

# 基于等距映射和空间信息的光谱解混算法

杨磊<sup>1,2</sup>, 唐晓燕<sup>1,2</sup>, 高昆<sup>1</sup>, 卢岩<sup>1</sup>

(1. 北京理工大学光电学院, 光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081;

2. 南阳理工学院电子与电气工程学院, 河南 南阳 473004)

**摘要:** 由于多重反射和散射, 高光谱图像中的混合像元实际上是非线性光谱混合。传统的光谱解混算法是以线性光谱混合模型为基础, 因此解混精度不高。本文在光谱非线性混合模型的基础上, 提出一种将等距映射与空间信息结合的非线性光谱解混算法。该算法通过等距映射算法将原始高光谱数据非线性降维到低维空间, 并结合空间信息实现端元提取。得到的端元采用全约束的最小二乘法计算相应丰度。真实高光谱遥感数据实验结果表明, 采用该算法得到的结果优于 N-FINDR 算法和基于测地线距离的最大单形体体积(GSVM)算法。

**关键词:** 等距映射; 空间信息; 非线性光谱解混; 高光谱图像

**中图分类号:** TP751    **文献标识码:** A    **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2016.04.023

## Hyperspectral demixing method based on isometric mapping and spatial information

YANG Lei<sup>1,2</sup>, TANG Xiao-yan<sup>1,2</sup>, GAO Kun<sup>1</sup>, LU Yan<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Photoelectronic Imaging Technology and System, Ministry of Education of China, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 2. School of Electronics and Electrical Engineering,

Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473004, China)

**Abstract:** Mixed pixel in hyperspectral image is actually a nonlinear spectral mixing, which is caused by multiple reflecting and scattering. Because traditional spectral demixing algorithms are based on linear spectral mixture model, they have low demixing precision. A nonlinear spectral demixing algorithm based on isometric mapping and spatial information is presented under nonlinear mixing assumptions. The algorithm reduces original data into a low-dimensional space by isometric mapping, and spatial information is used to extract endmembers from low-dimensional space. The abundances of the obtained endmembers are calculated by full-constrained least squares. Experimental results on real hyperspectral data demonstrate that the proposed approach outperformed N-FINDR method and the geodesic simplex volume maximization(GSVM).

**Key words:** Isometric mapping; spatial information; nonlinear spectral unmixing; hyperspectral image

### 1 引言

由于高光谱图像具有高的光谱分辨率和图谱合一的特点, 在城市和军事遥感应用中发挥着重要作

用<sup>[1]</sup>, 但是高光谱图像中广泛存在的混合像元限制了其定量分析的精度, 是高光谱图像应用深入发展的主要障碍。光谱解混有效地解决了混合像元问

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(No. 61340018; No. 61271427); 北京市自然科学基金项目(No. 4152045)资助。

**作者简介:** 杨磊(1982-), 男, 讲师, 硕士, 主要从事数字图像处理研究。E-mail: nyyanglei@163.com

**通讯作者:** 高昆(1974-), 男, 副教授, 博士, 主要从事实时图像处理研究。E-mail: gaokun@bit.edu.cn

**收稿日期:** 2015-06-29; **修订日期:** 2015-07-13

题,提高了空间分辨率<sup>[2]</sup>,并且提高了分类精度<sup>[3]</sup>。

线性光谱解混将图像中的每个像元分解为纯的光谱特征(“端元”)和其对应的比例(“丰度”)<sup>[4]</sup>。该模型假设成像光谱仪得到的图像中每个像元的值可以表示为各端元光谱和对应丰度的线性组合。实际上,线性模型仅适用于物质在空间中分离分布的区域或者物质大尺度混合的区域。当该条件不存在,那么需要考虑端元之间存在的二次反射和多路径反射,线性混合模型就不再适用,例如水环境,复杂的矿物质混合等<sup>[5]</sup>,需要采用非线性光谱混合模型<sup>[6]</sup>。

为了避免建立复杂的物理模型,一些研究者采用核函数的方法来解混紧密混合的地物类型。但是该算法核函数以及参数的选择大多根据经验,且核函数的计算比较复杂。还有些学者采用神经网络算法进行光谱解混,但其网络拓扑结构和参数难以确定,并且往往得不到全局最优解。

另一种处理非线性光谱混合的有效策略是利用流行学习算法来进行非线性降维,例如等距映射,该算法是一种数据驱动算法且是非监督的,被广泛地应用于高光谱图像地物分类和目标识别<sup>[7-8]</sup>。Heylen<sup>[9]</sup>等在 2011 年提出了一种基于测地线距离的最大单形体体积(GSVM)算法,该算法用 ISOMAP 算法代替 PCA/MNF 进行非线性降维,从而获得了较高的解混精度和低的像元重建误差。虽然 ISOMAP 算法充分考虑了高光谱图像的非线性结构,但是该算法没有考虑高光谱图像的空间信息<sup>[10]</sup>。根据高光谱图像图谱合一的特点,本文提出一种新的将 ISOMAP 与空间信息结合的端元提取和解混算法,该算法主要有三个步骤:(1)用 ISOMAP 算法将高光谱数据降到低维空间;(2)在空间相似区域寻找端元;(3)用全约束的最小二乘算法来估计端元丰度。

## 2 基于流形学习和空间特性的光谱解混算法

假设地物是非线性混合,则图像中的混合像元可以用公式描述:

$$x = F(E, \alpha) + n$$

其中,  $x$  为像元矢量;  $E$  为  $p$  个端元光谱特征组成的矩阵;  $\{e_i\}_{i=1}^p$ ,  $\alpha$  为  $x$  中每个端元对应的丰度值;  $n$  为噪声矢量;  $f$  为  $E$  和  $\alpha$  之间的非线性函数。

为了提高光谱的解混精度,本文提出一种基于光谱非线性混合和空间特性的新的光谱解混算法,算法流程如图 1 所示。首先估计输入的高光谱图像中的端元个数  $p$ , 然后利用 ISOMAP 算法将高光谱数据降维到  $(p-1)$  维空间,对每个像元进行空间处

理。对空间处理后的结果进行端元提取,得到  $p$  个端元的光谱  $\{e_1, \dots, e_p\}$ , 最后,利用  $\{e_1, \dots, e_p\}$  和原始高光谱图像可计算出每个端元相应的丰度值。

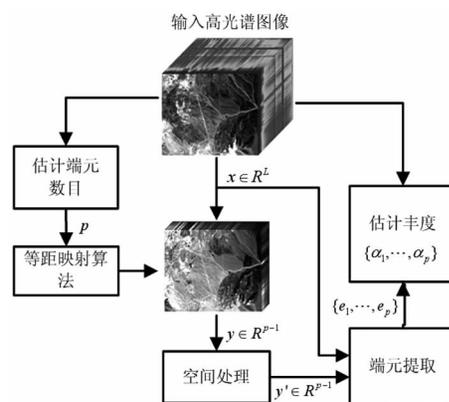


图 1 提出算法的流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed method

### 2.1 等距映射算法 ISOMAP

ISOMAP 是 B. Joshua 于 2000 年提出的,该算法通过保持两点间的测地线距离来发现嵌入在高维空间的低维流形<sup>[11]</sup>。

ISOMAP 算法包括如下三个步骤:

(1) 构建邻域图  $G$ 。计算每个样本点  $x_i$  与其他样本点之间的欧式距离。当  $x_i$  与  $x_j$  为  $k$  近邻时,计算样本点  $x_i$  与  $x_j$  的欧式距离作为图  $G$  的边  $x_i x_j$  的权值  $d(x_i, x_j)$ 。

(2) 计算最短路径。当图  $G$  中有边  $x_i x_j$  时,设最短路径  $d_G(x_i, x_j) = d(x_i, x_j)$ ; 否则设,  $d_G(x_i, x_j) = \min\{d_G(x_i, x_j), d_G(x_i, x_l) + d_G(x_l, x_j)\}$ ,  $l = 1, 2, \dots, N$ 。从而得到最短距离矩阵  $D_G = [d_G^2(x_i, x_j)]_{i,j=1}^N$ 。

(3) 计算低维嵌入。记  $H = -(I - l_N l_N^T) D_G (I - l_N l_N^T) / 2$ ,  $H$  的最大  $d$  个特征值  $\lambda_1, \dots, \lambda_d$  以及对应的特征向量  $\mu_1, \dots, \mu_d$  所构成的矩阵为  $U = [\mu_1, \dots, \mu_d]$ , 那么低维嵌入为  $Y = \text{diag}(\sqrt{\lambda_1}, \dots, \sqrt{\lambda_d}) U^T$ 。

### 2.2 空间处理

由于地物在自然界中的分布是连续的,位于地物分布中心区域的像元是纯像元的可能性比较大,而几种地物的交界区域的像元是混合像元的可能性比较大。因此,提出一种权重因子,该因子由像元和其空间相邻区域像元的光谱相似度决定。

对降维后的图像  $Y = [y(i, j)]$ , ( $i = 1, 2, \dots$ , Lines;  $j = 1, 2, \dots$ , Columns) 用式(2)、(3)进行空间处理<sup>[12]</sup>:

$$y'(i,j) = \frac{1}{1 + \sqrt{\beta(i,j)}} y(i,j) \quad (2)$$

$$\beta(i,j) = \sum_{l=i-d}^{i+d} \sum_{c=j-d}^{j+d} \frac{1}{(l-i)^2 + (c-j)^2} \cdot \cos^{-1} \frac{y(i,j) \cdot y(l,c)}{\|y(i,j)\| \|y(l,c)\|} \quad (3)$$

其中,  $d = \frac{ws-1}{2}$ ,  $ws = 3, 5, 7, \dots$  为所取窗口大小。从公式(3)可看出,  $\frac{1}{(l-i)^2 + (c-j)^2}$  为窗口内像素到中心点的距离, 像素距中心点越近, 该项越大, 也即越重要。 $\cos^{-1} \frac{y(i,j) \cdot y(l,c)}{\|y(i,j)\| \|y(l,c)\|}$  为窗口内像素点  $y(l,c)$  与窗口中心点  $y(i,j)$  两向量之间的光谱夹角距离, 该项越大, 说明像素  $y(l,c)$  与中心点光谱相似度越小。根据公式(2)可知, 若像素  $y(i,j)$  与窗口内像素点越相似, 则  $y'(i,j)$  会较大, 反之,  $y'(i,j)$  会变得较小。该步骤除了加入空间特性外, 也可抑制图像的随机噪声。

### 2.3 光谱解混

混合像元光谱解混分为两个步骤: 端元提取和丰度估计。第一步, 从空间处理后的低维数据中寻找端元。算法首先随机地选择  $p$  个像素点  $\{e_1^{(0)}, e_2^{(0)}, \dots, e_p^{(0)}\}$  作为光谱候选端元, 并计算这些点所构成的单形体的体积  $V_1$ 。依次用图像中的像素  $P_1$  替换候选端元并且计算新的单形体体积  $V_2$ 。如果  $V_2 > V_1$ , 就用  $P_1$  代替候选的端元, 重复这样的过程, 直到得到最大的单形体体积。最终得到的单形体的  $p$  个顶点在原始高光谱图像中对应像素即为端元。

获得端元光谱后, 用全约束的最小二乘法<sup>[13]</sup> 计算各个端元对应的丰度, 获得的丰度必须为正且和为 1。

## 3 实验结果和分析

将提出的算法与 N-FINDR 和 GSVM 算法进行比较, 这些算法提取到的端元均用全约束的最小二乘法进行丰度估计。三种算法的端元提取精度和丰度估计结果采用光谱夹角距离(SAD), 光谱信息散度(SID)和均方根误差(RMSE)<sup>[14]</sup> 来进行评价。SAD, SID和RMSE为  $k$  的端元的 SAD, SID, RMSE 的均值, 这些参数越小说明估计值越接近真实值。为了更好地验证算法的有效性, 对每种算法重复 20 次取最优结果。

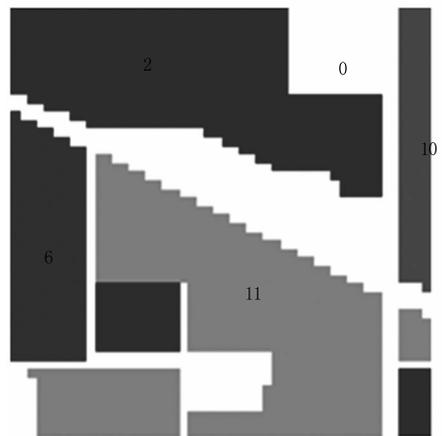
### 3.1 AVIRIS Indian Pine

AVIRIS Indian Pine 数据的光谱范围为 0.4 ~

2.5  $\mu\text{m}$ , 光谱分辨率为 10 nm, 共有 220 个谱段, 图像大小为  $145 \times 145$ 。从原始图像左下角截取大小为  $50 \times 50$  的子图, 其假彩色图像如图 2(a) 所示, 地面的真实值如图 2(b) 所示。在进行解混之前, 去掉水气吸收谱段 104 ~ 108、150 ~ 162, 剩下 202 个谱段用于下一步处理。为了定量评价算法的性能, 各端元的参考光谱为根据地物真实分布情况人工从图像中提取得到。由图 2(b) 可看出, 除了背景外, 还有 4 种端元, 因此端元数  $p$  为 5。



(a) 伪彩色图像



(b) 地面真实数据

图2 AVIRIS Indian Pine 图像

Fig. 2 AVIRIS image scene; Purdue Indiana Pine test site

本实验对  $k = 6 \sim 20$  进行实验, 发现  $k = 11 \sim 20$  时本文算法所得实验结果基本相同,  $k = 6 \sim 10$  结果稍差, 因此选取  $k = 15$ 。表 1 给出了 N-FINDR, GSVM 和 ISOMAPSP 三种算法得到的端元估计光谱与真实光谱之间 SAD, SID, 丰度真实值与估计值的 RMSE 结果, 三个参数均为越小表明与真实值相似度越高。从表 1 中可看出本文算法在  $ws = 5$  和更高时, 结果优于其他算法结果。

表1 AVIRIS Indian Pine 数据解混结果

Tab. 1 Decomposing results of AVIRIS Indian Pine scene

Method	N-FINDR	GSVM	ISOMAPSP			
			$ws = 3$	$ws = 5$	$ws = 7$	$ws = 9$
$\overline{\text{SAD}}$	0.1267	0.1092	0.1144	0.0731	0.0658	0.0988
$\overline{\text{SID}}$	0.0214	0.0193	0.0197	0.0078	0.0068	0.0169
$\overline{\text{RMSE}}$	0.5152	0.4784	0.4903	0.4633	0.4999	0.5134

图3(a)~(c)给出了三种算法得到的各种端元的丰度图,其中图3(c)是 $ws = 7$ 时的结果。

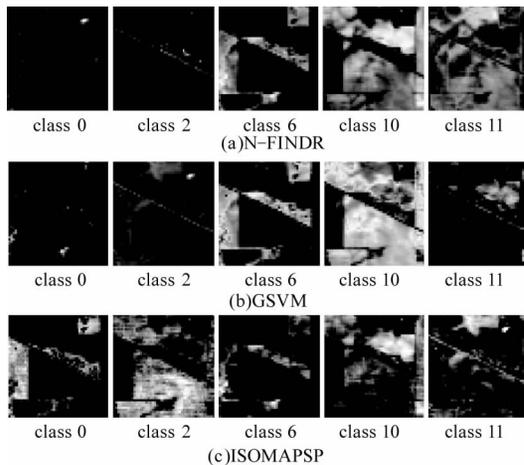


图3 三种算法的丰度估计图

Fig. 3 Abundance maps estimated using three algorithms

### 3.2 AVIRIS 圣地亚哥机场数据

第二个实验数据是从美国圣地亚哥机场 AVIRIS 数据的中选取的  $40 \times 40$  的子图(如图4所示)。光谱范围为  $0.389 \sim 2.467 \mu\text{m}$ ,共224个波段。去除水吸收谱段,剩下188个谱段被用于进一步处理。根据地面真实数据,图4包含硬土、飞机、混凝土1、混凝土2四种端元。为了定量评价算法的性能,各端元的参考光谱为根据地物真实分布情况人工从图像中提取得到。

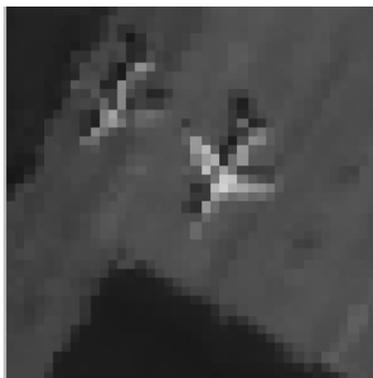
图4 AVIRIS 圣地亚哥机场  $50 \times 50$  子图

Fig. 4 False-color image of the AVIRIS Santiago Airport data set

(R: Band90; G: Band50; B: Band27)

对  $k = 3 \sim 20$  之间的值进行实验,当  $k$  取  $10 \sim 20$  时,结果差别不大,因此取  $k = 15$ 。三种算法的  $\overline{\text{SAD}}$ 、 $\overline{\text{SID}}$ 、 $\overline{\text{RMSE}}$ 结果如表2所示。由于采用了非线性降维和空间处理,ISOMAPSP 算法得到的结果最优。飞机的大小与  $3 \times 3$  窗口比较接近,因此 ISOMAPSP 算法在  $ws = 3$  时效果最好。

表2 AVIRIS 圣地亚哥机场的解混结果

Tab. 2 Decomposing results of AVIRIS

Santiago Airport data set

Method	N-FINDR	GSVM	ISOMAPSP			
			$ws = 3$	$ws = 5$	$ws = 7$	$ws = 9$
$\overline{\text{SAD}}$	0.2524	0.1076	0.0529	0.0588	0.0590	0.0587
$\overline{\text{SID}}$	0.1327	0.0204	0.0059	0.0073	0.0073	0.0073
$\overline{\text{RMSE}}$	0.3888	0.3711	0.2077	0.2309	0.2303	0.2298

## 4 结论

针对高光谱数据的非线性特征,提出了基于 ISOMAP 非线性降维和空间信息处理的高光谱遥感图像光谱解混方法。该方法考虑高光谱数据的非线性结构,同时利用了地物连续分布的空间特性,并采用全约束最小二乘算法的得到了地物的丰度估计。真实高光谱数据实验表明,提出方法对高光谱图像光谱解混具有良好的效果,精度高于 N-FINDR 算法和 GSVM 算法。但是提出算法的时间复杂度较大,如何降低算法的时间复杂度,有待进一步的研究。

## 参考文献:

- [1] A N KESHAVN, J F MUSTARD. Spectral unmixing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1): 44 - 57.
- [2] J M BIOCAS - DIAS, A PLAZ, N DOBIGEON, 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): 354 - 379.
- [3] GAO Xiaojian, GUO Baofeng, YU Ping. Classification of hyperspectral remote sensing image based on spatial - spectral integration[J]. Laser & Infrared, 2013, 43(11): 1296 - 1300. (in Chinese)  
高晓健, 郭宝峰, 于平. 高光谱空谱一体化图像分类研究[J]. 激光与红外, 2013, 43(11): 1296 - 1300.
- [4] A LINEAR. Foreword to the special issue on spectral unmixing of remotely sensed data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(11): 4103.
- [5] C M BACHMANN, T L AINSWORTH, R A FUSINA. Exploiting manifold geometry in hyperspectral imagery[J].

- IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3):441-454.
- [6] TANG Xiaoyan, GAO Kun, LIU Ying, et al. Nonlinear hyperspectral unmixing algorithm based on the optimal endmember subset [J]. Laser & Infrared, 2014, 44(9): 1050-1054. (in Chinese)  
唐晓燕, 高昆, 刘莹, 等. 基于端元优化的非线性高光谱分解算法 [J]. 激光与红外, 2014, 44(9): 1050-1054.
- [7] A Mohan, G Sapiro, E Bosch. Spatially coherent nonlinear dimensionality reduction and segmentation of hyperspectral images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, 43:206.
- [8] Y Chen, M M Crawford, J Ghosh. Applying nonlinear manifold learning to hyperspectral data for land cover classification [C]. International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005:4311-4314.
- [9] R Heylen, D Burazerovic, P Scheunders. Non-linear spectral unmixing by geodesic simplex volume maximization [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(3):534-542.
- [10] TANG Xiaoyan, GAO Kun, NI Guoqiang, et al. An Improved n-FINDR endmember extraction algorithm based on manifold learning and spatial information [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(09):2435-2440. (in Chinese)  
唐晓燕, 高昆, 倪国强, 等. 基于流行学习和空间信息的改进 N-FINDR 端元提取算法 [J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(09):2435-2440.
- [11] J B Tenenbaum, De V Silva, J C Langford. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. Science, 2000, 290(5500):2319-2323.
- [12] M Zortea, A Plaza. Spatial preprocessing for endmember extraction [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(8):2679-2693.
- [13] D C HEINZ, C I CHANG. 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.
- [14] A Plaza, P Martinez, R Perez, 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.