

# 高光谱数据组分信息的盲分解方法

陶欣 范闻捷<sup>†</sup> 徐希孺

北京大学遥感与地理信息系统研究所,北京 100871; <sup>†</sup>通讯作者, E-mail: fanwj@pku.edu.cn

**摘要** 将基于独立成分分析(independent component analysis, ICA)技术的盲分解方法(blind signal separation, BSS)应用于遥感混合像元的定量分解,解决了幅度不确定性问题,实现了从高光谱数据中同时得到定量的组分光谱信息和组分权重信息。通过数值模拟实验提出了光谱反演区间的选择方法,进一步完善了该算法,且讨论了算法的稳健性。以陕西省横山县为试验区,从 HYPERION 高光谱影像中反演了各像元的植被覆盖度,并利用 SPOT5 影像进行了精度验证,结果表明该方法具有较高的精度。

**关键词** 混合像元; 独立成分分析(ICA); 高光谱; 盲分解

**中图分类号** TP75

## Blind Separation of Component Information from Hyperspectral Data

TAO Xin, FAN Wenjie<sup>†</sup>, XU Xiru

Institute of RS and GIS of Peking University, Beijing 100871; <sup>†</sup>Corresponding Author, E-mail: fanwj@pku.edu.cn

**Abstract** Blind signal separation (BSS) based on the technique of independent component analysis (ICA) was introduced to the quantitative remote sensing field for mixed pixel unmixing. The scale invariant problem of the classical method was solved and the spectral and weight information of components was synchronously gained from hyperspectral data. The algorithm was further improved in the computer numerical simulation experiments, where the method for choosing best spectral coverage for retrieval was presented. Its robustness was also discussed. It was finally applied on the HYPERION hyperspectral image of the study area in Hengshan county, Shanxi Province, for retrieving the vegetation cover in pixels. The accuracy validation by using SPOT5 image shows the high accuracy of this algorithm.

**Key words** mixed pixel; independent component analysis (ICA); hyperspectral; blind signal separation (BSS)

像元是构成遥感影像的基本单元,若其中包含多种覆盖类型,称为混合像元(mixed pixel)。由于遥感的空间分辨率有限以及自然界地物的复杂多样性,混合像元普遍存在于遥感图像中,成为从遥感影像中获取地表信息的一大障碍<sup>[1,2]</sup>。为了提高获取地表信息的精度,就必须解决混合像元的分解问题,在像元内部把混合像元分解为不同的“基本组分单元”,并求得各组分的信息及其所占的比例,也就是所谓的“光谱解混”过程。

由于高光谱传感器的光谱分辨率较高,而空间

分辨率较低,大多数的高光谱像元是由几种组分混合而成的混合像元<sup>[3]</sup>,因此对于高光谱数据实施光谱解混就变得相当重要,这也是高光谱遥感领域难点之一。本文针对这一问题,将基于独立成分分析(independent component analysis, ICA)技术的盲分解(blind signal separation, BSS)方法<sup>[4-11]</sup>引入到高光谱数据混合像元分解问题中,从中同时得到了定量的组分光谱信息和组分权重信息,理论分析、数值模拟实验和野外实验验证都表明本方法是可行的,有较好的应用前景。

国家自然科学基金(40401036)和国家“863”计划(2005AA133011XZ07)资助项目

收稿日期: 2007-09-18; 修回日期: 2008-01-04

## 1 线性光谱混合分析

假设高光谱数据的波段数为  $M$ , 研究区域包含的组分数为  $N$ , 混合像元数为  $J(J \geq N)$ 。为简化起见, 进一步假定组分数等于混合像元的数目, 即  $J = N$ , 如果  $J \neq N$  可以对数据进行主成分分析(principle component analysis, PCA) 令其相等。用矩阵  $X_{N \times M}$  表达研究区域的光谱信息, 每一行存储单个像元的光谱; 用矩阵  $A_{N \times N}$  表达像元内部的组分权重, 每行存储单个像元内部  $N$  个组分的权重; 用矩阵  $S_{N \times M} = (s_1, s_2, \dots, s_N)^T$  表达组分的光谱信息, 每行存储单个组分的  $M$  维光谱。如果研究区域  $N$  个像元的光谱是由这  $N$  个组分的光谱线性混合而成, 有如下的等式成立:

$$X_{N \times M} = A_{N \times N} S_{N \times M}, \quad (1)$$

这其实就是线性光谱混合模型。

线性光谱混合分析(linear spectral mixture analysis, LSMA)是在线性光谱混合模型基础上产生, 传统的方法分两步进行, 首先提取“纯”地物的光谱, 即端元提取, 然后用端元的线性组合来表示混合像元。分解效果很大程度上取决于端元提取的结果, 端元提取的一般方法包括纯像元指数(pure pixel index, PPI)<sup>[12]</sup>、N-FINDR<sup>[13]</sup>、迭代误差分析(iterative error analysis, IEA)<sup>[14]</sup>、顶点成分分析(vertex component analysis, VCA)<sup>[15]</sup>、最小体积变换(minimal volume transformation, MVT)<sup>[16]</sup>、自动形态端元提取(automated morphological endmember extraction, AMEE)<sup>[17]</sup>等。

基于独立成分分析的盲分解(ICA-BSS)是一种较新的光谱混合分析算法, 也是近几年才发展起来的一种新的统计方法, 其特点是利用遥感信息中大量样本的统计特性, 同时进行端元提取和像元分解, 同时得到组分光谱及组分权重。

## 2 盲分解算法原理

利用矩阵  $W$  对  $X$  做线性变换, 倘若  $W = A^{-1}$ , 那么结果矩阵  $WX$  实际上就是组分光谱矩阵  $S$ 。由此得知, BSS 的主要任务是找到满足要求的  $W$  矩阵, 而这可以通过利用结果矩阵  $WX$  的统计特性实现。

概率统计原理表明, 在一定条件下独立随机变量的加和趋近高斯分布。像元光谱由组分光谱混合而成, 因此像元光谱通常比组分光谱更接近高斯分

布, 即  $X$  的行向量通常比  $S$  的行向量更接近高斯分布。记线性变换后的矩阵为  $Y = WX = WAS$ , 令  $Z = WA$ , 则  $Y = ZS$ , 这意味着  $Y$  的每个行向量  $y_i$  是  $S$  的所有行向量  $s_i$  的线性组合, 相应的权重系数由  $Z$  的行向量  $z_i$  给出。如前所述, 由于  $s_i$  的线性组合比  $s_i$  更接近高斯分布,  $y_i$  就比任何一个  $s_i$  更接近高斯分布, 当  $y_i$  实际上就是某个  $s_i$  时, 其概率分布特性离高斯分布最远, 同时我们也得到了某个组分。由此可知, 满足要求的  $W$  矩阵必定使矩阵  $Y$  的行向量的非高斯性最大<sup>[3-5]</sup>。

随机变量的概率分布的非高斯性可以用峰度(kurtosis)或负熵(negentropy)表达。随机变量  $y$  的 kurtosis 定义为

$$kurt(y) = E\{y^4\} - 3(E\{y^2\})^2,$$

其中  $E$  代表期望; 对于高斯型概率分布  $kurt = 0$ , 超高斯型概率分布  $kurt > 0$ , 亚高斯型概率分布  $kurt < 0$ 。  $y$  的负熵定义为

$$J(y) = H(y_{\text{gauss}}) - H(y),$$

其中  $y_{\text{gauss}}$  是和  $y$  拥有相同方差的高斯型随机变量,  $H$  代表熵, 定义为  $H(y) = -\int f(y) \log f(y) dy$ ; 负熵的一个基本性质是在所有同方差的随机变量中, 高斯变量有最大的熵, 也即最小的负熵。

使用负熵作为非高斯性度量的快速固定点(fast fixed-point)算法实现 BSS 的流程<sup>[7]</sup>如下:

- 1) 中心化和白化  $X$ ;
- 2) 随机选择初始矩阵  $W$  并且如 4) 进行正交化;
- 3) 对于  $W$  的行向量, 令  $w_i^+ = E\{Xg(w_i^T X)\} - E\{g'(w_i^T X)\} w_i, i = 1, \dots, N$ ;
- 4) 正交化由  $w_i^+$  构成行的矩阵  $W^+, W = (W^+ W^{+T})^{-1/2} W^+$ ;
- 5) 如果不收敛, 返回 3)。

函数  $g$  通常有两种形式:  $g_1(u) = \tanh(au)$ , 其中  $a$  为常数,  $1 \leq a \leq 2$ ;  $g_2(u) = u \exp(-u^2/2)$ 。本文采用函数  $g_2$  进行迭代运算。

为了保证算法的有效实施, 需要满足如下前提条件: 1) 像元光谱由组分光谱线性混合而成, 矩阵  $A$  为常系数矩阵; 2) 组分统计独立; 3) 组分光谱的概率密度为非高斯分布, 最多有一个为高斯分布。对于实际情形, 如果地形平坦, 在不考虑组分间多次散射的条件下很容易满足条件 1); 经验和理论计算

都表明组分光谱一般都满足非高斯分布,条件 3)也能满足;组分光谱由组分自身特性决定,但是由于统计独立的条件比较苛刻,当组分光谱不完全统计独立时,就会给盲分解带来一定的误差。

由于负熵的幅度不确定性(随机变量乘以一个常数后其负熵不变),上述算法还存在一个问题,如果  $W$  是它给出的解,那么乘上一个对角矩阵  $\Lambda$  后得到的  $\Lambda W$  也应该是解,这意味着如果单独利用负熵信息得到的组分光谱具有幅度不确定性。通过加入约束条件  $\Lambda = (W^*)^{-1} = (\Lambda^* W)^{-1}$  ( $W^*$  为实际解)的每行之和必须为 1,即混合像元中各个组分面积比例之和为 1,这个问题可以得到圆满解决<sup>[7]</sup>。具体地说,由矩阵

$$\begin{aligned}
 (\Lambda^* W)^{-1} &= W^{-1} \Lambda^{-1} \\
 &= \begin{bmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1N} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{N1} & \cdots & c_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_{11}^{-1} & & \\ & \cdots & \\ & & \lambda_{NN}^{-1} \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} c_{11} \lambda_{11}^{-1} & \cdots & c_{1N} \lambda_{NN}^{-1} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{N1} \lambda_{11}^{-1} & \cdots & c_{NN} \lambda_{NN}^{-1} \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

得到方程组

$$\begin{cases} c_{11} \lambda_{11}^{-1} + \cdots + c_{1N} \lambda_{NN}^{-1} = 1, \\ \cdots \\ c_{N1} \lambda_{11}^{-1} + \cdots + c_{NN} \lambda_{NN}^{-1} = 1, \end{cases}$$

解之得矩阵  $\Lambda^*$  对角上的元素  $\lambda_{11}^*, \dots, \lambda_{NN}^*$ , 从而  $W^* = \Lambda^* W$ 。

### 3 数值模拟实验

为了定量分析盲分解在提取组分光谱和组分权重上的作用,本文首先进行计算机数值模拟实验,试图从混合光谱中分离出组分光谱并同时得到组分权重。实验所用组分光谱从 ENVI 软件提供的 USGS 光谱库和约翰·霍普金斯大学 (Johns Hopkins University) 光谱库中选取,包括草地、土壤、水体和各种矿物等的光谱。由于两个光谱库的光谱区间和间隔有所不同,选取组分光谱后截取其公共光谱区间为  $0.4 \sim 2.56 \mu\text{m}$ , 然后以  $0.001 \mu\text{m}$  为间隔插值得到实验实际所用的组分光谱。

#### 3.1 分解两组分混合光谱

该模拟实验试图从由两个组分混合光谱中提取组分光谱和组分权重,以草地和土壤为例,假设第 1 个混合像元由 20% 的植被和 80% 的土壤组成,第 2

个混合像元由 90% 的植被和 10% 的土壤组成,利用公式(1),得到两个混合像元的光谱,如图 1 所示。

如前所述,实现盲分解所利用的是组分之间的独立性或者说组分的非高斯性,为了保证盲分解的顺利进行,组分之间应尽可能相互独立,这是影响实验精度的一个关键因素。组分选取的光谱区间不同,其非高斯性必然会发生变化,可见模拟实验的一个关键点是选择合适的光谱反演区间。为此我们进行了一些实验,每次选择不同的光谱区间,并计算两个组分的 kurtosis。反演误差同组分光谱 kurtosis 之间的关系如图 2 所示。

从图 2 可以看出,当组分 kurtosis 之差足够大时,误差较小并且波动范围较窄。实验表明当其中一个组分的 kurtosis 为正,另一为负,并且都离 0 比较远时结果最好。而当两个组分的 kurtosis 之差很小时,算法难以恢复两个组分,并且反演误差的波动范围较大。由此选取最佳光谱反演区间的方法

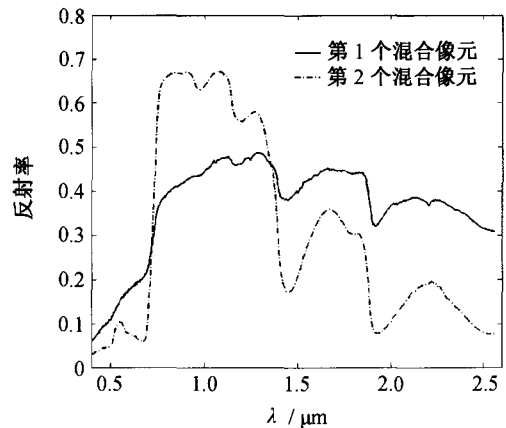


图 1 两个混合像元的光谱曲线  
Fig.1 The spectral curve of two mixed pixels

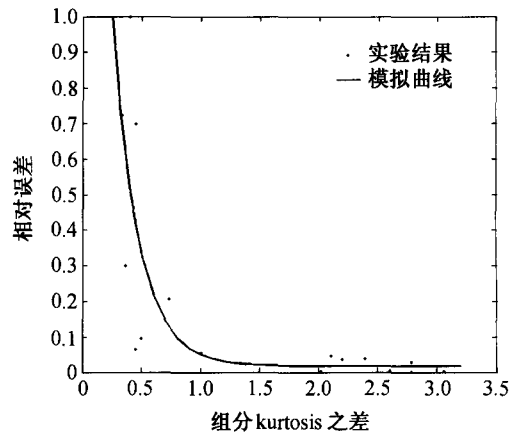


图 2 反演误差同组分 kurtosis 之差之间的关系  
Fig.2 The relationship between retrieve error and the difference of Kurtosis of two signatures

是最大化组分光谱在选定光谱区间的 kurtosis, 并且 kurtosis 符号最好不同(也就是其中一个为正的话, 另一个则为负)。这一研究也表明, 在利用 ICA-BSS 方法进行混合像元分解时, 受组分 kurtosis 之间关系的影响, 分解精度在一定程度上取决于光谱反演区间的选取, 如果能够预判得到组分信息则可以大大提高混合像元盲分解的精度。

选取 0.59 ~ 2.28  $\mu\text{m}$  的光谱区间运行盲分解算法, 反演得到组分权重和该光谱区间上的组分光谱, 利用组分权重和整个光谱区间的混合光谱可确定整个光谱区间的组分光谱(实验 1), 反演光谱和原始光谱的对比如图 3 所示, 反演的两条光谱曲线与原始光谱曲线几乎完全一致。表 1 显示了反演权重和实际权重的差别, 组分权重反演误差不超过像元面积的 2%。

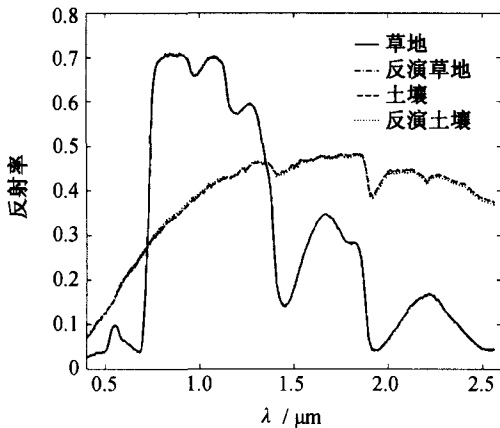


图 3 反演光谱和原始光谱对比

Fig.3 Comparisons of the retrieved signatures and the original signatures

表 1 混合像元中组分权重的反演值和原始值对比(实验 1)  
Table 1 The retrieved result of component proportions by ICA-BSS, compared with original data

组分	像元 I 组分比例/%		像元 II 组分比例/%	
	原始值	反演值	原始值	反演值
草地	20	18.5	90	89.3
土壤	80	81.5	10	10.7

为了探讨像元内部组分构成对算法的影响, 随机给两个混合像元内部的组分权重赋值, 多次进行盲分解实验, 结果表明只要两个像元的组分权重不完全相同, 算法给出的结果与实验 1 的结果完全相同或几乎完全相同, 可见混合像元内部组分权重对盲分解算法的影响很小。

ICA-BSS 方法依赖于样本的统计特性, 样本数量可能对实验误差有一定的影响。图 4 显示了反演误差与选取的样本数的关系, 当样本数增加时, 反演误差迅速下降, 下降速率逐渐变慢最后趋近一恒定值。

往混合像元光谱中分别叠加 5%, 10% 和 20% 的随机高斯噪声, 进行盲分解实验。表 2 给出了反演结果, 很明显 BSS 对误差不敏感; 即使叠加了 20% 的噪声, 反演误差也能限定在 10% 以内。但是由于高斯噪声的影响, 反演的组分光谱随机高频波动较大, 利用 B 样条函数进行滤波后, 反演结果有明显改善<sup>[7]</sup>。

### 3.2 分解包含多个组分的光谱

将两个组分的数值模拟实验推广到多个组分上, 往混合像元中添加水体和一些矿物的光谱进行盲分解实验, 结果表明 ICA-BSS 算法仍然有效, 但是

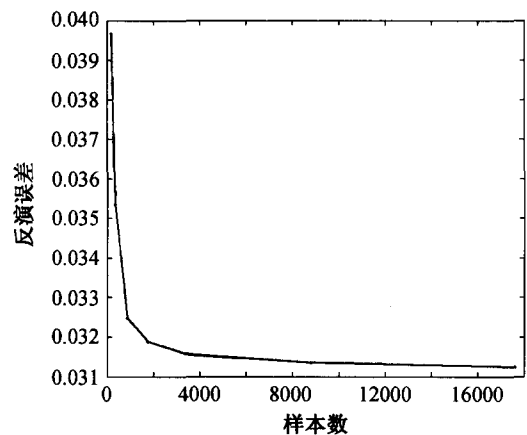


图 4 反演光谱和原始光谱的差异与样本数之间的关系

Fig.4 The relationship between the variance of recovered and original signatures and band number

表 2 往混合光谱中叠加误差后的反演结果

Table 2 The inversion result of the component signatures when errors are added

叠加误差/%	草地光谱(反射率 × 100)				土壤光谱(反射率 × 100)			
	最大误差	最小误差	平均误差	标准差	最大误差	最小误差	平均误差	标准差
5	5.1092	0.0006	1.6997	2.037	3.614	0	0.8300	1.011
10	8.4830	0.0020	2.0573	2.063	6.389	0	1.6047	2.040
20	15.7270	0.0020	3.9966	4.245	17.424	0.002	4.0094	4.253

反演误差随着组分的增多而增大。图 5 显示了对由草地、土壤和水体构成的混合像元实行 BSS 的反演结果。草地和水体的光谱曲线反演得比较好；受水体光谱的影响，土壤的反演光谱在 0.7~0.9 μm 光谱区间存在异常。经分析造成这种异常的原因是土壤和 水体光谱在该光谱区间的相关性较大(土壤光谱单调递增, 水体光谱单调递减, 有比较好的负相关关系)。

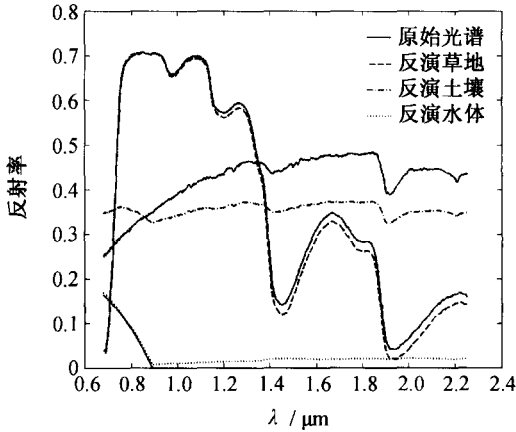


图 5 由草地、土壤和水体组成的混合像元的组分光谱反演结果

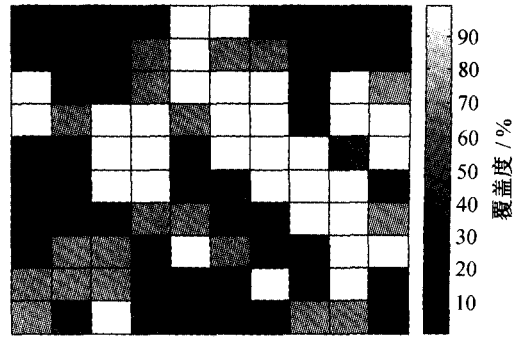
Fig.5 The inversion result of the mixed pixels composed of grass, soil and water

### 4 遥感数据实验

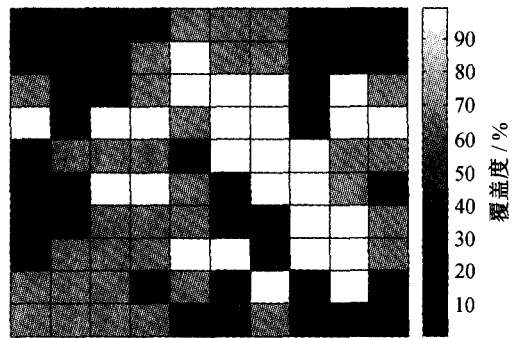
选取 2005 年 7 月 7 日陕西省横山县地区 (37.7°—37.9°N, 109.1°—109.3°E) 的 HYPERION 高光谱数据进行盲分解反演像元内部的组分信息, 并利用同一时间段试验区的 SPOT5 数据进行了验证。HYPERION 的空间分辨率为 30 m, SPOT5 为 10 m, 对两幅图像分别进行大气纠正和几何纠正后使得 HYPERION 影像中一个像元对应 SPOT5 中 3 × 3 个像元。

从纠正后的 HYPERION 影像中选取一块 10 × 10 像元大小的植被覆盖区域, 对每两个像元实施两个组分的盲分解算法, 也就是说每个像元要参与 99 次 BSS 运算, 然后对这些结果进行平均。得到研究区域的植被分布如图 6(a) 所示。利用分辨率更高的 SPOT5 影像通过监督分类得到研究区域的植被真实分布, 其结果显示在图 6(b) 中。HYPERION 和 SPOT5 得到的植被覆盖度对比如图 7 所示, 表 3 给出了实验误差统计。

对比图 6(a) 和 (b), 可见由 BSS 反演得到的植被分布与由 SPOT5 影像得到的结果大致相同。误



(a) BSS 反演结果



(b) SPOT5 分类求像元平均的反演结果

图 6 HYPERION 数据的 BSS 反演结果与 SPOT5 分类求像元平均的反演结果对比

Fig.6 The proportion of vegetation inverted by ICA-BSS in HYPERION image (a), and the proportion of vegetation in SPOT5 image (b)

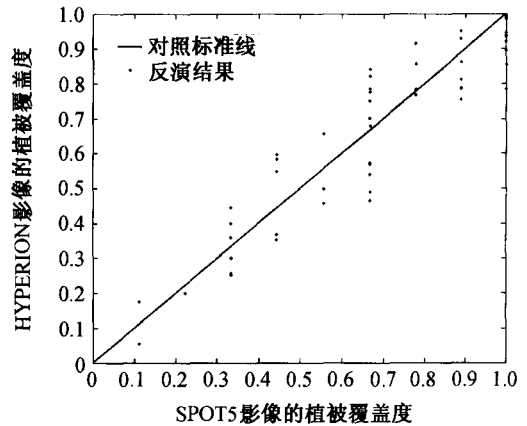


图 7 由 HYPERION 和 SPOT5 影像得到的植被覆盖度对比

Fig.7 Comparisons of vegetation cover from HYPERION and SPOT5 image

表 3 HYPERION 数据盲分解实验反演误差

Table 3 The retrieve error of BSS applied on the HYPERION image

最大误差/%	最小误差/%	平均误差/%	标准差/%
69	0.2	19.7	23.2

差可能来源于两个方面:一是几何纠正过程带来的部分误差;二是受含水量、阴影等因素的影响,植被和土壤组分光谱在不同像元中可能会稍有差异。

## 5 结论与讨论

本文将基于 ICA 技术的 BSS 算法引入高光谱数据混合像元分解中,从高光谱数据中分离组分信息包括其光谱信息和权重信息。经典的 BSS 算法并不解决幅度不确定性的问题,本文给出了这一问题的解决方法,并将改进后的算法成功地运用于高光谱数据上。

在数值模拟实验中分析了光谱区间的选择方法,讨论了样本数对反演结果的影响,以及混合像元构成、高斯噪声等算法不敏感因素的影响。遥感高光谱影像实验进一步表明由该算法能很好地应用于实际遥感数据中,验证实验指出算法误差在 20% 左右,离实际应用的需求还有一定差距。影响算法精度的因素除了纠正过程带来的误差外,也包括盲分解方法本身存在的一些问题,当某些像元内部组分不均一时算法的精度就会受到影响。因此算法有待进一步改进以减小误差。由于组分光谱之间的相关性,多个组分的盲分解会带来较大的误差,消除这部分误差可以考虑结合其他对组分相关不敏感的技术,如复杂度投影(complexity pursuit)等。这也是我们下一步工作的重点。

### 参考文献

- [1] 童庆禧,张兵,郑兰芬. 高光谱遥感——原理、技术与应用. 北京: 高等教育出版社, 2006: 246-282
- [2] 徐希孺,周莲芳,朱晓红. 混合像元的因子分析方法及其在大范围冬小麦播种面积估算中的应用探讨. 科学通报, 1989, 34(12): 946-949
- [3] Wang J, Chang C I. Applications of independent component analysis in endmember extraction and abundance quantification for hyperspectral imagery. *Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(9): 2601-2616
- [4] Hyvarinen A, Oja E. A fast fixed point algorithm for independent component analysis. *Neural Comp*, 1997, 9: 1483-1491
- [5] Hyvarinen A, Oja E. Independent component analysis: Algorithms and applications. *Neural Networks*, 2000, 13: 411-430
- [6] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E. Independent Component Analysis. New York: J Wiley, 2001
- [7] 范闻捷,徐希孺. 混合像元组分信息的盲分解方法. 自然科学进展, 2006, 16(7): 760-765
- [8] Comon P. Independent component analysis, a new concept?. *Signal processing*, 1994, 36: 287-314
- [9] Nascimento J M P, Dias J M B. Does independent component analysis play a role in unmixing hyperspectral data?. *Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(1): 175-186
- [10] Stone J V. Independent component analysis: A tutorial introduction. Cambridge: MIT Press, 2004
- [11] 杨竹青,李勇,胡德文. 独立成分分析方法综述. 自动化学报, 2002, 28(5): 762-772
- [12] Boardman J W, Kruse F A, Green R O. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data // Proc Summ JPL Airborne Earth Sci Workshop. Pasadena, CA, 1995: 23-26
- [13] Winter M E. N-FINDR: An algorithm for fast autonomous spectral endmember determination in hyperspectral data // Proc SPIE—Image Spectrometry V, 1999(3753): 266-277
- [14] Neville R A, Staenz K, Szeredi T, et al. Automatic endmember extraction from hyperspectral data for mineral exploration // Proc 4<sup>th</sup> Int Airborne Remote Sens Conf Exhib/ 21<sup>st</sup> Can Symp Remote Sens. Ottawa, Canada, 1999: 21-24
- [15] Nascimento J M P, Dias J M B. Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2005, 43(4): 898-910
- [16] Craig M D. Minimum-volume transforms for remotely sensed data. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1994, 32(3): 542-552
- [17] Plaza A, Martinez P, Perez R, et al. Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2002, 40(9): 2025-2041