 轨部分区域(第 4600~4727 行)的 L0 级干涉数据进行实验,干涉数据大小为  $128 \times 128 \times 128$ 。原始干涉数据经过暗电流去除、平场校正等处理后,分别采用 ADF 方法、多项式拟合(polyfit)方法、EMD 方法以及所提出的 LRPLS 方法进行基线校正。其中: ADF 方法迭代停止的判据设置为 1.2; polyfit 方法的多项式阶数设置为 6; EMD 方法采用 MATLAB 软件自带的 emd 函数,参数为默认设置值,将 IMF 最后一个分量与趋势项合并作为拟合基线; LRPLS 方法的参数设置如下: 正则化参数  $\lambda = 10^3, \alpha = 4 \times 10^3, \beta = 10^5$ , 秩上限  $r = 6$ , 迭代停止判据  $\varepsilon = 10^{-6}$ , 权重矩阵  $W$  为对角矩阵,其对角线上第 50~78 个元素为 0,其余为 1。

### 4.2 结果分析

图 3 和图 4 所示分别为对 IIM 0234 轨第 4675 行对应空间干涉图以及像元(4675, 27)对应干涉曲线采用

不同方法的基线校正结果对比。可以看到,原始空间干涉图中存在若干异常点。经 ADF 方法校正后异常点及其所在干涉条纹邻近像元的干涉信息均遭到严重破坏,而且存在过拟合,导致部分低频有效信息丢失。不同于 ADF 方法, polyfit 和 EMD 方法属于全局处理方法,校正效果受异常点的影响范围更大,会额外引入虚假的低频信息。此外,由于 EMD 方法的趋势项判据过于严格,校正后有效干涉图中仍残留部分低频基线分量,如图 3(d) 所示。经比较, LRPLS 方法不仅能较好地拟合原始干涉图中低频变化的趋势项,而且能够有效地抑制和平滑异常点噪声,同时较好地保留干涉图中固有的低频细节信息。

对基线校正后的有效干涉图逐点进行傅里叶变换得到复原高光谱影像,其有效光谱范围内共有 32 个波段。如图 4 所示,将异常点的  $5 \times 5$  邻域中正常像元的中值光谱(如图 4 虚线所示)视为真实光谱,通过对比发现: LRPLS 方法的复原光谱与真实光谱最为接近,而其余 3 种方法受异常点影响,复原光谱中叠加了高频噪声。图 5 为复原高光谱影像的假彩色合成图,不难发现, LRPLS 方法校正结果的复原高光谱影像视觉效果最佳,这是因为 LRPLS 方法能够有效地消除干涉图中异常点以及高斯噪声等退化因素。

为了进一步验证 LRPLS 方法对复原高光谱影像数据质量的综合改善能力,选取信噪比作为定量评价

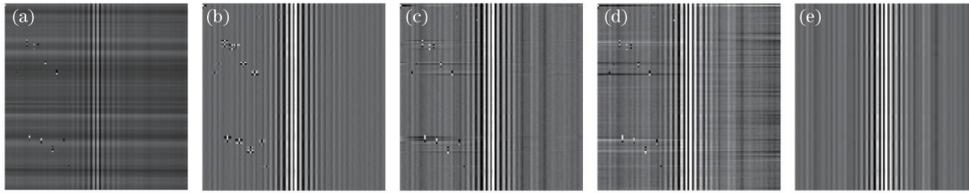


图 3 不同基线校正方法的空间干涉图校正结果对比。(a)原始SI图像;(b) ADF方法;(c) polyfit方法;(d) EMD方法;(e) LRPLS方法

Fig. 3 Comparison of spatial-interferogram images using different baseline correction methods. (a) Original SI image; (b) ADF method; (c) polyfit method; (d) EMD method; (e) LRPLS method

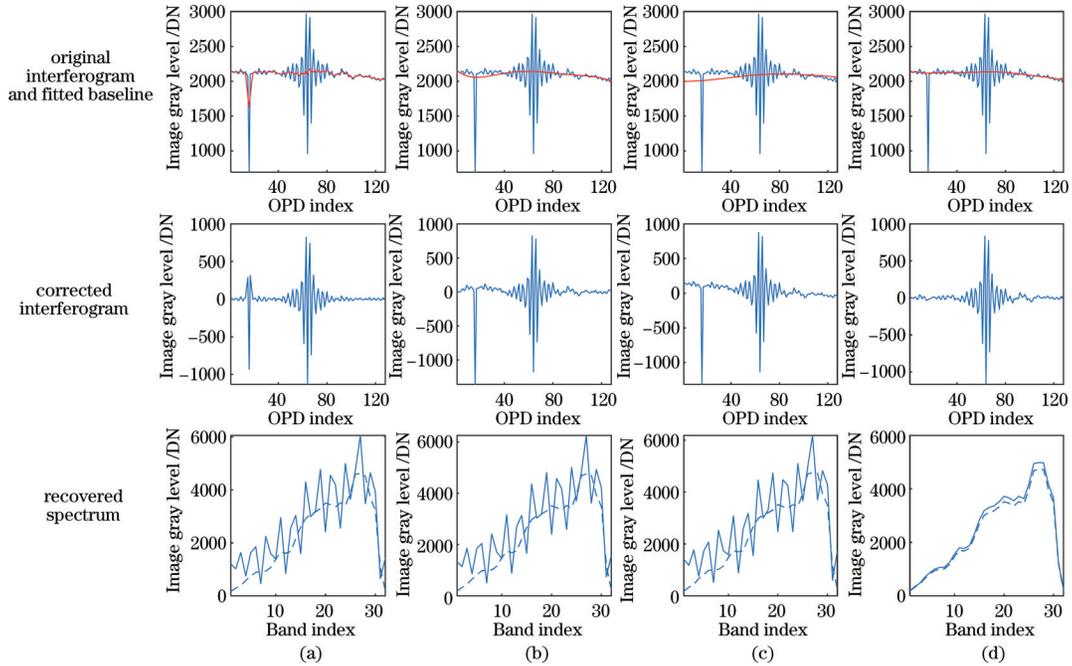


图 4 异常点对不同方法基线校正效果的影响。(a) ADF方法;(b) polyfit方法;(c) EMD方法;(d) LRPLS方法

Fig. 4 Influence of outlier to correction effect of different baseline correction methods. (a) ADF method; (b) polyfit method; (c) EMD method; (d) LRPLS method

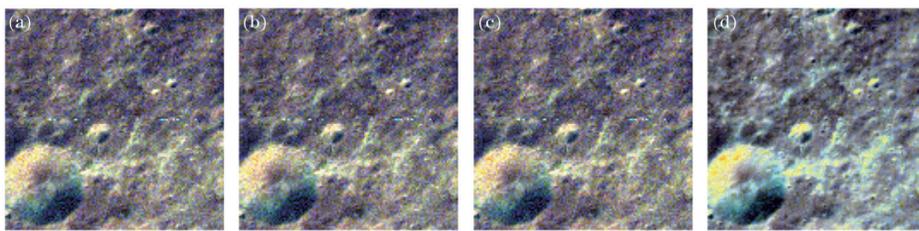


图 5 不同方法基线校正结果复原高光谱影像的假彩色合成图。(a) ADF方法;(b) polyfit方法;(c) EMD方法;(d) LRPLS方法

Fig. 5 False-color composite images of recovered hyperspectral image using different baseline correction methods. (a) ADF method; (b) polyfit method; (c) EMD method; (d) LRPLS method

指标。在小范围内,月表成分以及太阳高度角变化不大,灰度变化主要由地形起伏造成,因此可通过剔除由地形起伏引起的辐射变化来获得同质样本<sup>[19]</sup>。由于原始干涉数据主极大位置处的图像信噪比较高,选取其图像灰度值在均值附近 $\pm 2\%$ 的点作为样本点,计算复原高光谱影像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 6 所示为不同基线校正方法复原高光谱影像的信噪比评估结

果。可以看出,LRPLS方法基线校正后的复原高光谱影像在所有波段上的信噪比都要高于另外3种方法,尤其在波谱两端,信噪比提升更为显著。

### 4.3 参数讨论与收敛性分析

如图 2 所示,LRPLS方法在实际应用时需要设置秩  $r$  和正则化参数  $\lambda, \alpha, \beta$ 。这些参数的选择在优化过程中有着至关重要的作用,其中秩  $r$  表征干涉数据固有的强相关性,  $\lambda$  表征稀疏噪声的稀疏度,  $\alpha$  和  $\beta$  则分别

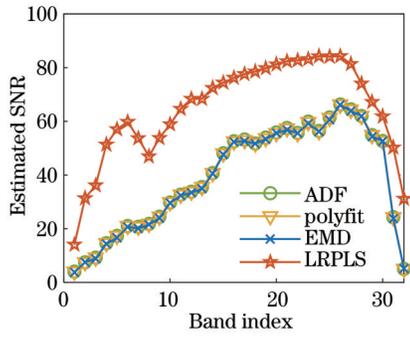


图 6 不同基线校正方法光谱复原结果的信噪比评估

Fig. 6 Estimated SNR of recovered hyperspectral images using different baseline correction methods

表示约束基线分量的光滑度和保真度。本实验采用一种高光谱子空间数目确定算法 HySime<sup>[20]</sup>来估算秩  $r$ , 其原理是通过最小化投影后的噪声能量与投影误差能

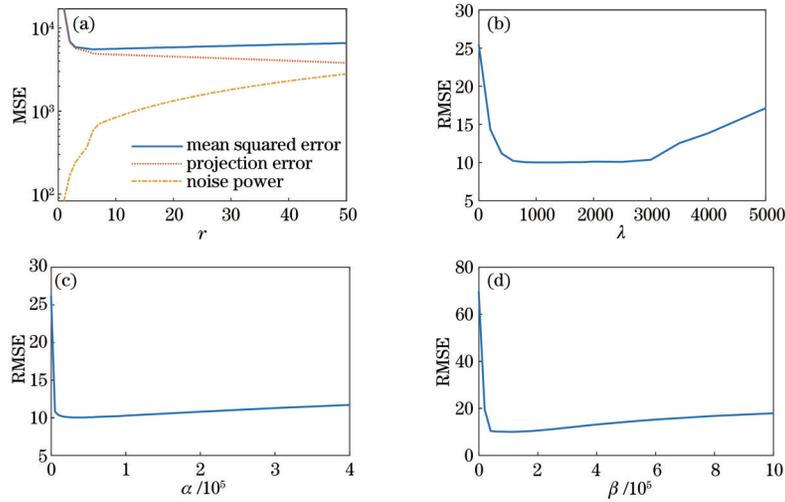


图 7 LRPLS 模型参数敏感性分析结果。(a)  $r$ ; (b)  $\lambda$ ; (c)  $\alpha$ ; (d)  $\beta$

Fig. 7 Sensitivity analysis results of different parameters in LRPLS model. (a)  $r$ ; (b)  $\lambda$ ; (c)  $\alpha$ ; (d)  $\beta$

图 8 所示为 RMSE 值随着迭代次数的变化关系。容易看出,随着迭代次数的增加, RMSE 值迅速降低,当迭代次数大于 20 后,性能相对稳定,展现了 LRPLS 良好的收敛性。

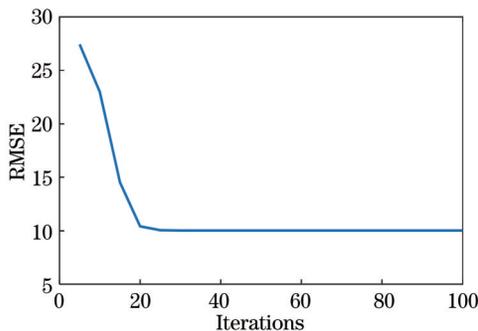


图 8 LRPLS 模型收敛性分析结果

Fig. 8 Convergence analysis result of LRPLS model

量之和,在生成信号子空间的同时确定其维数。此外,从图 3 可以发现,3 种对比方法中 polyfit 方法对于正常像元干涉数据的基线校正效果最好,因此将异常点  $5 \times 5$  邻域内所有正常像元干涉图经过 polyfit 方法基线校正后取平均作为该异常点的参考干涉图,计算该异常点在 LRPLS 基线校正后的干涉图与参考干涉图之间的均方根误差 (RMSE)。异常点的检测方法参见文献[21]。

图 7 所示为各个参数的敏感性分析结果。可以看出,当秩上限达到 6 左右时,投影误差和噪声能量之和最小。随着秩的增加,投影误差和噪声能量之和缓慢增大,而且算法优化的运行时间延长,因此参数  $r$  在本实验中固定设置为 6。此外,随着正则化参数  $\lambda$  的逐渐增加, RMSE 快速降低,直至  $\lambda$  在区间 [600, 3000] 时达到最优值,随后缓慢增加。同理,分析得到正则化参数  $\alpha$  和  $\beta$  的最优值分别为 4000 和  $10^5$ 。

## 5 结 论

提出一种基于低秩约束和惩罚最小二乘的干涉图基线校正方法。首先,通过 LRMR 模型抑制干涉图的混合噪声,并恢复出有效干涉图的低秩结构,同时利用 PLS 模型约束低频基线的保真性和光滑度。然后,将 LRMR 和 PLS 整合到一个统一的正则化模型,并利用基于 ALM 的迭代优化算法进行求解。所提算法在“嫦娥一号”IIM 干涉数据上开展了有效性验证,并与常用的逐像素基线校正方法进行了比较。结果表明, LRPLS 基线校正方法对干涉图低频变化趋势具有良好的估计准确度,且性能稳定,不易受异常点噪声的影响;基线校正后复原高光谱影像的视觉效果和信噪比得到显著改善,说明 LRPLS 基线校正算法在实现基线校正的同时,能够有效地抑制干涉图的混合噪声。在干涉成像光谱数据实际应用中,例如 IIM 月表矿物识

别,由于探测器在复原谱段两端的响应度较低,前后几个波段常常因为信噪比较低而被舍弃。所提方法对于复原高光谱影像波段两端的信噪比提升尤为显著,因而对于干涉成像光谱数据质量的改善以及应用潜力的提升有着重要的实际意义。

## 参 考 文 献

- [1] 相里斌, 吕群波, 才啟胜, 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] 李苏宁, 朱日宏, 李建欣, 等. 傅里叶干涉成像光谱技术中的重构方法[J]. 应用光学, 2009, 30(2): 268-272.  
Li S N, Zhu R H, Li J X, et al. Method of reconstruction on Fourier-transform spectroscopy[J]. Journal of Applied Optics, 2009, 30(2): 268-272.
- [3] 郑莹, 吕金光. 新型静态傅里叶变换光谱仪干涉系统仿真与分析[J]. 光学学报, 2021, 41(18): 1830001.  
Zheng Y, Lü J G. Simulation and analysis of interference system in novel static Fourier transform spectrometer[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(18): 1830001.
- [4] 吕航, 廖宁放, 吴文敏, 等. 基于自适应差分滤波的干涉图基线校正方法[J]. 光学学报, 2015, 35(10): 1030002.  
Lü H, Liao N F, Wu W M, et al. Interferogram baseline correction method based on self-adaptive differential filtering[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(10): 1030002.
- [5] 吕金光, 赵百轩, 梁静秋, 等. 像场调制傅里叶变换成像光谱仪的建模与实验研究[J]. 光学学报, 2020, 40(18): 1811002.  
Lü J G, Zhao B X, Liang J Q, et al. Modeling and experiment of image field modulated Fourier transform imaging spectrometer[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(18): 1811002.
- [6] 丁毅, 罗海燕, 施海亮, 等. 一种新型的空间外差光谱仪平场校正方法[J]. 光学学报, 2020, 40(19): 1930002.  
Ding Y, Luo H Y, Shi H L, et al. New flat-field correction method for spatial heterodyne spectrometer[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(19): 1930002.
- [7] 景娟娟, 相里斌, 李然, 等. 基于经验模态分解的干涉图滤波方法[J]. 光学学报, 2013, 33(10): 1007001.  
Jing J J, Xiangli B, Li R, et al. Interferogram filtering method based on empirical mode decomposition[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(10): 1007001.
- [8] Zhang C M, Ren W Y, Mu T K, et al. Empirical mode decomposition based background removal and de-noising in polarization interference imaging spectrometer[J]. Optics Express, 2013, 21(3): 2592-2605.
- [9] 郭玲玲, 赵其昌, 杨勇, 等. 星载傅里叶变换红外光谱仪的脉冲噪声抑制方法[J]. 光学学报, 2020, 40(8): 0830003.  
Guo L L, Zhao Q C, Yang Y, et al. Method for suppression of impulse noise in spaceborne Fourier transform infrared spectrometer[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(8): 0830003.
- [10] Ferrec Y, Coudrain C, Primot J, et al. Noise sources in imaging static Fourier transform spectrometers[J]. Optical Engineering, 2012, 51(11): 111716.
- [11] 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.
- [12] Wright J, Peng Y G, Ma Y. Robust principal component analysis: exact recovery of corrupted low-rank matrices by convex optimization[C]//22nd International Conference on Neural Information Processing Systems, December 7-10, 2009, Vancouver, Canada. 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] 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.
- [15] Eilers P H C. A perfect smoother[J]. Analytical Chemistry, 2003, 75(14): 3631-3636.
- [16] 赵恒, 陈娱欣, 续小丁, 等. 基于局部对称重加权惩罚最小二乘的拉曼基线校正[J]. 中国激光, 2018, 45(12): 1211001.  
Zhao H, Chen Y X, Xu X D, et al. Baseline correction for Raman spectra based on locally symmetric reweighted penalized least squares[J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(12): 1211001.
- [17] 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.
- [18] Wu Y Z, Zheng Y C, Zou Y L, et al. A preliminary experience in the use of Chang'e-1 IIM data[J]. Planetary and Space Science, 2010, 58(14/15): 1922-1931.
- [19] 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.
- [20] Bioucas-Dias J M, Nascimento J M P. Hyperspectral subspace identification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(8): 2435-2445.
- [21] 王超, 施润和, 高炜, 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.