

文章编号: 1008-2786-(2019)5-778-09

DOI:10.16089/j.cnki.1008-2786.000468

# 一种基于光谱归一化的丘陵地区植被覆盖度反演方法

胡铁泷, 段 利, 蒋良群, 王 杰\*

(西华师范大学 国土资源学院, 四川 南充 637009)

**摘 要:** 由于影像空间分辨率的限制, 利用遥感影像反演植被覆盖度时, 像元内通常存在植被与其他地物混合的现象。此外, 受到物理属性、地形、阴影等因素的影响, 植被内部存在较大的光谱差异。混合像元的存在, 以及植被内部光谱变化较大都将导致植被覆盖度反演精度降低。本研究基于 Sentinel 2A 遥感影像, 提出了一种基于光谱归一化的光谱混合分析方法, 以期解决植被内的光谱差异以及与其他地物的混合问题。首先, 对端元矩阵与遥感影像进行归一化预处理, 以减弱植被内的光谱变化; 然后, 采用全约束最小二乘法 (FCLSU)、部分约束最小二乘法 (CLSU)、扩展线性混合模型 (ELMM) 三种混合像元分解算法来定量分析植被与其他地物的混合状态。在验证解混算法精度时, 采用无人机高分影像分类结果作为植被覆盖度参考影像, 并对归一化前后的精度进行对比。光谱归一化前, ELMM 和 CLSU 的 R 和 RMSE 都接近 0.903 和 0.353, FCLSU 的 R 和 RMSE 为 0.869 和 0.434。光谱归一化后, 三种算法的 R 和 RMSE 都接近 0.91 和 0.2。试验结果表明: 端元和影像进行归一化后, 降低了光谱变异性, 三种算法的解混精度在整体上提高较大, 且对四川丘陵地区的植被覆盖度的反演结果接近真实值。

**关键词:** 植被覆盖度; Sentinel 2A 遥感影像; 端元变化; 光谱归一化; 光谱混合分析

**中图分类号:** TP791

**文献标志码:** A

植被覆盖度是反映地表植被覆盖情况的重要指标, 是遥感分析的重要参数。目前, 以遥感数据为基础反演植被覆盖度的方法主要有回归模型法<sup>[1-2]</sup>、混合像元分解法<sup>[3-6]</sup>等。回归模型法受影像空间分辨率的限制, 且需要大量实测数据支撑, 普适性较差。混合像元分解法既能克服回归模型法的缺点, 又能针对遥感影像中存在的混合像元问题准确反演植被覆盖度。

混合像元的光谱包含多种地物, 传统的像元尺

度分类算法很难反演植被的地表覆盖状态, 这就需要光谱混合分析。光谱混合分析是遥感应用的关键环节, 它假设某一像元由几种有限地物组成, 建立各个类别的端元矩阵, 然后计算出混合像元中包含的光谱成分及其比例<sup>[7]</sup>。常见的线性混合模型 (Linear Mixture Model, LMM) 将混合光谱假设为一组固定端元的线性组合进行解混, 但实际情况下, 端元光谱是沿着图像进行变化的, 这种变化造成了光谱变异性<sup>[8-10]</sup>。针对端元变化的问题, 国内外学者

**收稿日期** (Received date): 2018-11-08; **改回日期** (Accepted date): 2019-10-17

**基金项目** (Foundation item): 四川省教育厅自然科学重点项目 (17ZA0387; 15ZA0150); 中国科学院战略性先导科技专项 (A 类) (XDA19040504); 南充市应用技术与开发专项项目 (17YFZJ0014); 西华师范大学英才基金项目 (17YC124)。[Scientific Research Foundation of Sichuan Education Department (17ZA0387; 15ZA0150); Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (XDA19040504); Applied Technology Research and Development Projects of Nanchong City (17YFZJ0014); Meritocracy Research Funds of China West Normal University (17YC124)]

**作者简介** (Biography): 胡铁泷 (1992-), 女, 四川南充人, 硕士研究生, 主要研究方向: 遥感数字图像处理。[HU Tieshuang (1992-), female, born in Nanchong, Sichuan province, M. Sc. candidate, research on remote sensing digital image processing] E-mail: 1156975756@qq.com

\* **通讯作者** (Corresponding author): 王杰 (1984-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向: 遥感数字图像处理与数据挖掘。[WANG Jie (1984-), male, born in Nanchong, Sichuan province, Ph. D., lecturer, specialized in remote sensing digital image processing and data mining] E-mail: wangjie308@mails.ucas.ac.cn.

提出了多种光谱混合模型<sup>[8]</sup>,大致可分为两类模型:一类为统计类模型,包括正态成分模型(Normal Compositional Model, NCM)<sup>[11]</sup>和Beta成分模型(Beta Compositional Model, BCM)<sup>[12]</sup>等;另一类为确定性模型,即通过建立光谱库来进行解混,主要包括扩展的线性混合模型(Extended Linear Mixture Model, ELMM)<sup>[13]</sup>和扰动线性混合模型(Perturbed Linear Mixture Model, PLMM)<sup>[14]</sup>等。通常情况下,统计类模型运算效率较低,利用某一分布函数描述所有地物的分布具有缺陷;而确定性模型运算效率较高,但对地物内部的光谱变化考虑较少。ELMM不仅运算精度较好,运算效率高于PLMM<sup>[15-16]</sup>,且增加了空间邻域信息来解决端元变化导致的植被覆盖度反演精度降低<sup>[13]</sup>。传统线性混合模型(LMM)未考虑真实地物辐射的非线性和光谱变化,在许多真实情况下,不能有效地逼近真实混合过程(如多次散射)。扩展线性混合模型通过增加一个光谱变化函数,以减少LMM模型中光谱波动的影响。因而本文运用了面向整体矩阵优化运算的扩展线性混合模型(ELMM),并采用了稀疏回归算法<sup>[17]</sup>。为了对比整体矩阵优化运算、单像元优化运算和考虑光照因子影响的非负约束解混结果的精度,本文采用了面向单像元优化运算的全约束最小二乘法(Fully Constrained Least Squares Unmixing, FCLSU)<sup>[18]</sup>和考虑光照影响的部分约束最小二乘法(Partially Constrained Least Squares Unmixing, CLSU)<sup>[19]</sup>。

丘陵地区地块破碎,且由于地形、光照、水分等因素的影响,植被光谱呈现巨大的变化,这对于固定端元组的光谱混合模型具有较大的挑战。通常情况下,类间光谱呈现较大的差异,这是目前光谱混合分析方法可行的主要原因,但是类内光谱的巨大变化会导致光谱混合模型精度的下降,如何减弱光谱内部的差异,进而提高光谱混合分析的精度,是目前光谱混合分析模型发展的趋势。针对上述问题,本文对光谱进行归一化来降低端元组内变化的异质性,减弱端元变化的影响,同时采用全约束最小二乘法(FCLSU)、部分约束最小二乘法(CLSU)、扩展线性混合模型(ELMM)来量化归一化后的端元变化(主要用光谱混合分析的方法来量化不同类型的端元的系数),并对植被覆盖度进行反演与验证,以提高丘陵地区植被覆盖度反演的精度。

## 1 研究区概况

研究区位于四川省西充县,沟谷纵横,丘陵密布,是典型的浅丘地貌,其经纬度范围为 $31^{\circ}5' \sim 31^{\circ}8'N$ ,  $105^{\circ}55' \sim 105^{\circ}59'E$ 。西充属亚热带湿润季风气候区,年平均气温 $16.9^{\circ}C$ ,年降雨量 $980.8\text{ mm}$ ,平均海拔 $361.2\text{ m}$ ,气候温和,降雨量适中,适宜植被生长<sup>[20]</sup>。研究区夏季植被生长茂密,覆盖面积大,植被种类多,且光谱变化较大,同时混合有水体、建筑、高速路等多种地物覆被类型,故该区域适合光谱归一化下的混合像元解混及植被覆盖度反演工作。

## 2 数据与方法

### 2.1 数据来源与处理

本研究采用的数据源主要包括两类:第一类,野外实测调查数据,如植被类型(结合Google Earth)、差分GPS控制点等;第二类主要是影像数据(如无人机影像、Sentinel 2A影像)。影像的处理流程如图1所示, Sentinel 2A影像用于光谱混合分析,而无人机影像(2018年7月27日)用于验证解混的精度,故影像数据处理分为两个部分。

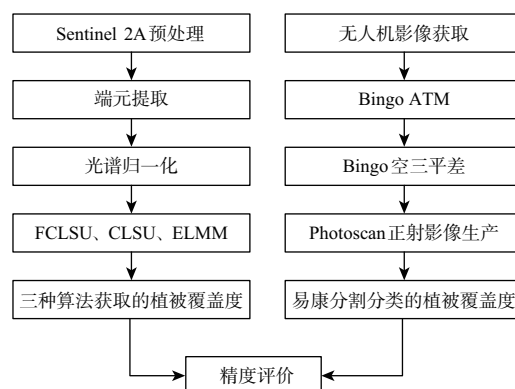


图1 数据处理流程图

Fig. 1 Flow chart of data processing

遥感影像采用2018年7月21日Sentinel-2无云的Sentinel 2A<sup>[21]</sup>。本文使用的Sentinel 2A影像通过ESA的数据共享网站(<https://scihub.copernicus.eu/dhus/>)获取,影像预处理主要通过ENVI 5.3(The Environment for Visualizing Images,

<https://www.harrisgeospatial.com>) 和 ESA 提供的 SNAP 6.0 (Sentinel Application Platform, <https://step.esa.int/main/>) 软件平台完成。首先利用 SNAP 6.0 中的 Sen2Cor(Sentinel to Correction) 插件对所有 L1C 数据进行大气校正处理。参考研究区地表实测的地物光谱曲线,经多次试验,获取与实测光谱曲线最吻合的大气校正结果对应的参数设置。最终参数设置选择 20 m 处理分辨率,RURAL 气溶胶类型,夏季中纬度及 h-331 的臭氧含量,卷积云校正和生成 DEM 输出设置为 true,DEM directory 设置为 dem,dem 单位设置为 0(表示:米),其他的参数保持默认的状态<sup>[22]</sup>。大气校正后输出 20 m 分辨率包含十个波段(Band 2、Band 3、Band 4、Band 5、Band 6、Band 7、Band 8、Band 8a、Band 11 和 Band 12)的 L2A 地表反射率数据。然后利用 SNAP 软件的空间分辨率增强算法(Sentinel-2 super-resolution),将所有波段采样到 10 m,最后采用 ENVI 将其合并成影像立方体,如图 2 所示。

为了验证三种光谱混合模型反演植被覆盖度的精度,使用无人机航空影像的植被分类结果作为参考影像。此次无人机飞行采用的是南方测绘集团的 MF2500 平台,飞行高度 700 m,相机为索尼 A7RII,4200 万像素,地面分辨率 10 cm,使用差分 GPS 接收

器获取外方位元素(POS 数据)。由于获取的无人机影像 POS 数据误差较大,所以采用 Bingo 软件对无人机影像数据进行空中三角测量平差<sup>[23]</sup>。首先,通过 Bingo ATM 获取影像的连接点,但考虑到部分影像由于植被覆盖度较高,连接点分布不均匀,故采用手动增加连接点的方法。然后,结合实测控制点,使用 Bingo 通过光束法平差获取每张影像的内外方位元素。在获取内外方位元素的基础上,将每张影像导入到 Agisoft Photoscan,以获取无人机正射影像与数字高程模型<sup>[24]</sup>(分别为图 3、图 4)。利用易康 8.7 软件(eCognition developer)对 Photoscan 生成的正射影像进行分割分类,其中分割尺度选择为 30,色彩条件值设定为 0.45,设定小的分割尺度有助于探测低覆盖植被区域,然后选择大量的样本,采用最近邻分类算法(Nearest neighbor)进行分类<sup>[25]</sup>。将影像上的地物分为植被、水体、建筑、高速路、土质路、荒地等 8 类,手动改正分类错误的部分,最后导出分类后的植被二值数据作为验证数据。由于无人机分类影像图的空间分辨率较高,故采用像元聚合(Pixel Aggregate)的方法将其重采样到与 Sentinel 2A 相同的 10 m 分辨率,使两者分辨率保持一致(如图 5 所示)。

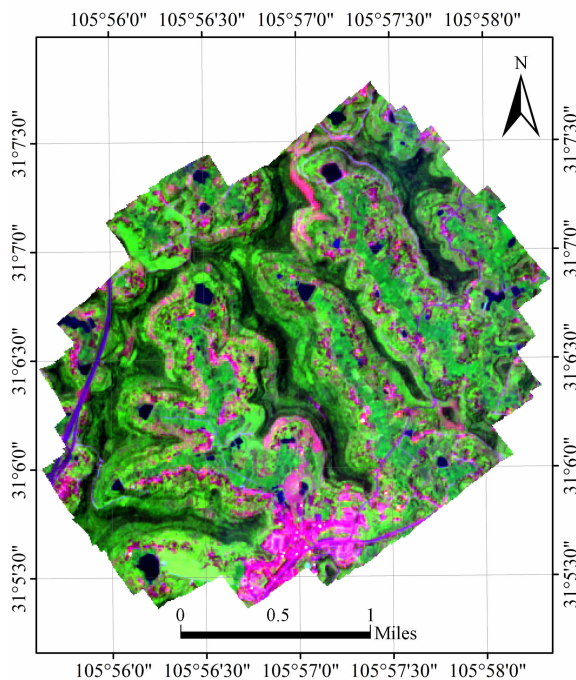


图 2 Sentinel2A 预处理结果图

Fig. 2 Preprocessing image of sentinel2A

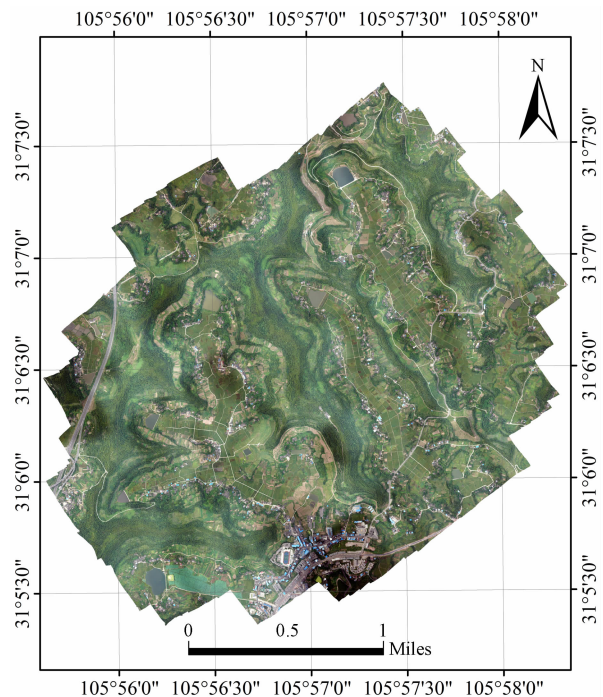


图 3 无人机正射影像

Fig. 3 Orthophoto of UAV

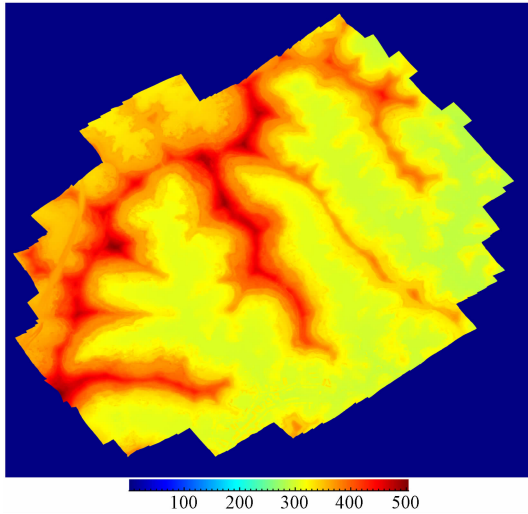


图4 数字高程模型

Fig. 4 Digital elevation model

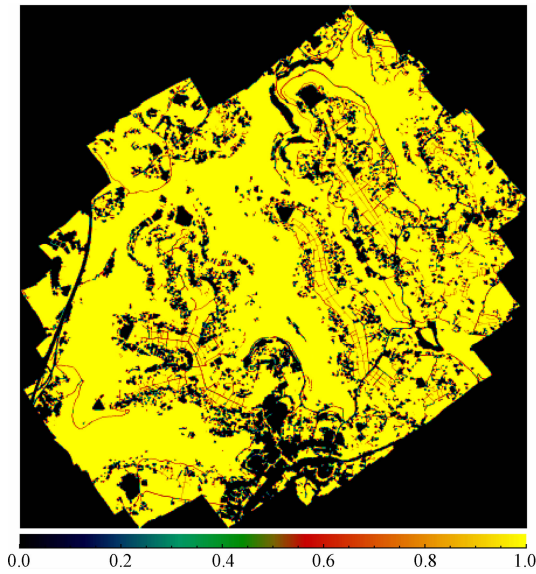


图5 植被覆盖参考影像

Fig. 5 Reference image of vegetation cover fraction

## 2.2 研究方法

### 2.2.1 光谱归一化与端元提取

端元指处于凸体顶点附近纯净的像元,这些像元通常处于影像点云的外围,需通过迭代逐次提取各个类别的端元<sup>[26]</sup>。光谱混合分析主要工作原理是将影像上的混合像元表达为端元构成的丰度(即像元内部每种成分的比例)。常见的光谱混合分析模型是先采用端元诱导算法获取端元矩阵,再采用解混算法获取各个地物类别的光谱曲线<sup>[27-28]</sup>,由于高光谱影像波段多,这对于高光谱影像来说不存在较大的问题,然而多光谱影像光谱分辨率低,如果端元的个数远远大于波段的个数,可能会导致求解的

丰度系数存在较大的误差,故多光谱影像能够利用的端元个数通常有限。通常情况下,不同地物类型的光谱曲线呈现较大的光谱异质性,光谱混合分析模型的解混程序能够有效地捕获异质性,从而获得较高精度的丰度系数,而各个类别的组内光谱的变化较大、相关性过高,在组内选择任意一个端元进行光谱混合分析,都可能降低解混精度<sup>[29]</sup>。为了减弱端元组内的异质性,采用光谱归一化技术具有十分重要的意义。光谱归一化是将组内各个端元光谱除以各自的 L2 范数,目的是压缩数据空间,减弱端元变化的绝对量,减弱端元组内的差异,以减小端元组内因选择导致的解混误差<sup>[29]</sup>。光谱归一化公式如下:

$$\overrightarrow{P_{norm}} = \overrightarrow{P_{original}}(x_1, x_2, \dots, x_n) / \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2} \quad (1)$$

式中,  $\overrightarrow{P_{norm}}$  为光谱归一化的结果;  $\overrightarrow{P_{original}}$  为原始光谱向量;  $x_1 \dots x_n$  表示光谱向量中的元素。

如图6所示,从 Sentinel 2A 影像上提取了五种不同类型的纯像元植被光谱曲线,在未进行光谱归一化前,光谱差异较大,归一化后,植被的光谱聚合在一起,差异的绝对量极大地减小了,说明光谱归一化能够减弱端元组内的变化。

通过 Sentinel 2A 与无人机影像的对比观察,发现多个水塘有水生植物,这可能会影响植被覆盖度反演的精度,为此使用易康分类出的水体掩膜掉 Sentinel 2A 上影像的水体,只评价陆地上的植被覆盖度。在三种解混算法获取植被覆盖度前,需要建立端元光谱库,本文采用了非降维的体积迭代端元提取算法<sup>[30]</sup>,共提取了38个端元,并获取了端元的位置,同时结合无人机影像,最终确定了四类端元的光谱,如图7所示。由图7可知,光谱归一化后不同地物的光谱差异减小,这在一定程度上不利于像元解混,但植被的光谱曲线与另三种地物光谱曲线差异明显,因而解混的过程对分解植被的影响较小。

### 2.2.2 光谱混合分析算法

假设包含  $N$  个像元的  $L$  波段遥感图像包含  $P$  个端元,用  $x \in \mathbb{R}^{L \times N}$ 、 $A \in \mathbb{R}^{P \times N}$ 、 $S \in \mathbb{R}^{L \times P}$  和  $E \in \mathbb{R}^{L \times N}$  分别表示像元矩阵、丰度矩阵、端元矩阵和误差项。那么对于单个像元,线性混合模型可表示为:

$$x_k = \sum_{p=1}^P a_{pk} s_p + e_k = S a_k + e_k \quad (2)$$



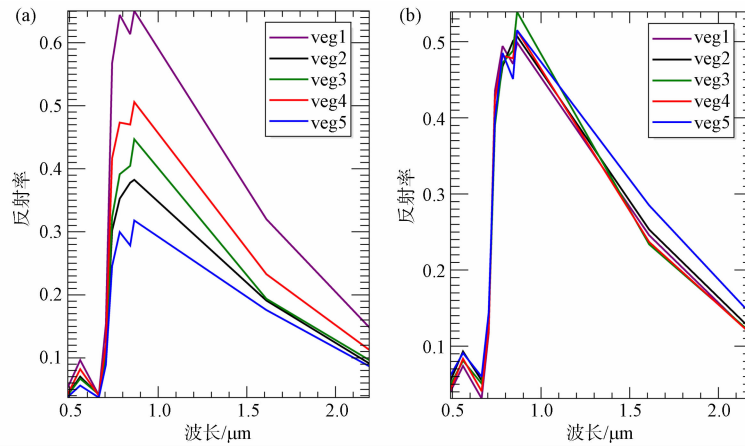


图6 归一化前后的植被端元光谱曲线:(a)归一化前;(b)归一化后

Fig.6 Spectral curve of vegetation endmembers before and after normalization;

(a) Before normalization; (b) After normalization

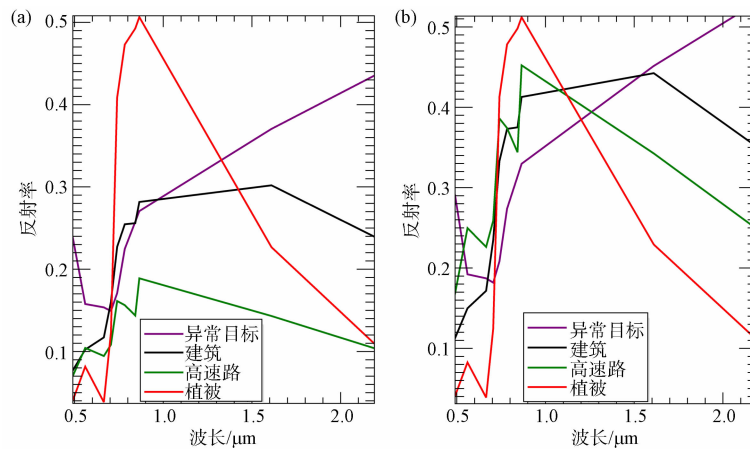


图7 归一化前后所提端元的光谱曲线:(a)归一化前;(b)归一化后

Fig.7 Spectral curve of endmembers before and after normalization;

(a) Before normalization; (b) After normalization

式中,  $x_k$  ( $k=1 \cdots N$ ) 表示一个像元;  $e_k$  ( $k=1 \cdots N$ ) 为误差向量。

通过对丰度进行限制,使其具有较强的物理意义,加上如下的两个限制条件:

$$\begin{aligned} a_p &\geq 0 \\ \sum_{p=1}^P a_p &= 1 \end{aligned} \quad (3)$$

这里将式(2)与式(3)称为全约束线性最小二乘(FCLSU)算法<sup>[18]</sup>,当考虑每个像元的端元变化时,式(2)可改写成如下形式:

$$x_k = \sum_{p=1}^P a_{pk} f_{pk}(s_p) + e_k \quad (4)$$

当考虑光照因子为主要影响因素时,有  $f_{pk}(s_{0p})$

$= \psi_{pk} s_{0p}$ ,  $s_{0p}$  为参考端元,式(4)可写为:

$$\begin{aligned} x_k &= \sum_{p=1}^P a_{pk} \psi_{pk} s_{0p} + e_k = S_0 \varphi_k a_k + e_k \\ &= S_0 (\varphi^k \circ a_k) + e_k \end{aligned} \quad (5)$$

式中,  $\varphi^k = \text{diag}(\varphi_k)$ ;  $\varphi_k \in \mathbb{R}^{P \times P}$  是值  $\psi_{pk} \geq 0$  的对角矩阵,这里相当于部分约束最小二乘法(CLSU)<sup>[19]</sup>。

式(5)只是将光照因子作为影响其端元变化的主要因素,当同时考虑像元间的空间邻域信息及光谱变化问题时,在保留 ELMM 框架下对其进行如下改进,表达式为:

$$\begin{aligned} J(A, S, \psi) &= T(A) + T(\psi) + \\ &\frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (\|x_k - S_k a_k\|_2^2 + \lambda_s \|S_k - S_0 \varphi_k\|_F^2) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned}
T(A) &= \lambda_A SR(A) + L_{\mathbf{R}_+^{P \times N}}(A) + \mu^T (A^T l_p - l_N) \\
&= \lambda_A (\|H_h(A)\|_{2,1} + \|H_v(A)\|_{2,1}) \\
&\quad + L_{\mathbf{R}_+^{P \times N}}(A) + \mu^T (A^T l_p - l_N) \quad (7)
\end{aligned}$$

$$T(\psi) = \frac{\lambda_\psi}{2} (\|H_h(\psi)\|_F^2 + \|H_v(\psi)\|_F^2) \quad (8)$$

式中,  $\psi$  为尺度因子<sup>[8]</sup>;  $\underline{S} = \{S_k\}$  为端元矩阵集合;  $T(A)$ 、 $T(\psi)$  分别表示丰度平滑项和尺度因子平滑项,用于变量约束和空间平滑<sup>[13]</sup>;  $\lambda_A$  和  $\lambda_\psi$  为空间平滑参数;  $H_h$  和  $H_v$  为线性算子,分别用于计算水平和垂直方向上像元邻域信息<sup>[13]</sup>;  $\mu \in \mathbf{R}^N$  为满足丰度和为1的列向量;  $L_{\mathbf{R}_+^{P \times N}}$  为非负函数;  $SR$  表示空间平滑,它对丰度和尺度因子作一阶邻域计算,达到对丰度和尺度因子进行空间平滑的目的。

综合式(6)~(8),最终形成扩展线性混合模型(ELMM)<sup>[13]</sup>。

### 3 实验与分析

为检验光谱变化对植被的影响,首先通过采用全约束最小二乘法(FCLSU)、部分约束最小二乘法(CLSU)、线性混合模型(ELMM)三种解混算法分别对光谱归一化前后的影像进行解混;其次,提取植被覆盖度并对无人机高分影像进行数据处理;再以分割分类后的图像作为参考影像,同时采取均方根误差(RMSE)、皮尔逊相关系数(R)对精度进行评价。

首先评价未进行光谱归一化的三种算法的精度,由于FCLSU和CLSU只需输入端元与影像,不需要输入其他的参数,故它们的结果是稳定的。ELMM算法需要数据的紧凑度参数 $\lambda_s$ ,丰度系数参数 $\lambda_A$ ,尺度比例参数 $\lambda_\psi$ 。为了减弱随机输入参数的误差,我们设置了36组参数的组合,取RMSE最小值对应的参数作为最终参数,将其解混结果作为ELMM算法的最终结果。试验发现,它们的组合( $\lambda_s = 0.1$ ,  $\lambda_A = 0.001$ ,  $\lambda_\psi = 0.0$ )最优。同样,归一化后的解混也使用这36组参数,结果表明,归一化的最优参数组合与未归一化的相同。由于ELMM算法需要初始化丰度系数,这里统一采用CLSU算法的结果作为初始解。直接解混获取的植被覆盖度结果为图8,经过光谱归一化后获取的植被覆盖度如图9所示,它们的精度评价结果如表1所示。

对比图5与图8分析发现,直接采用三种光谱

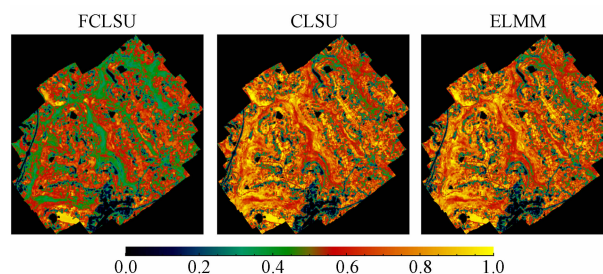


图8 三种算法植被覆盖度反演结果

Fig. 8 Retrieval vegetation cover fraction of three algorithms

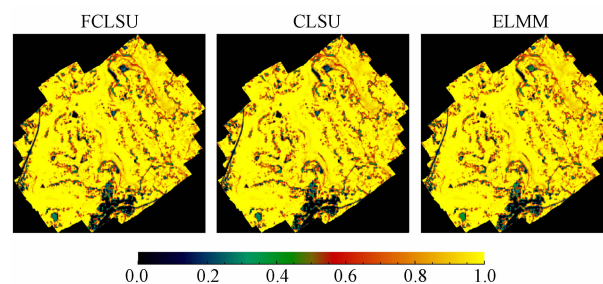


图9 光谱归一化下三种算法植被覆盖度反演结果

Fig. 9 Retrieval vegetation coverage by three algorithms under spectral normalization

混合模型获取的植被覆盖度明显偏低,其中FCLSU算法精度最低,CLSU与ELMM结果则非常相似,相似的主要原因在于ELMM算法采用CLSU初始化,同时再进行多次迭代。通过表1可知,ELMM算法具有最高的精度,而FCLSU算法精度最低。

表1 三种模型解混精度对比

Tab. 1 Comparison of mixing accuracy of three models

归一化 前后	R			RMSE		
	ELMM	FCLSU	CLSU	ELMM	FCLSU	CLSU
未归一化	0.903	0.869	0.903	0.353	0.434	0.354
归一化	0.911	0.911	0.909	0.200	0.200	0.204

通过对比图5与图9可以发现,经过光谱归一化后三种模型反演的植被覆盖度与真实覆盖情况非常接近,同时表1也说明了光谱归一化的效果,RMSE值都接近0.20。FCLSU与ELMM算法非常接近,这说明减弱端元组内光谱的变化有助于提高光谱混合分析的精度。

通过图5、图8和图9的对比分析,发现在未归一化的情况下,长满植被的沟谷地带其反演效果却较差,造成这一结果的主要原因在于沟谷地带的植被反射率较低。另外,在反演植被的同时,对建筑、

高速路、水体等也进行了反演。通过对比分析三幅图发现,无论是否归一化,反演结果都呈现出大面积的地物(如植被、高速路等)反演效果较好,而小面积的地物(如较窄的乡村道路、土质路)反演效果较差,但归一化后反演大、小面积地物的效果又好于未归一化。

同时,对直接运行算法与光谱归一化后算法的运行效率进行对比分析,在电脑处理器为 Inter(R) Xeon(R) CPU E5-2690 v4 @ 2.6GHZ,运行内存 128G 和 64 位 Windows10 的操作系统,以及 MATLAB 版本为 2016a 64bit 下,对  $449 \times 434$  大小的 Sentinel 2A 影像进行处理,FCLSU 和 CLSU 在未归一化下的平均运算时间分别为 145 秒、144 秒,ELMM 算法平均运行时间为 5 分钟;FCLSU 和 CLSU 在归一化下的平均运算时间分别为 127 秒、125 秒,ELMM 算法平均运行时间为 50 秒,这说明光谱归一化下的三种算法运行效率有所提升,特别是 ELMM 算法。

本文用到的无人机数据于 2018 年 7 月 27 日获取,在此之前,6 月 18 日外出实测了相关数据,并获取了无人机影像,且基于实测的数据,对 6 月的影像进行相同的反演研究,最终得到的实验结果与本文的实验结果十分相似,由于篇幅的限制,最终只罗列了最新的研究成果。

## 4 结论

通过对川东北丘陵地区的影像与端元组进行归一化,减弱因端元变化导致的解混误差,再采用三种光谱分析模型分别进行植被覆盖度反演,并进行精度评价。通过上述分析,得出结论如下:

(1)对影像和端元组进行归一化,有效地降低了端元组内光谱的差异,三种模型均能反演出高精度的植被覆盖度,其中扩展线性模型、全约束最小二乘法的精度最高。

(2)对比分析归一化前后的运行效率,得出:归一化后的 FCLSU 与 CLSU 有所提高,但提高幅度不明显,而 ELMM 算法的提高幅度较明显。

## 参考文献 (References)

[1] 张云霞,张云飞,李晓兵. 地面测量与 ASTER 影像综合计算植被盖度[J]. 生态学报, 2007, 27(3): 964 - 976. [ZHANG

Yunxia, ZHANG Yunfei, LI Xiaobing. The synthetically estimating vegetation fractional coverage of grassland using field data and ASTER remote sensing imagine [J]. Acta Ecologica Sinica, 2007, 27(3): 964 - 976]

[2] 温庆可,张增祥,刘斌,等. 草地覆盖度测算方法研究进展[J]. 草业科学, 2009, 26(12): 30 - 36. [WEN Qingke, ZHANG Zengxiang, LIU Bin, et al. Research progress in grassland fractional coverage estimation methods [J]. Pratacultural Science, 2009, 26(12): 30 - 36]

[3] 陈晋,陈云浩,何春阳,等. 基于土地覆盖分类的植被覆盖率估算亚像元模型与应用[J]. 遥感学报, 2001, 5(6): 416 - 422, 481. [CHEN Jin, CHEN Yunhao, HE Chunyang, et al. Sub-pixel model for vegetation fraction estimation based on land cover classification [J]. Journal of Remote Sensing, 2001, 5(6): 416 - 422, 481]

[4] 胡茂桂,王劲峰. 遥感影像混合像元分解及超分辨率重建研究进展[J]. 地理科学进展, 2010, 29(6): 747 - 756. [HU Maogui, WANG Jingfeng. Mixed-pixel decomposition and super-resolution reconstruction of remote sensing image [J]. Progress in Geography, 2010, 29(6): 747 - 756]

[5] FOODY G M, COX D P. Sub-pixel land cover composition estimation using a linear mixture model and fuzzy membership functions [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(3): 619 - 631.

[6] BOARDMAN J W. Geometric mixture analysis of imaging spectrometry data [C]//Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Pasadena, CA, USA: IEEE, 1994: 2369 - 2371.

[7] KESHA V A N, MUSTARD J F. Spectral unmixing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1): 44 - 57.

[8] BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A, DOBIGEON N, et al. Hyperspectral unmixing overview: geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(2, SI): 354 - 379.

[9] ZARE A, HO K C. Endmember variability in hyperspectral analysis: addressing spectral variability during spectral unmixing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(1): 95 - 104.

[10] HALIMI A, DOBIGEON N, TOURNERET J Y. Unsupervised unmixing of hyperspectral images accounting for endmember variability [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 4904 - 4917.

[11] ECHES O, DOBIGEON N, MAILHES C, et al. Bayesian estimation of linear mixtures using the normal compositional model. application to hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1403 - 1413.

[12] DU Xiaoxiao, ZARE A, GADER P, et al. Spatial and spectral unmixing using the beta compositional model [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(6, SI): 1994 - 2003.

- [13] DRUMETZ L, VEGANZONES M A, HENROT S, et al. Blind hyperspectral unmixing using an extended linear mixing model to address spectral variability [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(8): 3890–3905.
- [14] THOUVENIN P A, DOBIGEON N, TOURNERET J Y. Hyperspectral unmixing with spectral variability using a perturbed linear mixing model [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, **64**(2): 525–538.
- [15] HONG Danfeng, YOKOYA N, CHANUSSOT J, et al. An augmented linear mixing model to address spectral variability for hyperspectral unmixing [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, **28**(4): 1923–1938.
- [16] IMBIRIBA T, BORSOI R A, BERMUDEZ J C M. Generalized linear mixing model accounting for endmember variability [C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Calgary, AB, Canada: IEEE, 2018: 1862–1866.
- [17] IORDACHE M, BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A. Sparse unmixing of hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, **49**(6): 2014–2039.
- [18] HEINZ D C, CHANG Cheini. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(3): 529–545.
- [19] VEGANZONES M A, DRUMETZ L, TOCHON G, et al. A new extended linear mixing model to address spectral variability [C]// *Proceedings of the Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*. Lausanne, Switzerland: IEEE, 2014: 1–4.
- [20] 张渝. 考虑能耗指标的山区高等级公路路线方案综合优选研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2014: 43–48. [ZHANG Yu. Considering energy consumption of the highway route scheme comprehensive optimization study in the mountainous area [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014: 43–48]
- [21] DRUSCH M, DEL BELLO U, CARLIER S, et al. Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, **120**(SI): 25–36.
- [22] LI Yingjie, CHEN Jing, MA Qingmao, et al. Evaluation of sentinel-2A surface reflectance derived using Sen2Cor in North America [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, **11**(6, SI): 1997–2021.
- [23] KRUCK E. Combined IMU sensor calibration and bundle adjustment with BINGO-F [C]// *Proceedings of the OEEPE Workshop for Integrated Sensor Orientation*. Hannover, Germany: OEEPE Official Publication, 2002: 163–168.
- [24] 代婷婷, 马骏, 徐雁南. 基于 Agisoft PhotoScan 的无人机影像自动拼接在风景园林规划中的应用 [J]. *南京林业大学学报 (自然科学版)*, 2018, **42**(4): 165–170. [DAI Tingting, MA Jun, XU Yannan. Application of unmanned aerial vehicle (UAV) image automatic stitching in landscape planning based on Agisoft PhotoScan [J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2018, **42**(4): 165–170]
- [25] 周亦, 张亚亚. 利用 eCognition 进行高分一号卫星数据土地利用现状解译能力测试 [J]. *测绘通报*, 2016(8): 77–80, 94. [ZHOU Yi, ZHANG Yaya. Test of land use interpretation ability with satellite data of GF-1 using the eCognition [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2016(8): 77–80, 94]
- [26] NASCIMENTO J M P, BIOUCAS-DIAS J M. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(4): 898–910.
- [27] 肖昊, 王杰. 基于 IDL 和 MATLAB 混合编程的两种光谱混合分析方法比较 [J]. *遥感技术与应用*, 2017, **32**(5): 858–865. [XIAO Hao, WANG Jie. Comparison between two spectral mixture analysis methods based on IDL and MATLAB [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, **32**(5): 858–865]
- [28] HALIMI A, HONEINE P, BIOUCAS-DIAS J M. Hyperspectral unmixing in presence of endmember variability, nonlinearity or mismodeling effects [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(10): 4565–4579.
- [29] 段金亮, 王杰, 张婷. 一种基于光谱归一化下的植被覆盖度反演算法 [J]. *遥感技术与应用*, 2018, **33**(2): 252–258. [DUAN Jinliang, WANG Jie, ZHANG Ting. A kind of vegetation cover fraction retrieval algorithm based on spectral normalization frame [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, **33**(2): 252–258]
- [30] GENG Xiurui, ZHAO Yongchao, WANG Fuxiang, et al. A new volume formula for a simplex and its application to endmember extraction for hyperspectral image analysis [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, **31**(4): 1027–1035.



## An Inversion Method of Retrieval of Vegetation Coverage in a Hilly Area Based on Spectral Normalization

HU Tieshuang, DUAN Li, JIANG Liangqun, WANG Jie \*

(College of Land and Resources, China West Normal University, Nanchong 637009, Sichuan China)

**Abstract:** Because of the fixed spatial resolution in remote sensing images, there is usually a technical issue of decomposing mixed pixels, which comprise both vegetation element and other endmember fractions, degrading interpretation of vegetation coverage by image inversion analysis. By applications to Sentinel 2A remote sensing images, in this study it proposed a spectrum mixture analysis method based on spectral normalization in order to compromise the intra-class spectrum variability of vegetation and pixel mixing with other ground objects. Firstly, endmember matrix and remote sensing images were normalized to reduce spectrum variability of vegetation. Then, it applied three unmixed algorithms, full constrained least squares unmixing (FCLSU), partial constrained least squares unmixing (CLSU) and extended linear mixed model (ELMM) to quantitatively analyze the mixed state of vegetation with other ground objects. To verify the accuracy of our proposed unmixing algorithm, the classification of vegetation coverage obtained by UAV high-resolution images was referred as control group, and their accuracy before and after the normalization was carefully compared for accuracy evaluation. It found that before spectrum were normalized, the R and RMSE of ELMM and CLSU were both close to 0.903 and 0.353, and the two values from FCLSU were 0.869 and 0.434, whereas after the normalization, the R and RMSE of the three algorithms were updated to 0.91 and 0.2. The study suggested that after normalization of endmember and images the spectrum variability was considerably reduced by the three algorithms, with a great improvement in unmixing accuracy, and the inversion results of vegetation coverage in Sichuan hilly region was verified by field survey. ELMM and FCLSU had the highest accuracy, and ELMM was the best for its promotion in operational efficiency. This research would provide a substantial reference for pixel unmixing technology in the application of remote sense science to practices.

**Key words:** vegetation coverage fraction; Sentinel 2A image; endmember variability; spectrum normalization; spectral mixture analysis