

高光谱图像中纯光谱提取方法

吕群波^{1,2} 相里斌¹ 薛彬^{1,2} 周锦松^{1,2}

(1 中国科学院西安光学精密机械研究所, 西安 710068)

(2 中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘要 利用线性解混合方法处理高光谱图像数据, 需要获取存在于光谱图像中的纯光谱. 目前的纯光谱提取方法都需要复杂的运算, 并且都没有被证明具有普遍适用的特点. 在特征空间对光谱图像中信息存在形式进行有效分析的基础上, 提出基于特征空间分析和光谱相关制图法相结合的纯光谱提取方法(FSASCM), 具有复杂度低、对大多数高光谱图像数据普遍适用的特点.

关键词 纯光谱; 高光谱图像; 解混合; 特征空间; 光谱相关制图法

中图分类号 TP751.1 **文献标识码** A

0 引言

高光谱成像仪(Hyperspectral Imager, HSI)能够获得比多光谱成像仪(Multispectral Imager, MSI)多得多的光谱信息, 因此成为遥感领域发展的热点. 为了适应高光谱成像仪的发展, 针对高光谱图像数据的特点, 提出了许多高光谱图像数据的处理方法, 线性解混合是其中一种应用广泛的处理方法^[1]. 在运用线性解混合方法处理高光谱图像数据时, 首先需要获得存在于高光谱图像数据中的最终成份光谱, 也即是纯光谱(Endmember). 有很多方法可用来自动提取高光谱图像数据中的纯光谱^[2~6], Antonio Plaza 等人曾对几种常用方法进行过比较分析, 但由于无法保证数据源的有效性及方

法的普适性, 最终没有得到一个完整的结论^[7], 同时这些方法在提取纯光谱的过程中需要复杂的运算.

本文在充分分析高光谱图像特征的基础上, 提出一种基于特征空间分析和光谱相关制图法相结合的纯光谱提取方法(FSASCM), 对大多数高光谱图像数据具有普遍适用的优点, 而且复杂度低.

1 特征空间分析

如图 1, 高光谱图像数据通常可在三种空间中进行分析, 即图像空间、光谱空间和特征空间. 虽然在图像空间和光谱空间中分析高光谱图像数据是最直接、最常用的, 但是在特征空间中分析高光谱图像数据是最有效的^[8].

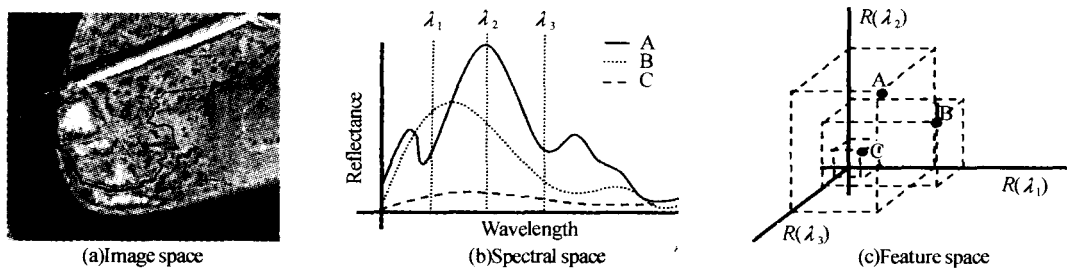


图 1 表示光谱图像数据的三种空间
Fig. 1 Three spaces for representing spectral data

所谓在特征空间中分析高光谱图像数据, 即是图像数据中任一 N 波段光谱看成 N 维空间中的一个向量, 记为 r . 高光谱图像数据中所有向量组成 N 维空间的一个子空间, 记为 V , 通常情况下, V 中向量满足线性关系, 因此可以看成是线性子空间. 根据线性代数理论^[9]可知, 在线性子空间 V 中存在一个最大的无关向量组 $E = (e_1, e_2, e_3, \dots, e_p)$, V 中任一向量都可以由 E 线性表示如下

$$r = E \cdot \alpha = \sum_{i=1}^p e_i \cdot \alpha_i \quad (1)$$

式中, $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_p)$ 是对应于 r 的比例系数, 也称为丰度(Abundance). 式(1)即是在特征空间中分析高光谱图像数据的数学模型, 通常称为线性混合模型. 根据分析可以知道, 模型中的 E 即是存在于高光谱图像数据中的纯光谱. 线性混合模型在物理意义上可以解释为: 高光谱图像数据中任一像素产生的光谱, 可以看成是存在于图像中所有纯光谱的线性组合, 而 α 则表示每一纯光谱在特定光谱中所占的比例系数.

要使得式(1)具有物理意义,首先要保证图像中存在纯光谱,其次, α 还必须具备下述两个条件^[1]

- ① $\alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, p;$
- ② $\sum_{i=1}^p \alpha_i = 1$

在很多情况下,高光谱图像中不存在纯光谱,此时,基于特征空间分析和光谱相关制图法相结合的纯光谱提取方法可以获得最接近纯光谱的光谱成份.

2 光谱相关制图法

光谱相关制图法 (Spectral Correlation Mapping, SCM)是光谱角度制图法(Spectral Angle Mapping, SAM)的一种改进形式. SAM 又称夹角余弦方法^[10],通过计算向量间的广义夹角,来判定向量间的相似性. 在高光谱图像数据分类中得到了广泛的应用. 假定两个 N 维光谱向量分别为 r, k , 则 r, k 间的夹角可由式(2)计算得出

$$\beta = \cos^{-1} \left[\frac{r \cdot k}{\|r\| \cdot \|k\|} \right] \quad (2)$$

SAM 在地质矿物分类成图中的应用有很大的潜力,曾成功获得美国内华达州 Cuprite 矿产区和南 Cedar 山区矿产图^[11]. 然而, SAM 具有很多缺陷,比如不能区分正相关与负相关,受阴影效应的影响很大等^[12]. 与 SAM 相比, SCM 则显示出了很强的优势, SCM 是用 Pearsonian 相关系数定义的,形式如下

$$R = \frac{\sum(r - \bar{r})(k - \bar{k})}{(\sum(r - \bar{r})^2 \sum(k - \bar{k})^2)^{1/2}} \quad (3)$$

SCM 方法可以很好的消除负相关的影响,并能够最大限度的消除阴影效应的影响.

3 纯光谱提取方法

高光谱图像数据中的纯光谱,对应于图像中存在的物质成份. 高光谱图像数据中存在的纯光谱数目与图像中存在的物质成份种类是相同的. 因此,在未知图像中纯光谱数目的情况下,可以通过对高光谱图像数据进行分类的方法获得.

光谱图像数据在特征空间分析时,即是将每一像素的光谱看成向量形式. 当光谱被看作 N 维空间的向量时,将线性混合模型从数学角度来分析,则纯光谱向量组 E 构成线性子空间 V 的一个基,或称为坐标系统^[13]. 图 2 给出了 3 波段的光谱图像数据中由 3 个纯光谱向量组成的坐标系统. 通过分析可知,当光谱图像中只存在 3 个纯光谱向量时,光谱图像中的所有光谱向量都位于 E_A, E_B, E_C 形成的空间棱锥体内.

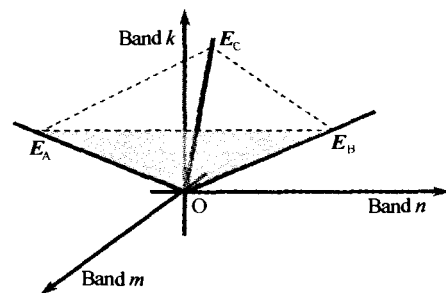


图 2 由 3 纯光谱向量组成的坐标系统
Fig. 2 Coordinate system formed by 3 endmembers

通常,纯光谱向量之间并不满足数学意义上的正交关系,但是根据基或坐标系统的性质可知,纯光谱向量间的夹角,在所有组成 V 的光谱向量间的夹角中是最大的,从无关向量组角度考虑,即是相关性最小,通过计算已分类的不同光谱向量间的相关性,即可以获取纯光谱.

4 计算机仿真结果

为了验证基于特征空间分析和光谱相关制图法相结合的纯光谱提取方法的有效性,用机载可见光/红外成像光谱仪(AVIRIS)获得的印第安纳州北部农业区高光谱图像数据进行计算机仿真(如图 3). 同时也对目前常用的 CCA(Convex Cone Analysis)方法^[14]进行了计算机仿真,并对两种方法获得的结果进行了对比. 图像数据在 1992 年 6 月采集,目前已被广泛应用于科学研究领域. 仿真用的高光谱图像数据在空间维大小为 145×145 像素,光谱维波段数为 80,数据动态范围为 16bit.

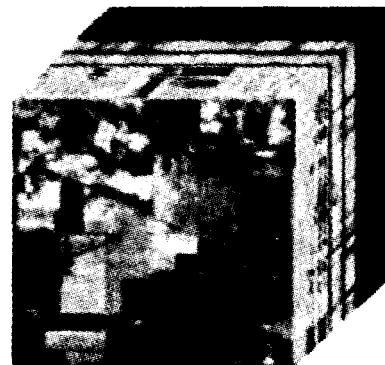


图 3 仿真用的高光谱图像数据
Fig. 3 Hyperspectral image data used for simulation

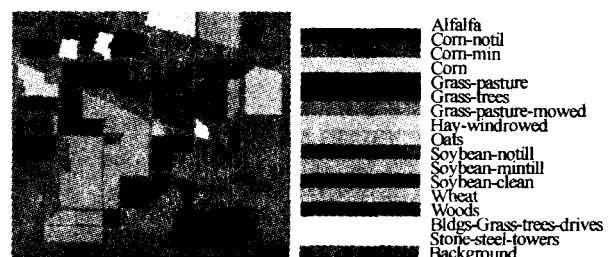


图 4 真实地物信息
Fig. 4 Ground truth of the image

在对光谱图像进行有效分类的基础上,利用光谱相关制图方法,提取光谱图像中的纯光谱向量,图5给出了其中的2个纯光谱向量.

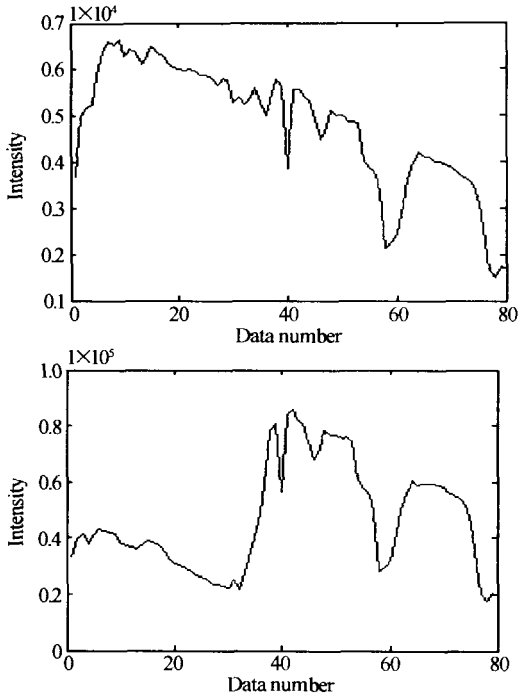


图5 基于 FSASCM 方法提取的 2 个纯光谱向量
Fig. 5 Two Endmembers derived by FSASCM method

图6中给出了对应于图5中2个纯光谱向量在光谱图像中所占比例系数的分布图,以灰度图表示,亮度按比例系数的递减而减弱,最亮的白点表示纯光谱.

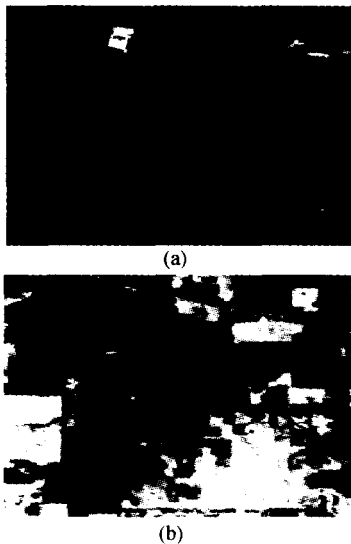


图6 对应于2个纯光谱向量的系数分布
Fig. 6 Abundance maps corresponding to two endmembers

图7给出了用CCA方法获得的对应纯光谱的系数分布图(进行二值化处理).由图可以看出,由FSASCM方法获得系数分布图与由CCA方法获得的系数分布图相差无几.

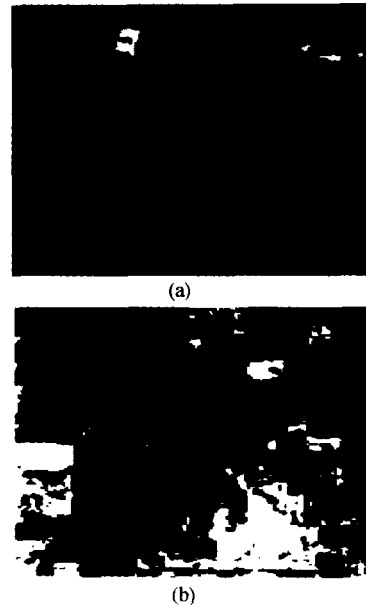


图7 用 CCA 方法获得的对应纯光谱向量的系数分布
Fig. 7 Abundance maps obtained by CCA method

5 结论

本文运用光谱相关制图法提取光谱图像中的纯光谱,与其它方法相比,FSASCM方法简单有效.同时,本方法是在对一般高光谱图像进行有效数学分析的基础上提出的,因此对于大部分高光谱图像数据,具有普遍适用的优点.提取纯光谱的数目以及精确程度很大程度上依赖于分类的精确程度,因此在运用FSASCM方法提取纯光谱的过程中,必须根据光谱图像的特点,选用有效的光谱图像分类方法.

参考文献

- 1 Heinz D, Chang C I, Althouse M L G. Fully Constrained Least-Square Based Linear Unmixing, IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symp., Hamburg, Germany, 1999; 1401~1403
- 2 Bowels J, Palmadesso P J, Antoniadis J A, et al. Use of filter vectors in hyperspectral data analysis. Proc SPIE, 1995, 2553: 148~157
- 3 Boardman J W, Kruse F A, Green R O. Mapping Target Signatures via Partial Unmixing of AVIRIS Data, in Summaries of the VI JPL Airborne Earth Science Workshop, Pasadena, CA, 1995
- 4 Boardman C, Curtiss A B. A Method for manual endmember selection and spectral unmixing. Remote Sens Environ, 1996, 55: 229~243
- 5 Winter M E. N-FINDR: An algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data. Proc SPIE, 1999, 3753: 266~275

- 6 Plaza A, Martinez P, Perez R, *et al.* Spatial/Spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2002, **40** (9):2025~2041
- 7 Plaza A, Martinez P, Perez R, *et al.* A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2004, **42**(3):650~663
- 8 Landgrebe D A. On Progress Toward Information Extraction Methods for Hyperspectral Data, SPIE 42nd Annual Meeting, San Diego CA July 27-August 1, 1997
- 9 Mirsky L. An Introduction to Linear Algebra. Oxford Clarendon Press, 1955
- 10 Boardman J W. Inversion of high spectral resolution data, image spectroscopy of the terrestrial environment. *Proc SPIE*, 1990, **1298**:222~233
- 11 Baugh W M, Kruse F A, Atkinson W W. Quantitative geochemical mapping of ammonium minerals in the southern cedar mountains, nevada, using Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS). *Remote Sens Environ*, 1998, **65**():292~308
- 12 De Carvalho O A, Meneses P R. Spectral Correlation Mapper (SCM): An Improvement on the Spectral Angle Mapper (SAM). Proceedings of NASA JPL AVIRIS Workshop, 2000
- 13 Gillis D, Bowles J, Winter M E. Using endmembers as a coordinate system in hyperspectral imagery. *Proc of SPIE*, 2002
- 14 Ifarraguerri A, Chang C - I. Multispectral and hyperspectral image analysis with convex cones. *IEEE Trans Geos Rem Sensing*, 1999, **37**(2):756~770

Endmember Determination in Hyperspectral Data

Lü Qunbo^{1,2}, Xiangli Bin¹, Xue Bin^{1,2}, Zhou Jinsong^{1,2}

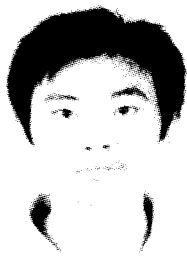
¹ Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, CAS, Xi'an 710068

² Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039

Received date: 2004-07-09

Abstract The analysis of hyperspectral data using linear unmixing requires the determination of endmembers consisting in hyperspectral data. All endmember determination methods at present need complex calculation and can not be proved universal for all the hyperspectral data. According to the effective analysis of the information presented in hyperspectral data, a new method based on feature space analysis and spectral correlation mapping (FSASCM) was proposed. The method mentioned is simple and universal for almost all the hyperspectral data.

Keywords Endmember; Hyperspectral data; Unmixing; Feature space; Spectral correlation mapping



Lü Qunbo was born in 1979. He received his B. S. degree from Xidian University in 2001. In the same year, he began to pursue the M. S. degree in the Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics (XIOPM), CAS. In 2003, he earned a chance to pursue his D. S. degree. His research focuses on spectral imaging technology and signal processing.