

## 基于光谱分类的端元提取算法研究

高晓惠<sup>1,3</sup>, 相里斌<sup>2</sup>, 魏儒义<sup>1,3</sup>, 吕群波<sup>2</sup>, 卫俊霞<sup>1,3</sup>

1. 中国科学院光谱成像技术重点实验室, 西安光学精密机械研究所光谱成像技术实验室, 陕西 西安 710119
2. 中国科学院光电技术研究院, 北京 100190
3. 中国科学院研究生院, 北京 100049

**摘要** 目前成熟的端元提取算法是基于单形体几何学的像元纯度指数(PPI)算法, N-FINDR, VCA等算法。这些算法从图像所有像元中提取纯光谱, 具有提取速度慢、精度不高的缺点; 部分算法需要进行光谱降维, 不利于小目标信息的提取。该文提出先利用基于空间特征的光谱分类算法进行分类, 将整个图像划分成空间相邻、光谱相似的若干类, 每一类的均值光谱作为标准光谱, 从所有类别的标准光谱中提取纯光谱, 使得运算量明显减少, 并且降低了噪声对算法的影响, 极大的提高了端元提取的速度和精度。同时采用基于光谱冗余的端元提取算法进行端元提取, 不需要预先设定端元数目, 相对于PPI, N-FINDR等算法, 该算法更具合理性。将该算法处理结果与ENVI中的SMACC算法处理结果进行比较, 表明该算法具有端元提取准确, 空间连续性好, 抗噪能力强等特点。

**关键词** 高光谱遥感; 光谱分类; 光谱冗余; 光谱解混合

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2011)07-1995-04

### 引言

随着高光谱遥感的发展, 光谱成像仪器的空间分辨率和光谱分辨率越来越高。从世界范围来看, 光谱分辨率目前可以达到纳米, 空间分辨率一般为几米到几千米之间。由于光谱仪空间分辨率是有限的, 不可能无限制的提高, 而地物尺度却有可能非常微小, 使得一个像元往往包含若干种地物, 因此以像元为单位得到的光谱通常是若干种地物的混合光谱。高光谱图像中的混合像元问题是广泛而永久存在的问题。光谱解混合包括两方面的问题, 首先是纯光谱提取, 也就是端元提取, 然后求解各个端元在每个像元中百分比含量, 也就是丰度值。线性混合模型比较简单, 并且在多数情况下是有效的, 因此在遥感图像处理中一般采用线性混合模型进行光谱解混合。在线性光谱混合模型的基础上, 目前常用的较为成熟的端元提取方法有基于单形体几何学的像元纯度指数(PPI)<sup>[1]</sup>算法, N-FINDR<sup>[2]</sup>算法、顶点成分分析法(VCA)算法等。这些算法从图像所有像元中提取纯光谱, 具有两个缺点: (1) 端元提取的速度较慢。所有像元的光谱都参与运算, 因此运算量较大, 导致端元提取速度较慢。

(2) 端元提取的精度不高。单个像元光谱存在着系统引入的随机噪声和测量误差等, 直接影响端元的提取精度。多数基于 $N$ 维单形体的算法都需要进行光谱降维, 将待分类的高光谱数据的维数降至 $N-1$ 维, 这相当于降低了光谱分辨率, 因此不利于小目标的提取识别。算法预先设定要提取的端元数 $N$ , 这也是非常不科学的。

在对国内外端元提取方法<sup>[3-5]</sup>进行研究的基础上, 本文提出先进行光谱分类, 将整个图像划分成空间相邻、光谱相似的若干类, 然后把每一类的均值光谱作为标准光谱, 从所有类别的标准光谱中提取纯光谱, 使得运算量明显减少, 并且降低了噪声对算法的影响, 极大的提高了端元提取的速度和精度。文中重复采用带约束的最小二乘法对各类的标准光谱进行光谱解混合, 每次选择具有最大光谱冗余量的类的标准光谱作为新增端元, 随着端元数目的不断增加, 光谱解混合后最大光谱冗余量也会越来越小, 因此算法是收敛的。算法通过设定最大光谱冗余量的波段平均值的大小来控制提取端元的数目, 不需要进行光谱降维, 不需要预先设定端元数目, 相对于PPI, N-FINDR, VCA等算法, 该算法更具合理性。

收稿日期: 2010-08-11, 修订日期: 2011-01-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(40805013)和国家重点基础研究发展计划(2009CB724005)资助

作者简介: 高晓惠, 女, 1976年生, 中国科学院西安光学精密机械研究所助理研究员 e-mail: gaohui@163.com

## 1 端元提取算法

### 1.1 线性混合模型

通常情况下, 高光谱图像中的每个像元可以认为是由图像中各个端元线性混合而成。各端元的丰度值等于该端元所对应的物质在混合像元中所占面积的百分比。假定光谱为  $L$  维向量, 端元数是  $N$ , 则线性混合公式如下

$$x = \sum_{i=1}^N c_i e_i + n = Ec + n \quad (1)$$

其中  $x$  是  $L$  维光谱向量,  $E = [e_1 e_2 \dots e_N]$  为  $L \times N$  矩阵, 其中每列均为端元向量。  $c$  为系数向量,  $c_i$  表示混合像元中端元  $e_i$  所占的比例。  $n$  为误差项。根据线性混合的物理意义, 系数向量应该满足两个约束条件

$$\sum_{i=1}^N c_i = 1 \quad (2)$$

$$0 \leq c_i \leq 1 \quad (3)$$

### 1.2 基于光谱冗余的端元提取算法

在误差项  $n$  很小的情况下, 满足 (1) — (3) 式的所有点的集合构成一个高维空间的凸集, 端元是凸面单形体的顶点。一般的端元提取算法如 N-FINDR 算法是通过求解最大单形体的体积得到各个端元, 由于用到了行列式运算, 需要端元向量  $e_i$  必须是  $N-1$  维, 因此需要对不满足要求的原始数据进行降维处理, 不能充分利用高光谱遥感的优势, 不利于小目标的提取识别。算法预先设定了端元数为  $N$ , 并没有考虑高光谱图像本身具体情况, 这是非常不科学的。本文提出基于混合光谱冗余的端元提取算法, 不需要对原始数据进行降维, 不需要预先设定端元个数, 因此算法设计上更加合理。

具体算法如下: 求  $N$  个光谱向量  $X(:, i) (i=1, 2, \dots, N)$  的平均向量  $\bar{X}$

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X(:, i) \quad (4)$$

计算所有光谱向量到  $\bar{X}$  的欧式距离, 欧式距离最远的光谱向量作为第一个端元  $e_1$ ;

$$i_{opt} = \max_i \|X(:, i) - \bar{X}\| \quad e_1 = X(:, i_{opt}) \quad (5)$$

计算所有光谱向量到  $e_1$  的欧式距离, 欧式距离最远的光谱向量作为第二个端元  $e_2$ ;

$$i_{opt} = \max_i \|X(:, i) - e_1\| \quad e_2 = X(:, i_{opt}) \quad (6)$$

以  $e_1$  和  $e_2$  作为两个端元对所有光谱向量进行带约束的线性解混合, 选取光谱冗余量最大的向量作为新增加的端元。

$$i_{opt} = \max_i \|X(:, i) - Ec(:, i)\| \quad e_3 = X(:, i_{opt}) \quad (7)$$

添加新的端元后, 重新利用带约束的线性解混算法对所有光谱向量解混合, 将解混合后光谱冗余量最大的向量作为又一个新端元。

随着提取到的端元数不断增加, 得到的最大光谱冗余量会越来越小, 将最大平均光谱冗余  $\mu$  作为算法中止条件

$$\frac{1}{L} \max \|X(:, i) - Ec(:, i)\| \leq \mu \quad (8)$$

其中  $L$  为光谱向量的维数。

## 2 算法仿真及结果分析

采用大小为  $200 \times 200 \times 80$  的数据立方体进行仿真实验, 空间维为  $200 \times 200$ , 80 个谱段, 数据精度为 16 位。

### 2.1 光谱分类

本文首先使用基于像元空间关联的高光谱图像分类算法进行光谱分类。该算法是对 ECHO (extraction and classification of homogeneous objects)<sup>[6]</sup> 方法和 2005 年耿修瑞博士提出的像元空间关联下的高光谱图像分类算法的改进。利用光谱分类算法将高光谱图像划分成若干类, 每一类像元的均值光谱作为该类的光谱。同一类像元不仅具有光谱相似的特点, 还具有空间上的连续性。图 1(a) 的数据经过光谱分类后分为 1 423 个类, 不同的类用不同的灰度表示, 见图 1(b)。

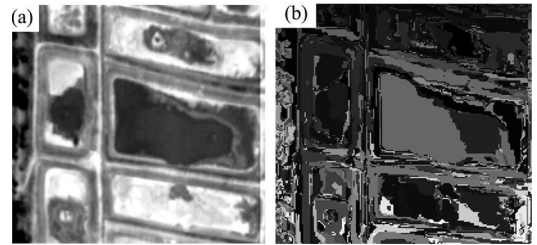


Fig 1 The result gained by applying spectral classification algorithm based on spatial features

通过对原始高光谱图像的分类来降低端元提取算法的运算量, 从而提高运算速度。原始图像具有 40 000 个像元, 光谱分类后只需要从 1 423 个类的均值光谱中提取端元, 运算量是 PPI, N-FINDR, VCA 等算法的 1/28。

### 2.2 端元提取

首先将分类后得到的 1 423 个类的光谱进行平均, 得到总的均值光谱。然后计算所有类光谱到总的均值光谱的欧式距离, 最远的类的光谱作为端元 1。计算所有类光谱到端元 1 的欧式距离, 距离最大的是端元 2。将所有类光谱分解成端元 1 和端元 2 的线性组合, 并使其满足约束 (2) 和 (3), 具有最大冗余的类光谱作为端元 3。然后继续将所有类光谱分解成三个端元的线性组合, 同样需要满足约束 (2) 和 (3), 具有最大冗余的类光谱作为端元 4。按照同样的原理继续提取端元, 直至满足算法中止条件。如设定算法的中止条件为  $\mu \leq 15$ , 则端元数为 6, 各个端元的谱线如图 2 所示。

当算法的中止条件为  $\mu \leq 12$ , 端元数为 7。

### 2.2 光谱解混合

在进行端元提取的过程中, 需要多次进行光谱线性解混合计算, 并计算解混合后的光谱冗余。当满足中止条件时, 将所有提取到的端元保存下来。使用全部端元对高光谱图像数据进行线性解混合, 得到各个端元的丰度值。图 3 为提取 6 个端元时, 各个端元在光谱图像中所占比例系数的分布图。

采用 ENVI 中的 SMACC 方法进行光谱解混合, 当设定端元数目为 6, 得到的六个端元对应的丰度图如图 4 所示。

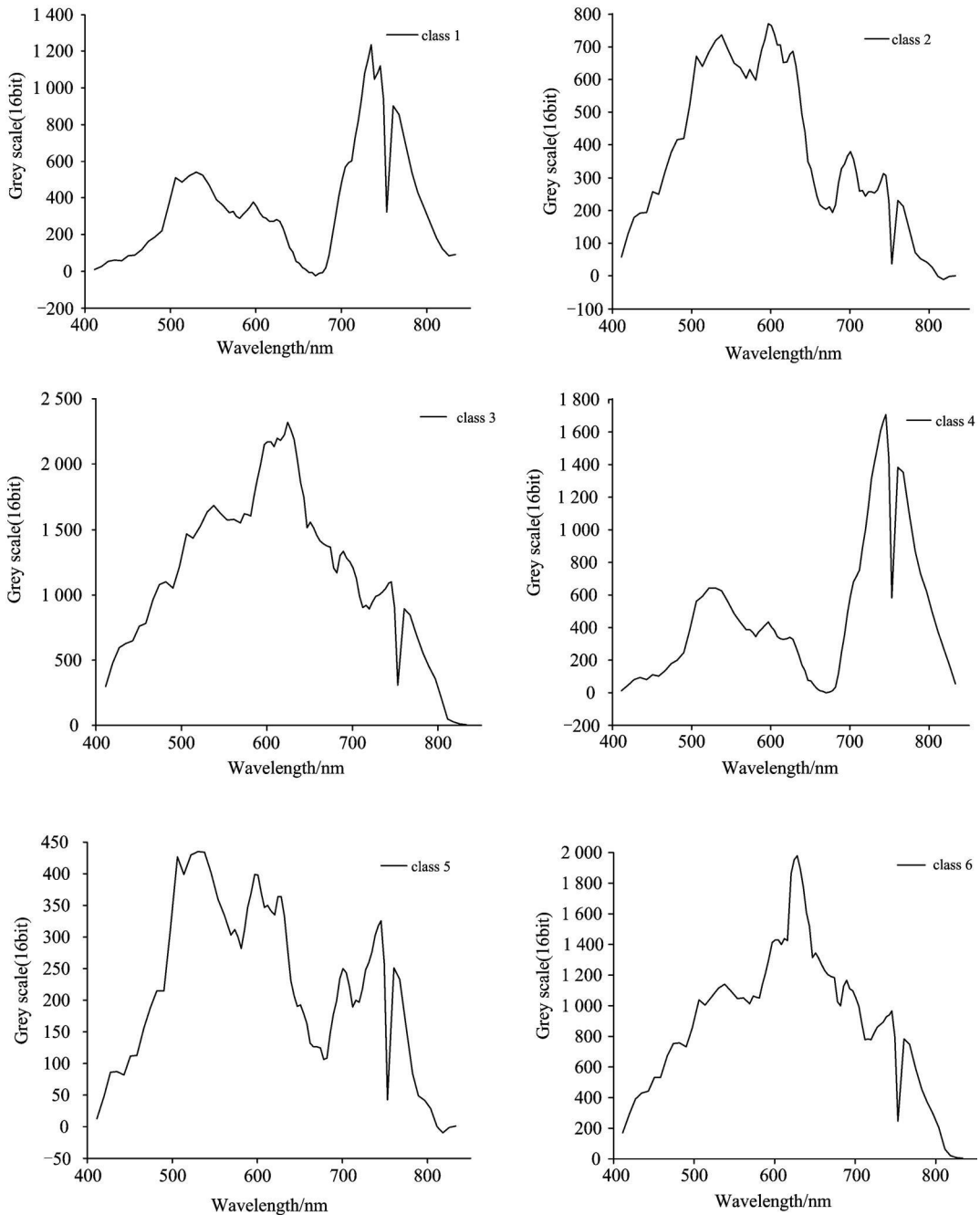


Fig 2 Spectra of endmembers 1—6

通过对图 3 和图 4 进行对比,发现本文所提出的方法和 SM ACC 算法较好的识别了坝上树木,水田植被,田间土壤,堤坝等。本文提出的算法将坝上树木识别为两种,相对于 SM ACC 算法,其结果具有空间连续性好,抗噪能力强,小目标识别能力强的优点,并且计算量仅为 SM ACC 算法的 1/28。

### 3 结论

本文采用基于空间特征的非监督光谱分类算法对高光谱

图像进行分类,然后从每一类的均值光谱中进行端元提取,极大减少了参与端元提取像元的数目,提高了运算速度,同时降低了噪声对端元提取结果的影响。利用基于混合光谱冗余的端元提取算法进行端元提取,不需要对原始数据进行降维,不需要预先设定端元个数,实验表明了该算法的有效性。



Fig 3 Abundance maps corresponding to six endmembers

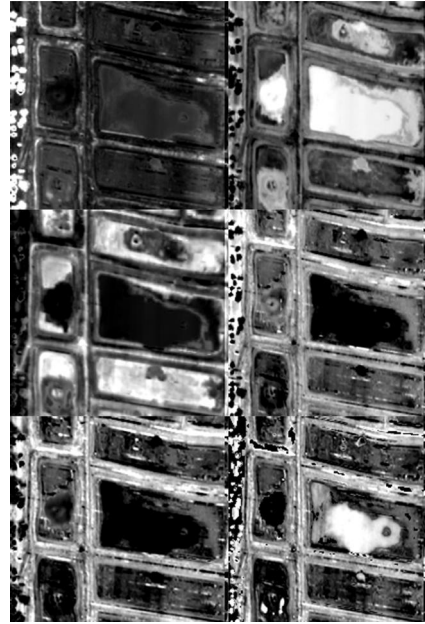


Fig 4 Abundance maps corresponding to six endmembers obtained by the SMACC of ENVI

## References

- [1] Boardman J W. International Geosciences Remote Sense Symposium, 1994, 4: 2369.
- [2] Winter M E. Proc SPIE, 1999, 3753: 266.
- [3] LÜ Qunbo, XIANGLI Bin, XUE Bin, et al(吕群波, 相里斌, 薛彬, 等). Acta Photonica Sinica(光子学报), 2005, 34(9): 1336.
- [4] Plaza A, Martinez P, Perez R, et al. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40: 2025.
- [5] Plaza A, Martinez P, Perez R, et al. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42: 650.
- [6] Kettig R L, Landgrebe D A. IEEE Transactions on Geosciences and Electronics, 1976, GE-14(1): 19.

## Research on Endmember Extraction Algorithm Based on Spectral Classification

GAO Xiaohui<sup>1,3</sup>, XIANGLI Bin<sup>2</sup>, WEI Ruiyi<sup>1,3</sup>, LÜ Qunbo<sup>2</sup>, WEI Junxia<sup>1,3</sup>

1. Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China
2. Academy of Optoelectronics, Chinese Academy Sciences, Beijing 100190, China
3. Graduate University of Chinese Academy Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract** Spectral unmixing is an important task for data processing of hyperspectral remote sensing, which is comprised of extracting the pure spectra (endmember) and calculating the abundance value of pure spectra. The most efficient endmember extracting algorithms (EEAs) is designed based on convexity geometry such as pure pixel index (PPI), N-finder algorithm (N-FINDR). Most EEAs choose pure spectra from all pixels of an image so that they have disadvantages like slow processing speed and poor precision. Partial algorithms need reducing the spectral dimension, which results in the difficulty in small target identification. This paper proposed an algorithm that classifies the hyperspectral image into some classes with homogeneous spectra and considers the mean spectra of a class as standard spectra for the class, then extracts pure spectrum from all standard spectra of classes. It reduces computation and the effect of system error, enhancing the speed and precision of endmember extraction. Using the least squares with constraints on spectral extraction and spectral unmixing, by controlling the band average value of the maximum spectral redundant allowance to control the number of endmembers, does not need to reduce the spectral dimension and predetermine the number of endmembers, so compared to N-finder algorithm, such algorithm is more rational.

**Keywords** Hyperspectral remote sensing; Spectral unmixing; Spectral redundancy; Spectral classification

(Received Aug. 11, 2010; accepted Jan. 15, 2011)