

# 一种无监督高光谱图像分类算法

余红伟<sup>1,2)</sup> 张艳宁<sup>2)</sup> 袁和金<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(西北工业大学理学院, 西安 710072) <sup>2)</sup>(西北工业大学计算机学院, 西安 710072)

**摘要** 为了实现对无任何先验知识的高光谱遥感数据的全自动分类,提出了一种关于高光谱图像的无监督分类算法。该算法将高光谱图像的凸面几何特征与光谱特征相结合,通过自动提取端元,并利用所提取的端元进行分类识别来实现高光谱图像的自动分类。此算法的特点是原理简单、易于实现、适应性广,而且不需要任何辅助支持和人工干预。实验结果表明,该算法能够获得较好的分类效果。

**关键词** 高光谱图像 无监督分类 端元 凸面几何原理

中图分类号:TP751 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)06-1123-05

## An Unsupervised Classification Algorithm for Hyperspectral Imagery

SHE Hong-wei<sup>1,2)</sup>, ZHANG Yan-ning<sup>2)</sup>, YUAN He-jin<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

<sup>2)</sup>(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

**Abstract** In order to classify the data of Hyperspectral remote sensing images automatically without prior knowledge, an unsupervised classification algorithm is presented based on the conception of convex geometry and spectral features in this paper. The endmembers are selected step by step during processing and each endmember can be identified as one class. The advantages of this algorithm are simple in theory, easy to accomplish, widely used, and without any manual assistance. The experiment shows that the classifying result of this algorithm is satisfied.

**Keywords** hyperspectral image, unsupervised classification, endmember, conception of convex geometry

## 1 引言

高光谱图像处理是一个新兴的研究领域,也是当前图像处理的前沿。如何面对高光谱的海量数据以及高维特点,将高光谱图像的各种特征相结合,研究快速、高效的目标识别与分类算法是目前和未来一段时间内高光谱图像处理研究的一个热点。

高光谱分类算法<sup>[1-5]</sup>通常可以分为有监督的分类算法和无监督的分类算法,其中前者是指对高光谱图像上样本区内的地物类属已有先验知识,即已经知道所对应的地物类别的情况下,可以利用这些样本类别的特征作为依据来判断非样本数据类别的

分类算法;而后者则是在不知待分类高光谱图像中的地物种类的情况下,纯粹依靠不同光谱数据在统计上的差别来进行分类的算法。常用的有监督分类算法有光谱角填图法、二进制编码法、平行六面体方法、最小距离法、最大似然法等;无监督的分类算法有 IsoData 方法、K-Means 方法等。除了上述传统的分类方法外,还有一些新的分类方法,如各种神经网络分类法、决策树分类法、支持向量机分类法和专家系统分类法等。

对高光谱图像的目标提取与分类的研究一般从图像空间、光谱空间和特征空间等3个方面进行。其中图像空间反映了地物的空间分布和变化以及不同地物之间的空间关系,但受空间分辨率的限制,一

基金项目:航空基金项目(20060853010);教育部“优秀人才计划”项目(NCET-05-0866)

收稿日期:2006-09-05;改回日期:2007-01-05

第一作者简介:余红伟(1970~),男,讲师。西北工业大学理学院博士研究生。主要研究方向为图像处理、算法分析与设计。已发表相关论文数篇。E-mail: shehw@nwpu.edu.cn

般很难直接从图像空间进行目标识别与分类;光谱空间由图像中的各个像元的光谱曲线组成,其反映了地物本身的物理属性,是用来进行地物类型识别的主要依据;另外,高光谱图像在高维特征空间中还有其独特的性质,这也是高光谱数据处理研究的一个重要方面。

本文将高光谱图像的光谱特征与凸面几何特征相结合,给出了一种高效的全自动分类算法。

## 2 光谱相似性度量

光谱相似性度量用于描述两个像元光谱的相似程度,由于不同地物可以通过其光谱的相似性来加以区分,因此光谱相似性度量是高光谱图像分类、目标识别的基础。常用的光谱相似性度量方法<sup>[6,7]</sup>有以下几种:最小距离(欧氏距离、曼氏距离等)、光谱角(spectral angle, SA)、光谱相关系数、信息散度(spectral information divergence, SID)等。

本文采用光谱相关系数进行光谱相似性度量,设  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  和  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_N)$  为两个光谱向量,  $N$  为波段数,则相关系数为

$$r = \frac{\delta_{XY}^2}{\delta_{XX}\delta_{YY}} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

其中,  $\bar{x}$  和  $\bar{y}$  分别为向量  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  的均值,  $\delta_{XY}$  为  $\mathbf{X}\mathbf{Y}$  的协方差,  $\delta_{XX}, \delta_{YY}$  为  $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$  的标准差。

## 3 高光谱图像的凸面几何特性

众所周知,高光谱图像的每个像元强度值是对应地表物质光谱信号的综合,每种地物有着不同的光谱响应特征,而每个像元仅用一个信号记录这些不同成分。如果一个像元仅仅包含一种地物类型,则该像元称为纯像元(pure pixel),也称为端元(endmember)。如果一个像元包含不止一种土地覆盖类型,则称为混合像元(mixed pixel)。通常情况下,受空间分辨率的限制,混合像元普遍存在于遥感高光谱图像中<sup>[8]</sup>。

对混合像元进行解混的方法很多,例如:最小二乘法、滤波向量法、独立成分分析法等。一般的解混方法总是假设端元与混合像元之间满足线性模型

(式(2)、式(3)),即所有端元  $\mathbf{R}_i$  构成了高光谱图像的一组线性无关的基向量  $\{\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_n\}$ , 图像中的任意一个像元  $\mathbf{P}$  均可以由这些端元线性组合而成。

$$\mathbf{P} = \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{R}_i + \varepsilon \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n a_i = 1, 0 \leq a_i \leq 1 \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  是对应于像元  $\mathbf{P}$  的比例系数,也称为丰度。 $\varepsilon$  为误差项。

Boardman 于 1993 年首先揭示了高光谱数据在其特征空间呈现单形体的结构<sup>[9]</sup>,进而引入了凸面几何学的分析方法,其基本思想是:高光谱图像中的每个像元都是  $N$  维光谱空间中的一个点( $N$  为高光谱图像的波段数),在误差项  $\varepsilon$  很小的情况下,满足上述式(2)、式(3)的所有点的集合正好构成一个  $n-1$  维空间的凸集,而端元点则正好落在这个凸面单形体的顶点上。

图 1 给出了两个波段 3 个端元的几何关系,三角形的顶点  $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}$  代表 3 个端元,除此之外,三角形边上的点和内部点为混合像元。在高维情况下,所有像元构成了一个凸面单形体,这样提取高光谱图像的端元问题就可以转化为求单形体的顶点问题。

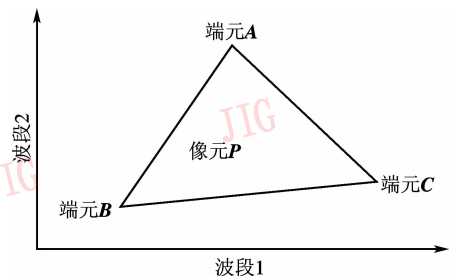


图 1 两个波段 3 个端元的几何关系图

Fig. 1 The geometry relationship of three end-members with two bands

## 4 端元提取技术及自动分类算法

### 4.1 端元提取技术

目前已经有很多自动提取端元的方法<sup>[10~12]</sup>,但是它们无法保证对各种数据源都具有有效性以及普遍适用性,因此很难对上述方法进行优劣评价<sup>[13]</sup>,另外,这些方法在提取端元的过程中都要进行复杂的运算,从而使得算法的效率不高。

因受地理环境、空间分辨率、大气条件等因素的影响,有时很难保证高光谱数据中绝对纯像元的存在,其往往找到的只是近似的端元,但是这对一般的分类精度的要求来说,是完全可以满足的。利用高光谱图像的凸面几何原理,本文给出了一种提取近似端元的算法,该算法的基本思想如下:

如图 1 所示,对于式(2)在无误差项  $\varepsilon$  的理想情况下有

$$P = a_1A + a_2B + a_3C \quad (4)$$

$$a_i < 1, i = 1, 2, 3 \quad a_1 + a_2 + a_3 = 1$$

由式(4)可知,混合像元必落于端元所组成的三角形内部,同理,所有像元的平均光谱向量也必定位于三角形内部。另外,从图 1 可以看出,假定  $\bar{P}$  为平均光谱向量,则距离点  $\bar{P}$  最远的一个像元点必定是端元点,该理论还可以推广到高维空间中。这样就可以采用高光谱图像的这种特性来提取端元,其具体方法是先求出所有像元的平均光谱向量,然后比较每个像元的光谱向量与平均光谱向量的相似度,其中相似度最小的一个像元即为找到的第 1 个端元,利用该端元就可进行该类别的识别,最后从图像中去掉已归类的像元,剩余像元重复上述操作,直到最终剩余的像元可以近似归为一类为止。

#### 4.2 自动分类算法

完整的高光谱图像自动分类算法步骤如下:

(1) 计算所有未分类像元的平均光谱向量  $\bar{P}^{(i)}$  ( $i = 1, 2, \dots$ , 分别表示第 1, 2,  $\dots$  次计算);

(2) 求各像元的光谱向量与平均光谱向量  $\bar{P}^{(i)}$  的相关系数  $r_k$ , 其中具有最小相关系数  $r_{\min}$  的像元  $Q^{(i)}$  即为得到的第  $i$  个端元;

(3) 对每一个未分类像元, 计算其与端元  $Q^{(i)}$  的相关系数  $r_k$ , 并将所有满足  $r_k > \lambda_1$  的像元与  $Q^{(i)}$  一起归为新的一类;

(4) 标记新识别出的像元类别, 并将其从未分类的像元中去除;

(5) 重复步骤(1) ~ (4), 直到所求的最小相关系数大于阈值  $\lambda_2$  时, 就可以认为所剩的所有像元近似归为一类, 算法结束。

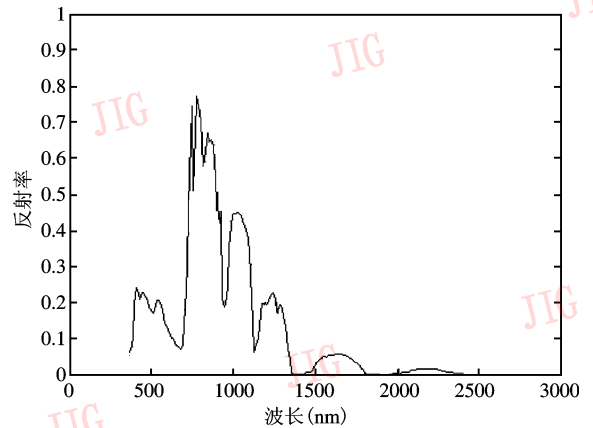
由于算法中两个阈值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的选择会影响分类效果, 因此这两个阈值要结合数据源的特点和采用的相似性度量标准根据经验选择。一般情况下, 选择  $\lambda_1 > \lambda_2$ , 当  $\lambda_1$  选择较大值时, 由于所分类别较多, 因此可能会出现将同一类地物分成不同种类; 反

之, 当  $\lambda_1$  选择较小值时, 则可能会出现将不同地物误分为同一类的情况;  $\lambda_2$  选择较小值时, 分类可能不彻底,  $\lambda_2$  选择较大值时, 分类虽较细, 但也可能会出现将同一地物分成不同种类的情况。另外, 对于地物特征明显、容易区分的数据源,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  可选择较小值, 以提高分类速度; 而对于相似的地物类型(如植被的精细分类),  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  就应该选择较大值, 以便区分相近的类别。

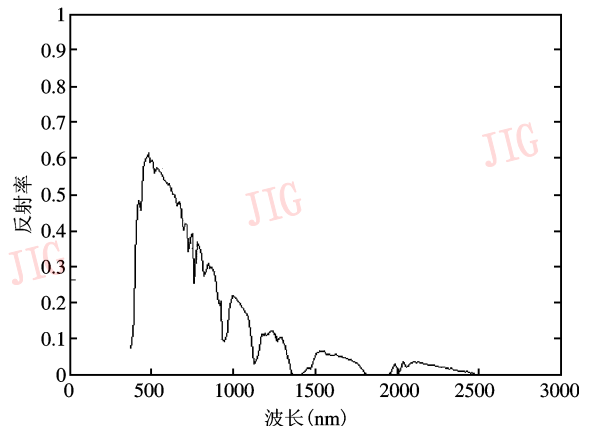
### 5 实验结果及结论

为验证本文算法的分类效果, 选取了来自美国加利福尼亚州莫菲特场 (Moffett field) 的一幅 AVIRIS 的 224 个波段(波长为 400 ~ 2 500nm, 像元个数为 512 × 614) 的高光谱图像进行了分类实验, 相关实验结果如下。

图 2 是利用本算法提取出来的实验区的植被和建筑物两个端元的光谱曲线。



(a) 植被光谱曲线



(b) 建筑物光谱曲线

图 2 植被和建筑物的光谱曲线

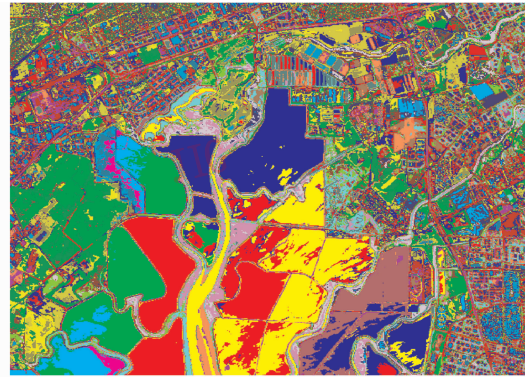
Fig. 2 Spectral profile of vegetation and building

本文选取的实验图像是一幅具有 224 个波段的高光谱图像(图 3(a)),其不仅波段较多,同时地物类型复杂,主要有植被、田地、建筑物、道路、水域、沼泽地、裸土等地物类别。由图 3 实验结果可以看出,在由 ENVI 软件提供的无监督聚类算法——K-Means 的分类结果中有明显的误分现象;SAM 方法是一种经典的分类方法,但是该方法的缺点是需要事先建立光谱数据库,本实验中的代表光谱是直接用手工取自待分类的数据源,由于只选择了 7 种

不同地物,所以只分了 7 类(图 3(c))。由于将所有像元按最相似的方式归到所指定的 7 类中,所以分类结果和实际地物有一定的差别,但是总体分类效果尚可;从图 3(d)可以看出,本文所给的无监督分类算法可获得较好的分类效果。另外,本实验选取的高光谱图像地物种类本身已经比较复杂,对于地物分布规则,种类较少的高光谱数据,本算法能得到更好的分类结果,限于篇幅,这里没有再给出其他的实验结果图。



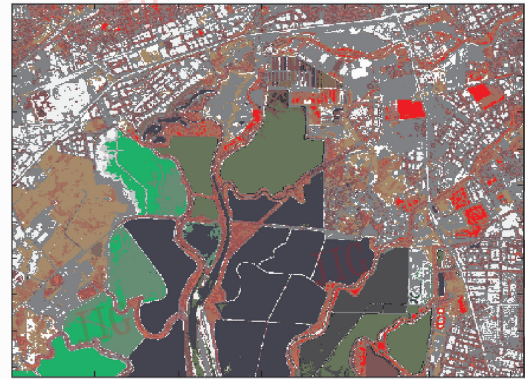
(a) 美国加利福尼亚州莫菲特场(Moffett field)的一幅 AVIRIS 高光谱数据的 50, 37, 17 波段伪彩合成图



(b) 基于 ENVI 软件的 K-Means 算法的分类结果 (迭代次数为 20 次, 分为 25 类)



(c) SAM 方法的分类结果(分为 7 类, 所采用的代表光谱由源高光谱数据中手工提取)



(d) 本算法的分类结果(分 23 类)

图 3 高光谱数据的伪彩合成图及不同分类方法的分类结果

Fig. 3 Artificial color image of the original hyperspectral data and the results of different methods

本实验在 CPU 为 P4-2.59, 512M 内存的计算机上得到的 3 种方法的运行时间如表 1 所示。需要说明的是,算法的运行时间不仅取决于算法和计算机配置,而且还和待分类的数据源、选择的波段数有关。由于本实验中选取了全部 224 个波段的数据,而且地物类型复杂,所以算法耗时较多,在实际应用中可以采取降维的方式来选取部分波段数据,以便减少运行时间。

表 1 不同方法运行时间(s)

Tab. 1 Running time(s)

方法	ENVI 的 K-Means 方法	SAM 方法	本文算法
运行时间(s)	942	530	874

高光谱图像的分类精度,主要由以下 3 个因素决定:(1)源数据的质量;(2)所采取的分类算法;(3)用于地物识别的特征光谱或样本光谱。对于

有监督的分类算法,如经典的光谱角制图法,一般是采用已有的光谱数据库中的典型地物光谱来进行识别匹配,但是受不同数据源、大气条件等的影响,即使对光谱数据库中的光谱进行了非常好的归一化重建,仍然很难保证得到好的识别与分类效果。对于无监督的分类算法,分类效果仅取决于前两个因素,不需要辅助知识支持,但是,在事先不知道数据源中有多少地物种类的情况下,无监督分类往往会出现误分、错分现象。对于目前逐渐应用于高光谱图像分类中的各种神经网络分类法、支持向量机分类法、基于专家系统的分类法等方法存在的关键是样本的学习效率,而对于高光谱图像的海量数据而言,如何更好地选择样本和如何对高光谱数据进行降维,以便提高学习效率是这些算法的关键。由此可见,快速、高效的无监督分类算法仍然是今后一段时间内,高光谱图像处理研究的一个重要课题。

### 参考文献 (References)

- 1 Jia Xiu-ping, Richards John A. Cluster-space representation for hyperspectral data classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, **40**(3): 593 ~ 598.
- 2 Melgani Farid, Bruzzone Lorenzo. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, **42**(8): 1778 ~ 1790.
- 3 Chang Chein-I. Target signature-constrained mixed pixel classification for hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, **40**(5): 1065 ~ 1081.
- 4 Geng Xiu-rui, Zhang Xia, Chen Zheng-chao, *et al.* Classification algorithm based on spatial continuity for Hyperspectral image [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2004, **23**(4): 299 ~ 302.

[耿修瑞,张霞,陈正超等.一种基于空间连续性的高光谱图像分类方法[J].红外与毫米波学报,2004,**23**(4):299~302.]

- 5 Xiong Zhen, Tong Qing-xi, Zheng Lan-feng. High-rank artificial neural network algorithm for classification of hyperspectral image data [J]. Journal of Image and Graphics, 2000, **5**(3): 196 ~ 201. [熊祯,童庆禧,郑兰芬.用于高光谱遥感图像分类的一种高阶神经网络算法[J].中国图象图形学报,2000,**5**(3):196~201.]
- 6 Xu Wei-dong. Classification and feature extraction for hyperspectral Image [J]. Infrared (Monthly), 2004, **3**(5): 28 ~ 34. [许卫东.高光谱遥感分类与提取技术[J].红外(月刊),2004,**3**(5):28~34.]
- 7 Du Pei-jun, Fang Tao, Tang Hong, *et al.* Spectral features extraction in Hyperspectral RS data and its application to information processing [J]. Acta Photonica Sinica, 2005, **34**(2): 293 ~ 298.
- 8 Foody G, Cox D. Sub-pixel land cover composition estimation Using a linear mixing model and fuzzy membership functions [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, **13**(3): 619 ~ 631.
- 9 Boardman J W. Automated spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts: in summaries [A]. In: Proceedings of Fourth Jet Propulsion Laboratory Airborne Geoscience Workshop [C], Pasadena, CA, USA, 1993, **1**: 11 ~ 14.
- 10 Winter M E. N-FINDR. An algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data [J]. Proceedings of SPIE, 1999, **3753**: 266 ~ 275.
- 11 Plaza A, Martinez P, Rerez R, *et al.* Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, **40**(9): 2025 ~ 2041.
- 12 Lü Qun-bo, Xiang Li-bin, Xue Bin, *et al.* Endmember determination in Hyperspectral data [J]. Acta Photonica Sinica, 2005, **34**(9): 1336 ~ 1339. [吕群波,相里斌,薛彬等.高光谱图像中纯光谱提取方法[J].光子学报,2005,**34**(9):1336~1339.]
- 13 Plaza A, MARTIEZ P, Perez R, *et al.* A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, **42**(3): 650 ~ 663.