

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508139

基于光谱解混算法的火星 Jezero 撞击坑矿物识别*

杨玉峰^{1,2,3} 鲁佳佳¹ 廉睿杰¹(1. 西安理工大学自动化与信息工程学院 西安 710000; 2. 西安无线光通信与网络研究重点实验室 西安 710000;
3. 南京多平台观测技术研究所 南京 210000)

摘要:随着用于行星探索的高光谱数据量的增加,高效而准确的算法对其分析具有决定性的意义。研究了光谱解混分析火星高光谱图像的能力。为此,利用火星专用小型侦察影像频谱仪(CRISM)的观测数据,对其进行大气校正、“Smile”光谱效应等预处理步骤,去除图像中噪声影响,为后续光谱曲线分析奠定良好基础。然后采用基于特征值分析的方法对 Jezero 撞击坑图像的端元数目进行估计。特征值最大似然方法定义了一个似然函数,通过寻找全局最大值来确定端元数目,不需要调整阈值,能够在低信噪比条件下得到准确结果。最后通过顶点成分分析(VCA)算法对图像中的混合端元进行分解提取,将提取结果与 CRISM 波谱库进行了比对并通过对光谱曲线在特定波段的吸收峰来确定具体矿物种类,精确识别出了 Jezero 撞击坑内的矿物成分——含水硅酸盐类以及碳酸盐类矿物,从而表明火星曾经可能有适宜生命存在的液态水环境,并可能在远古时期具有更为温暖和湿润的气候条件。

关键词: 火星; CRISM; 遥感图像; 特征值最大似然; 矿物识别

中图分类号: TP753; TN219 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.50

Identification of minerals from Jezero Crater on Mars based on spectral unmixing algorithm

Yang Yufeng^{1,2,3} Lu Jiajia¹ Lian Ruijie¹(1. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710000, China; 2. Xi'an Key
Laboratory of Wireless Optical Communication and Network Research, Xi'an 710000, China; 3. Nanjing Institute of
Multi-platform Observation Technology, Nanjing 210000, China)

Abstract: As the volume of hyperspectral data utilized in planetary exploration continues to grow, the development of efficient and accurate algorithms for data analysis becomes increasingly critical. This study explores the potential of spectral unmixing techniques to analyze hyperspectral images of Mars. Observations from the compact reconnaissance imaging spectrometer for mars (CRISM) serve as the primary dataset. Preprocessing steps, including atmospheric correction and mitigation of the “Smile” spectral effect, are performed to minimize noise and provide a robust foundation for subsequent spectral profile analysis. The number of endmembers in hyperspectral images of the Jezero impact crater is estimated using an eigenvalue-based method. Specifically, the eigenvalue maximum likelihood method is employed to define a likelihood function that determines the optimal number of endmembers by identifying the global maximum without the need for threshold adjustments. This approach achieves reliable results even under low signal-to-noise ratio conditions. Subsequently, the vertex component analysis (VCA) algorithm is applied to decompose and extract the mixed endmembers in the images. The extracted results are compared with the CRISM spectral library, and key absorption features in the spectral curves are analyzed to identify specific minerals. This methodology enables precise identification of mineral components within the Jezero impact crater, including water-bearing silicate and carbonate minerals. These findings suggest that Mars may have once sustained a liquid water environment conducive to life and experienced a warmer, wetter climate during its ancient history.

Keywords: Mars; CRISM; remote sensing; mineral identification; eigenvalue maximum-likelihood

收稿日期: 2025-01-22 Received Date: 2025-01-22

* 基金项目: 国家自然科学基金(62101174)项目资助

0 引 言

Jezero 撞击坑位于火星上最大的连续含碳酸盐地质单元地区,通过确定 Jezero 撞击坑表层矿物,分析矿物特性,可以了解火星的环境状态。在行星科学中,只有很少的真实数据可用,利用光谱学研究行星表面成为各国火星任务的首选。

美国、苏联从 20 世纪 60 年代就开展了对火星的深空探测,到现在已经过去了 60 余年。20 世纪 60~70 年代,火星的探测多是飞掠任务,获取了大量的火星地表影像和大气资料。“海盗一号”和“海盗二号”探测到了大量富含 Fe、Mg、Ca、S 等元素的火星表面物质^[1]。1996 年,McKay 等^[2]在火星陨石 ALH84001 上发现了一块疑似火星化石,这一发现将火星探测推进到了一个快速发展时期,极大地促进了对火星内部结构、物质组成和演化历史的理解。

目前,火星探测正处于黄金发展期。在火星探测器和着陆器上装载能谱仪和光谱仪载荷,能够对火星地表元素(如 Fe、H 等)含量及矿物(如含水碳酸盐、含水硅酸盐、水等)的含量及分布进行遥感探测,并以此来探讨火星地表的地质过程与演化历史。

由于传感器空间分辨率的限制和太阳光子在不同物理源之间发生的多重散射,不同的光谱特征会产生同时由线性混合物和非线性混合物组合的现象。由于混合效应,光谱端元信息的检索变得复杂。无监督光谱解混技术旨在分离提取出混合像元中每种纯物质。目前研究最多、较成熟的算法包含顺序最大角凸锥法(sequential maximun angle convex cone, SMACC)^[3]、顶点成分分析(verbex component analysis, VCA)^[4]、最小体积约束下的非负矩阵分解(MVC-NMF)^[5]、图正则化(graph regularized NMF, GNMF)^[6]、Graph Regularized L1/2 NMF(GLNMF)方法^[7]等。该方法均以凸曲面几何体为基础,以高光谱点云数据为基础,通过搜索单个物体的外部最小容积或内部最大容积来寻找目标点,从而获得理想的端元。

随着火星轨道探测器(如 MRO、Mars Express 等)积累的高光谱数据量呈指数级增长,传统分析方法在效率、精度和抗噪性上面临严峻挑战。当前光谱解混研究多聚焦于地球遥感场景,其方法在火星应用中存在显著局限性,端元数目估计普遍依赖经验阈值或假设先验知识,在复杂火星地表异质性及仪器噪声干扰下易导致过拟合或欠提取,特别是在低信噪比条件下,端元数目估计偏差、混合像元分解不彻底等问题严重制约了矿物识别的可靠性。本文针对上述端元数目估计问题,在 HFC(harsanyi farrand chang)算法基础上,利用特征值最大似然方法进

行端元数的估算,无需调节阈值,可在低信噪比情况下实现更高精度的端元数估计。通过顶点成分分析算法^[8],提取出 CRISM 高光谱数据中端元的光谱,然后用于矿物识别。

1 实验原理

1.1 实验设置

本文实验所用的一些配置如表 1 所示。

表 1 本文实验所用环境

Table 1 The environment used in this experiment

| 项目 | 描述 |
|-------|---|
| 仪器 | CRISM,在光学和红外线波段下使用的光谱仪,装置在火星探测器火星侦察轨道器(MRO)上以寻找与火星上过去存在液态水的相关矿物 |
| 波段 | S 型;0.36~1.05 μm;L 型;1.0~3.9 μm ^[9] |
| 空间分辨率 | 全球探测:200 m/pixel;特定区域:15~38 m/pixel |
| 研究区域 | Jezero 撞击坑(18.85°N,77.52°E) |
| 观测图像 | 包括 10 张低空间清晰度图像和 1 张全空间清晰度图像 |

实验基于 MRO 搭载的 CRISM 高光谱数据,对 Jezero 撞击坑(18.85°N,77.52°E)进行高精度矿物成分分析,重点识别与火星古液态水活动相关的矿物(如碳酸盐、硫酸盐等)。通过分析这些矿物的光谱特征及其空间分布规律,结合区域地质背景,探讨火星古气候环境演化历史及其潜在宜居性。利用 CRISM 的 S 波段(0.36~1.05 μm)和 L 波段(1.0~3.9 μm)高光谱数据,提取 Jezero 撞击坑内含水矿物的特征吸收峰,并对比光谱库进行矿物分类。结合不同分辨率数据(全球模式:200 m/pixel;高分辨率模式:15~38 m/pixel),在降噪与辐射校正的基础上,分析目标矿物的空间分布特征。

1.2 数据预处理

在 CRISM 仪器目标模式下,本文选择全空间清晰度图像 frt000047a3 进行光谱分析。对于 CRISM 图像,存在与该地区表面矿物光谱特性无关的仪器伪影(指图像上与实际矿物数据无关的、有仪器本身扫描过程造成的各种形态的影像)、大气效应^[10]等噪声。在线性解混^[11]之前,对测试图像 frt000047a3 进行预处理,以消除其不利影响。

由于二氧化碳(CO₂)在火星大气中体积占比为 95.32%,会造成高光谱图像中 2~4 μm 范围内的吸收线^[12]。CAT(CRISM analysis toolkit)软件包是一个专为处理和分析 CRISM 数据而设计的软件工具包,它帮助科学家和研究人员从 CRISM 光谱数据中提取有用信息,分析火星表面的矿物成分和地质特征。为消除 CO₂对光谱带的影响,采用 CAT 软件包中的经典的火山大气扫描方法^[13],即将待处理的 CRISM 数据除以太阳入射角的余



图 1 全空间清晰度图像:frt000047a3

Fig. 1 Full-space clarity images:frt000047a3

弦,再除以在穿越奥林匹斯山脉观测过程中获得的大气透射光谱,对图像进行大气的校正。除此之外,再利用 CIRRUS 模块去除图像中的尖峰和条带噪音,如图 2 所示。

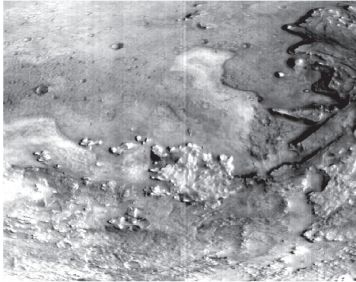
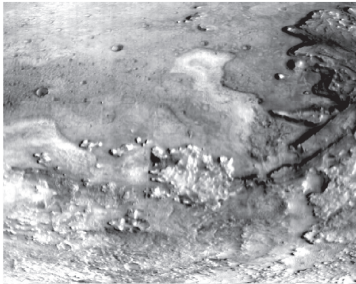
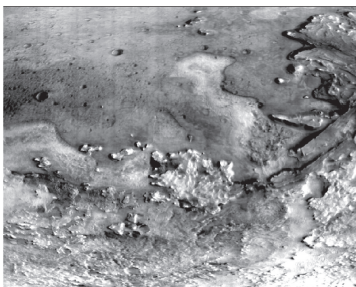
(a) 原始图像
(a) Raw image(b) 去条带图像
(b) Destriped image(c) 去尖峰图像
(c) Despiked image

图 2 Jezero 撞击坑 frt000047a3 波段 249 图像

Fig. 2 Jezero impact crater frt000047a3 band 249 image

除此之外,CRISM 图像由于成像光学中的像差,光投

影不能完全匹配探测器阵列,导致投影清晰度降低,光线向离轴探测器元件偏移,光谱分辨率降低,从而检测器元件的中心波长和点扩散函数(point spread function, PSF)的宽度随仪器的空间尺寸而变化,造成“Smile”光谱效应^[14],影响图像光谱分析准确度。因此本文采用一种两阶段“Smile”校正技术^[15]来修正不稳定的 PSF 中心波长和宽度:

首先将所有光谱重新采样到“最佳点”来克服不均匀的中心波长。因为 3 次样条插值法是分段定义的,每个分段由局部的控制点影响,因此修改一个点时对整体曲线的影响较小,因此本文利用基于 3 次样条的光谱重采样算法对每个光谱进行局部插值,在其对应的参考波长处重新计算每个反射率值,通过均方误差值来确定重建的精度:

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{\lambda=1}^n [s^{corr}(\lambda) - s^{SS}(\lambda)]^2 \quad (1)$$

式中: n 为波段数; s^{corr} 和 s^{SS} 分别为重采样谱和最佳点谱。

其次采用了一种用于图像处理的空间光谱锐化技术来克服一个波段内的不均匀光谱分辨率,主要是通过增强“Smile”光谱的局部对比度来模拟光谱分辨率的增加直到达到“最佳点”。锐化可如式(2)所示。

$$L_{sharp}(\theta, \lambda) = \frac{L(\theta, \lambda) - \frac{\omega_{\theta, \lambda}}{2}(L(\theta, \lambda - V) + L(\theta, \lambda + V))}{1 - \omega_{\theta, \lambda}} \quad (2)$$

式中: $L(\theta, \lambda)$ 为列 θ 的反射率值和波段 λ 的反射率值; V 设置为邻域; $\omega_{\theta, \lambda}$ 的锐化量在 $[0, \dots, 1]$; $\omega_{\theta, \lambda} = 1$ 是一个无限的锐化。由于锐化会对光谱完整性造成影响,特别是噪声波动可能会增强。因此,锐化只在受“Smile”效应影响最强的波段上进行。

1.3 高光谱数据的线性解混

用 \mathbf{X} 表示高光谱图像立方体的矩阵, $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_{N_a}\}$, 其中 $\mathbf{x}_k = \{x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{N_s,k}\}^T$, $x_{l,k}$ 是第 l 波段的第 k 个像素的数值。假定各像素光谱为 N_c 个端元光谱的线性混合,则得到模型如式(3)所示。

$$\mathbf{X} = \mathbf{M}\mathbf{S} + \mathbf{n} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{M} = \{m_1, m_2, \dots, m_{N_c}\}^T$ 为混合矩阵, m_n 表示第 n 个端元的光谱特性; $\mathbf{S} = \{s_1, s_2, \dots, s_{N_c}\}^T$ 表示丰度矩阵, $s_n = \{s_{n,1}, s_{n,2}, \dots, s_{n,N_a}\}$, $s_{n,k} \in [0, 1]$ 是第 n 个端元在第 k 个像素点上的丰度; \mathbf{n} 代表图像的附加噪声。

定义 \mathbf{K} 为 \mathbf{X} 的样本协方差矩阵, \mathbf{R} 为 \mathbf{X} 的相关矩阵。假设 λ_i 和 $\hat{\lambda}_i$ 为 \mathbf{K} 、 \mathbf{R} 的第 i 个特征值,其中 $i \geq 0$, 且满足 $\lambda_i > \lambda_{i+1}$ 和 $\hat{\lambda}_i > \hat{\lambda}_{i+1}$ 。从理论上讲,若 \mathbf{X} 中存在 N_c

个端元数,特征值 $\hat{\lambda}_i, (i > N_c)$ 与 $\lambda_i, (i > N_c)$ 噪声方差相对应,则有:

$$\begin{cases} \hat{\lambda}_i - \lambda_i > 0, i \leq N_c \\ \hat{\lambda}_i - \lambda_i = 0, i > N_c \end{cases} \quad (4)$$

定义 $z_i = \hat{\lambda}_i - \lambda_i$, 该阈值可以由 HFC 算法^[16]确定,用以估计端元数量,但是此算法有两个缺点。首先,必须确定一个虚警率以确定 z_i 的阈值,这将影响估计的端元数。其次,如果噪声不是零均值,则该方法不能给出确切的端元数量。因此本文基于式(4)定义了一个似然函数来确定端元数量。参考文献^[17] z_i 的分布可以表示为:

$$\begin{aligned} z_i &\sim N(\mu, \sigma_i^2), \quad i \leq N_c \\ z_i &\sim N(0, \sigma_i^2), \quad i > N_c \end{aligned} \quad (5)$$

其中, μ_i 未知, σ_i 可以由 $\sigma_i^2 \approx \frac{2}{N}(\hat{\lambda}_i^2 + \lambda_i^2)$ 给出。

根据式(3), 定义似然函数 $H(i) = \prod_{l=i}^{N_s} \frac{1}{\sigma_l} \exp\left(-\frac{z_l^2}{2\sigma_l^2}\right)$, 则:

$$\tilde{H}(i) = \ln H(i) = - \sum_{l=i}^{N_s} \frac{z_l^2}{2\sigma_l^2} - \sum_{l=i}^{N_s} \ln \sigma_l \quad (6)$$

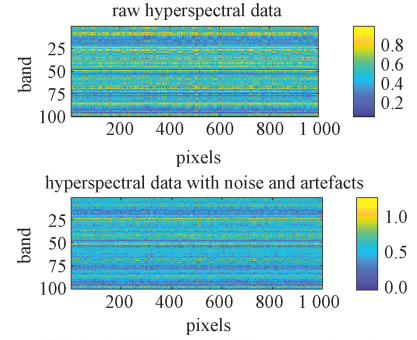
当 $i = N_c + 1$ 时, $\tilde{H}(i)$ 将有一个全局最大值。但是通过实验发现,如果高光谱图像有被噪声破坏的 N_{art} 带(具有非零均值), $\tilde{H}(i)$ 的全局最大值将在 $i = N_c + N_{art} + 1$ 处,而在 $i = N_c + 1$ 时, $\tilde{H}(i)$ 将有一个局部最大值。因此,在实际研究中,端元数被定义为:

$$\hat{N}_c =$$

$$\min_i \{ \tilde{H}(i-1) \leq \tilde{H}(i) / \tilde{H}(i+1) \leq \tilde{H}(i) \} - 1 \quad (7)$$

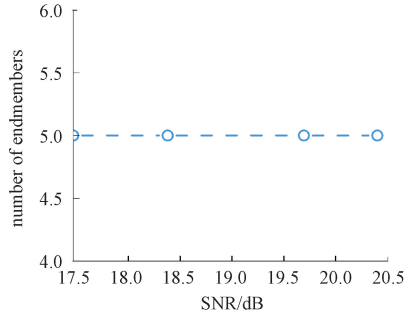
为了验证估计端元数方法的准确性,本文利用波谱库随机 5 个端元的反射光谱模拟了高光谱数据,这些端元的丰度为正分布,呈高斯分布,每个像素处的丰度之和等于 1,即 $\forall k, \sum_{n=1}^{N_c} s_{n,k} = 1$ 。为了模拟伪影加入加性零均值高斯噪声,并在 3 个波段添加非零均值高斯噪声($N_{art}=3$)。图 3(a) 为模拟高光谱数据原始数据以及添加噪声和伪影后的数据,它们的信噪比(signal to noise ratio, SNR)分别为 20.3、18.4 dB。为了验证不同质量的高光谱数据环境下算法的鲁棒性,本文通过设定 4 个不同 SNR 值(17.5、18.4、19.7、20.4 dB),观察噪声对端元估计方法的影响程度。由式(7)估计的 N_c 数如图 3(b) 所示,估计的 \hat{N}_c 总是等于 5。图 3(c) 为不同噪声水平下的位置 $\arg\max_i \{ \tilde{H}(i) \} - 1$ 。可以看出,全局最大值总

是对应于 $N_c + N_{art} = 8$ 。图 3(d) 为文献^[16]方法估计的端元数。可以看到,这个方法给出了 N_c 和 $N_c + N_{art}$ 之间的数值。



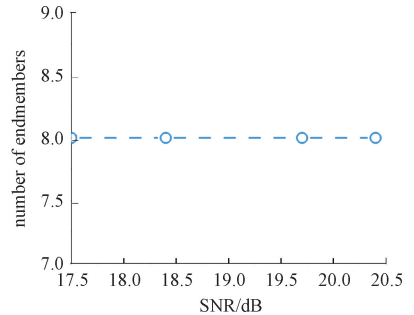
(a) 模拟高光谱数据: 原始数据以及添加噪声和伪影后数据

(a) Modelling hyperspectral data: raw and after adding noise and artefacts



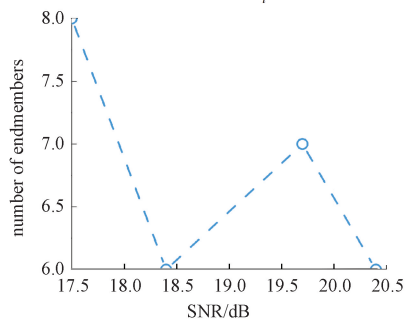
(b) 由式(7)得到的不同SNR下 N_c 值

(b) N_c as the function of SNR obtained by Equation(7)



(c) $\arg \max_i \{ \tilde{H}(i) \} - 1$ 值

(c) Values of $\arg \max_i \{ \tilde{H}(i) \} - 1$



(d) 文献[16]方法估计的端元数

(d) Number of endmembers estimated by the method of reference[16]

图 3 模拟验证结果

Fig. 3 Simulation verification results

随后通过 VCA 算法从图像 ftt000047a3 中提取端元。基于凸面几何学理论,VCA 算法通过对正交矢量的多次搜索,在正交方向上对图像进行投影,然后通过计算投影的长度,得到端元。利用 Gram-Schmidt 正交的方法,或正交的子空间投影方法,在 R^k 空间可以获得所有与 $P(P \leq k-1)$ 无关的向量 $\{w_i\}_{i=1}^P$ 都正交的向量 w_{p+1} 。VCA 算法的原理如图 4 所示。

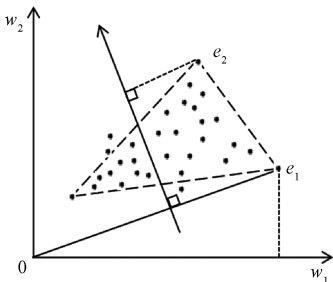


图 4 VCA 算法示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the VCA algorithm

2 分析与讨论

通过 1.3 节的方法估计出端元数 $p = 8$,利用 VCA 算法将端元的光谱曲线提取出来。为了区分每种矿物的光谱特征,首先要对其进行光谱鉴别,然后将其与标准波谱数据库中的光谱曲线进行匹配,再根据匹配程度对其进行排序,选用的参考标准波谱库为 CRISM 波谱库数据。

如图 5 所示,共鉴定出 8 种目标矿物。其中碳酸盐矿物(图 5(a)~(c))包括方解石、文石和菱镁矿,这 3 类矿物的典型光谱特征表现为 $2.3\text{ }\mu\text{m}$ 、 $2.5\text{ }\mu\text{m}$ 处的吸收峰和 $3.5\sim 3.9\text{ }\mu\text{m}$ 范围的宽吸收带。这些特征源于 CO_3^{2-} 基团的振动模式,其精确吸收位置受阳离子的影响而产生微小位移。硅酸盐类矿物(图 5(d)、(f)和(h))中,沸石、高岭石和蛇纹石在 1.4 和 $1.9\text{ }\mu\text{m}$ 处显示出明显的羟基吸收特征,其中高岭石和蛇纹石在 $2.2\sim 2.4\text{ }\mu\text{m}$ 区间还表现出 Al-OH 和 Mg-OH 键的振动吸收。辉石(图 5(g))的特征吸收峰位于 1.03 、 2.37 以及 $2.8\text{ }\mu\text{m}$ 处;而橄榄石(图 5(e))则在 1 以及 $2.9\text{ }\mu\text{m}$ 附近呈现较宽的吸收特征。这些光谱特征为矿物识别提供了可靠的诊断依据,其差异主要源于晶体场效应和分子振动能级的特异性响应。

本文采用光谱角匹配法(spectral angle mapper, SAM)^[18]和光谱特征拟合(spectral feature fitting,SFF)^[19]相结合的方法对光谱匹配的结果进行量化分析,以评估矿物识别的准确性。SAM 方法通过计算提取光谱与标

准光谱在 n 维特征空间中的夹角来评估相似度,其核心优势在于仅依赖光谱形态特征,对光照条件等外部因素具有鲁棒性。然而,由于本文研究涉及的矿物属于同一大类,其光谱特征存在较高相似性,导致光谱矢量间夹角差异较小,这对矿物的精确鉴别带来一定挑战。

为克服这一局限,引入 SFF 方法作为补充。SFF 通过选取特定吸收特征波段,采用最小二乘拟合法对目标矿物的全谱和吸收特性进行定量拟合,显著提升相似矿物的识别能力。

如表 2 所示,第 1 和 2 种矿物的总分差异显著,说明其光谱分离度较高,光谱特征也就越明显。相比之下,高岭石与蛇纹石由于在 1.4 和 $1.9\text{ }\mu\text{m}$ 处具有相似的羟基吸收特征,其总分差异较小,但其鉴别结果的准确性仍然良好。

表 2 端元光谱识别结果

Table 2 Endmember spectral identification result

| 波谱库 | 总分值 | SAM 得分 | SFF 得分 | SAM 和 SFF 分差 |
|-----|-------|--------|--------|--------------|
| 方解石 | 1.601 | 0.930 | 0.671 | 0.361 |
| 文石 | 1.572 | 0.910 | 0.662 | 0.255 |
| 菱镁矿 | 1.537 | 0.924 | 0.613 | 0.237 |
| 沸石 | 1.458 | 0.903 | 0.555 | 0.687 |
| 橄榄石 | 1.801 | 0.970 | 0.832 | 0.202 |
| 高岭石 | 1.436 | 0.877 | 0.558 | 0.017 |
| 辉石 | 1.844 | 0.965 | 0.879 | 0.158 |
| 蛇纹石 | 0.866 | 0.849 | 0.017 | 0.014 |

为提升矿物识别结果的准确性,本文采用线性混合模型进行光谱丰度反演。该方法通过数学优化算法求解混合像元中各端元的最优丰度比例,实现地表物质组成的定量化解析。

基于线性混合模型的矿物丰度反演结果与地面真实数据的验证分析如图 6 所示。通过系统性的比较模型预测的丰度值与实际丰度,发现两者具有显著的一致性($R^2=0.469$)。定量评估显示,模型预测的整体误差维持在较低水平,其中平均绝对误差(mean absolute error, MAE)为 0.059 9 ,均方根误差(root mean square error, RMSE)为 0.075 8 。

基于顶点成分分析的矿物丰度反演结果与地面验证数据的空间一致性评估如图 7 所示。研究表明,VCA 算法提取的端元丰度分布与实地观测数据在空间格局上呈现显著相关性,这一现象验证了 VCA 方法在解混高丰度矿物时的有效性。

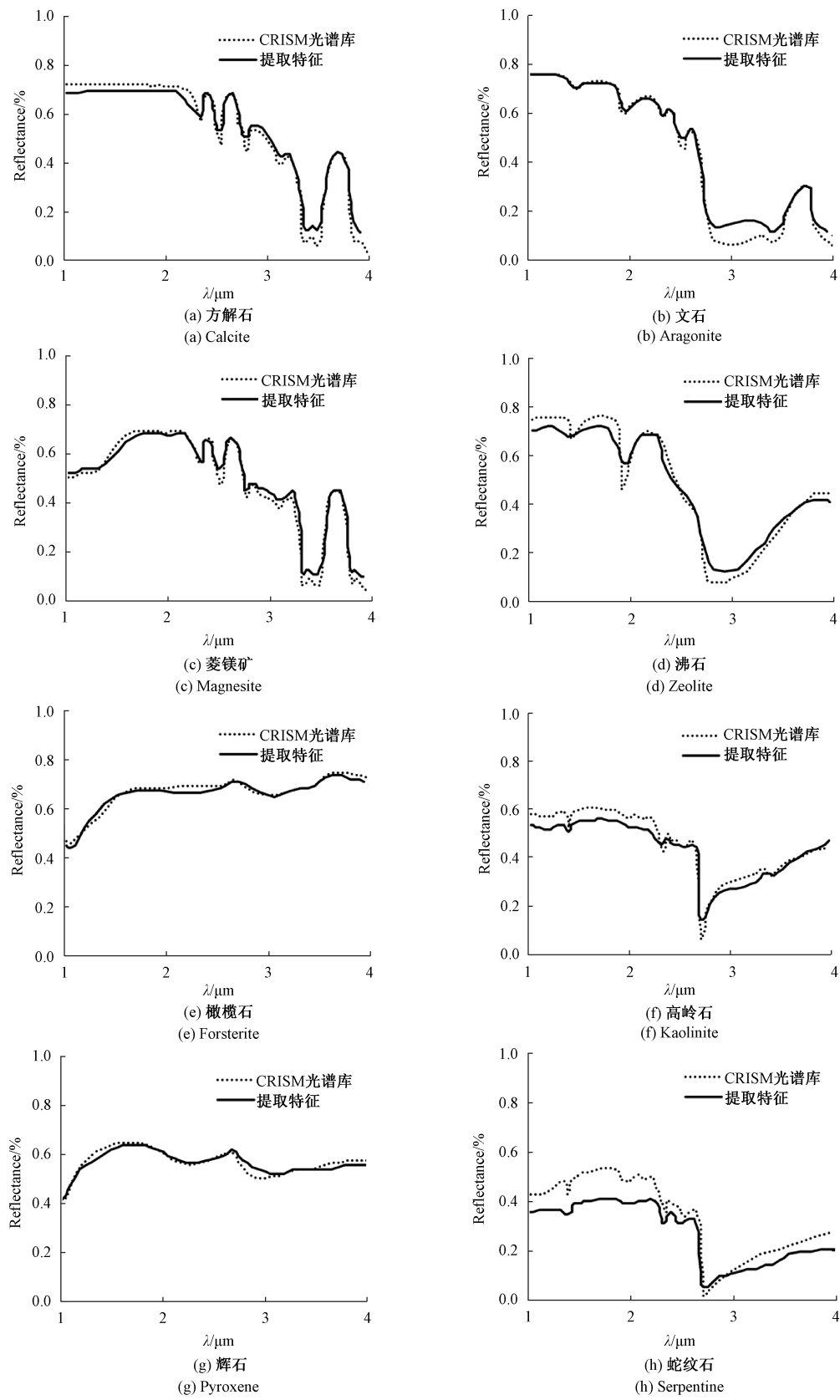


图 5 提取的特征与 CRISM 光谱库的比较

Fig. 5 Comparison of extracted features with CRISM spectral library

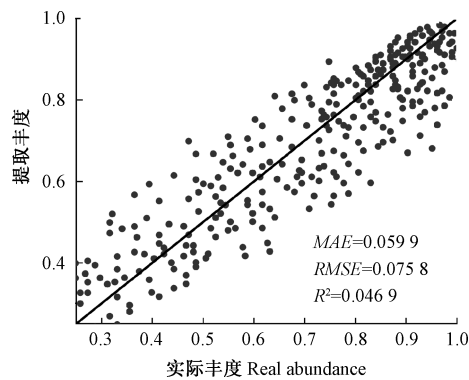


图 6 基于矿物丰度反演模型的精度验证
Fig. 6 Accuracy validation based on the early rice planting abundance inversion model

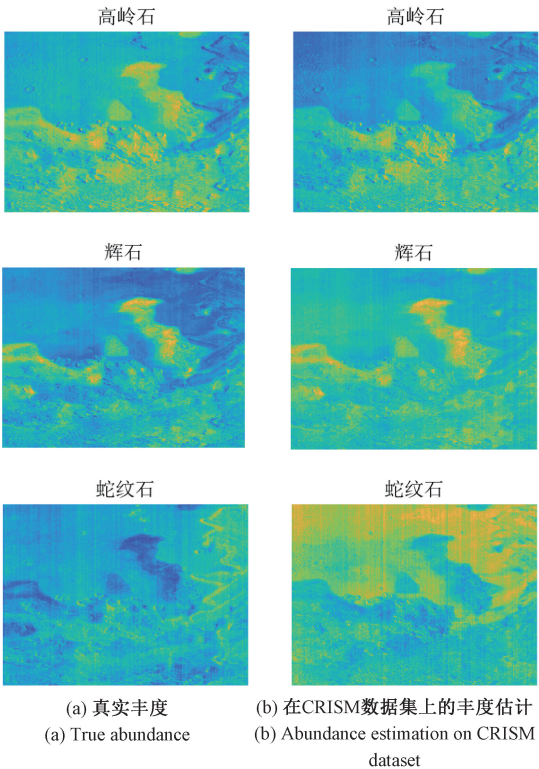
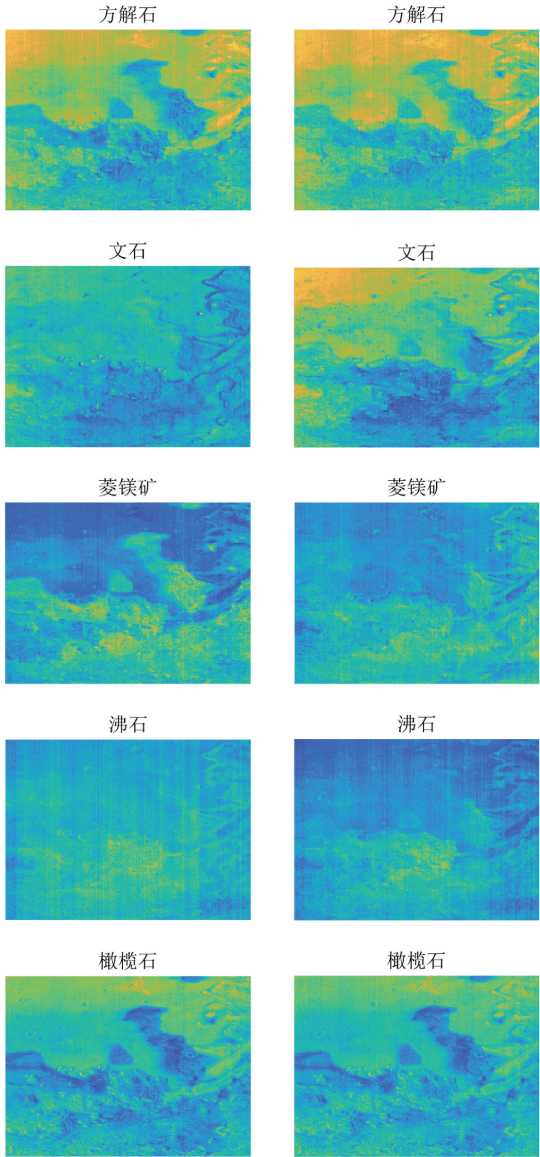


图 7 VCA 算法在 CRISM 数据集上的丰度估计与真实丰度对比
Fig. 7 Abundance estimation of VCA algorithm on CRISM dataset and true abundance

3 结 论

本文利用基于特征值的方法准确估计出 Jezero 地区的矿物种类,并利用 VCA 算法成功提取出这 8 种矿物的光谱曲线并加以鉴定识别。其中碳酸盐类矿物以方解石、文石和菱镁矿为主,而沸石、高岭石、橄榄石、辉石、蛇纹石则是以层状的硅酸盐类矿物形式存在。在诺亚纪时期,因为含水硅酸盐类矿物、碳酸盐类矿物在不同的气候环境中形成,并且常常作为海或湖的沉淀物和蒸发产物而沉积下来,因此在 Jezero 地区碳酸盐的大量存在增加了其中一些碳酸盐可能在古湖中沉淀的可能性,表明火星曾经可能有适宜生命存在的液态水环境,且水可能在过去的某个时期曾与矿物反应,并可能在远古时期具有更为温暖和湿润的气候条件。未来的研究可以进一步优化丰度反演模型,特别是在低丰度区域的预测能力上,以提高模型的整体精度和适用性。

参考文献

- [1] BAIRD A K, TOULMIN P, CLARK B C, et al. Mineralogic and petrologic implications of viking geochemical results from mars: Interim report [J]. Science, 1976, 273(5277): 924-930.
- [2] MCKAY D S, DAVID S, GIBSON J R, et al. Search for past life on mars: Possible relic biogenic activity in martian meteorite ALH84001 [J]. Science, 1996, 273 (5277): 924-930.
- [3] GRUNINGER J H, RATKOWSKI A J, HOKE M L. The sequential maximum angle convex cone (SMACC) endmember model[J]. Proc Spie, 2004, 5425:1-14.
- [4] NASCIMENTO JM P, DIAS J M B. Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(4):898-910.
- [5] MIAO L, QI H. Endmember extraction from highly mixed data using minimum volume constrained nonnegative matrix factorization[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(3): 765-777.
- [6] RAJABI R, KHODADADZADEH M, GHASSEMIAN H. Graph regularized nonnegative matrix factorization for hyperspectral data unmixing [C]. 2011 7th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing, 2011, 1-4.
- [7] LU X, WU H, YUAN Y, et al. Manifold regularized sparse NMF for hyperspectral unmixing [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(5):2815-2826.
- [8] 方凌江, 粘永健, 雷树涛, 等. 基于顶点成分分析的高光谱图像端元提取算法[J]. 舰船电子工程, 2014, 34(8):154-157.
FANG L J, NIAN Y J, LEI SH T, et al. Endmember extraction algorithm for hyperspectral images based on vertex component analysis [J]. Ship Electronic Engineering, 2014, 34(8):154-157.
- [9] MURCHIE S, ARVIDSON R, BEDINI P, et al. Compact reconnaissance imaging spectrometer for Mars (CRISM) on Mars reconnaissance orbiter (MRO) [J]. Journal of Geophysical Research, 2007, 112 (E5): 431-433.
- [10] ITOH Y, PARENTE M. A new method for atmospheric correction and de-noising of CRISM hyperspectral data[J]. Icarus, 2020, 354(1).
- [11] 张兵. 高光谱图像混合像元分解[J]. 遥感学报, 2023, 27(12):2882-2883.
ZHANG B. Hybrid pixel decomposition of hyperspectral images[J]. Journal of Remote Sensing, 2023, 27(12): 2882-2883.
- [12] 杨懿, 金双根, 薛岩松. 利用 CRISM 数据探测火星表面含水矿物及其演化[J]. 深空探测学报, 2016, 3(2): 187-194.
YANG Y, JIN SH G, XUE Y S. Exploring water bearing minerals and their evolution on the surface of Mars using CRISM data [J]. Journal of Deep Space Exploration, 2016, 3(2):187-194.
- [13] MCGUIRE P C, BISHOP J L, BROWN A J, et al. An improvement to the volcano-scan algorithm for atmospheric correction of CRISM and OMEGA spectral data[J]. Planetary & Space Science, 2009, 57(7): 809-815.
- [14] MOUROULIS P, GREEN R O, TCHRIEN T G. Design of pushbroom imaging spectrometers for optimum recovery of spectroscopic and spatial information[J]. Appl Opt, 2000, 39(13):2210-2220.
- [15] CEAMANOS X, DOUTE S. Spectral smile correction of CRISM/MRO hyperspectral images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(11):3951-3959.
- [16] HARSANYI J C, FARRAND W H, CHANG C I. Determining the number and identity of spectral endmembers: An integrated approach using Neyman-Pearson eigen-thresholding and iterative constrained RMS error minimization [C]. Proceedings of the Thematic Conference on Geologic Remote Sensing, 1993, 1: 395-396.
- [17] ANDERSON T W. An Introduction to Multivariate Statistical Analysis, Second Edition [M]. New York: Wiley, 1984.
- [18] 王霖郁, 刘一博. 基于光谱角匹配加权的高光谱图像异常检测[J]. 应用科技, 2017, 44(6):20-26.
WANG L Y, LIU Y B. Anomaly detection of hyperspectral images based on spectral angle matching weighting[J]. Applied Science and Technology, 2017, 44(6):20-26.
- [19] 许浩, 刘珩. 绿色植物光谱特征拟合技术研究进展[J]. 兵器装备工程学报, 2018, 39(2):157-162.
XU H, LIU Y. Research progress on spectral feature fitting technology for green plants [J]. Journal of

Ordnance Equipment Engineering, 2018, 39 (2): 157-162.

作者简介



杨玉峰,2004 年和 2007 年分别于河北科技大学获得学士学位和硕士学位,2012 年于西安电子科技大学获得博士学位,现为西安理工大学副教授,主要研究方向为激光在随机介质中的传输特性以及目标的光谱散射特性。

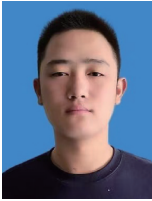
E-mail: yangyufeng@xaut.edu.cn

Yang Yufeng received his B. Sc. degree and M. Sc. degree from Hebei University of Science and Technology in 2004 and 2007, and his Ph. D. degree from Xi'an University of Electronic Science and Technology in 2012. He is now an associate professor at Xi'an University of Technology. His main research interests include the transmission characteristics of lasers in random media and the spectral scattering characteristics of targets.



鲁佳佳(通信作者),2022 年于西安理工大学获得学士学位,现为西安理工大学硕士研究生,主要研究方向为遥感图像处理。
E-mail: 2220321189@stu.xaut.edu.cn

Lu Jiajia (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Xi'an University of Technology in 2022. She is now a M. Sc. candidate at Xi'an University of Technology. Her main research interest includes remote sensing image processing.



廉睿杰,2023 年于西藏民族大学获得学士学位,现为西安理工大学硕士研究生,主要研究方向为遥感图像处理。
E-mail: 1766594236@qq.com

Lian Ruijie received his B. Sc. degree from Xizang University for Nationalities in 2023. He is now a M. Sc. candidate at Xi'an University of Technology. His main research interest includes remote sensing image processing.