

An Endmember Bundle Extraction Algorithm Based on Superpixel Segmentation and Pure Pixel Index

Haiqiang Lu¹, Chenghuan Zuo²

¹Hengchuang Power Equipment Co., Ltd., Jiaxing Zhejiang

²College of Computer Science, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang

Email: 125800458@qq.com, 2685119427@qq.com

Received: Jun. 23rd, 2019; accepted: Jul. 10th, 2019; published: Jul. 17th, 2019

Abstract

In order to extract variable endmembers with reasonable spatial distribution and small redundancy, an endmember bundle extraction algorithm for hyperspectral image based on superpixel segmentation and pure pixel index is proposed. First, the principal component transform is conducted on the hyperspectral image, and three principal components are obtained. The image is divided by the entropy-based superpixel segmentation. By performing pure pixel index to extract initial candidate endmembers, the endmembers with the smallest homogeneity indices in each superpixel are retained, and then the endmember bundles are obtained by clustering. Finally, the redundant endmembers in the same bundle are removed. The simulated and real data results show that compared with the existing endmember bundle extraction algorithms, the proposed method can extract variable endmembers more effectively and reduce endmember redundancy.

Keywords

Hyperspectral Image, Variable Endmember, Endmember Bundle Extraction, Superpixel Segmentation

基于超像素分割和纯像元指数的端元束提取算法

陆海强¹, 左成欢²

¹嘉兴市恒创电力设备有限公司, 浙江 嘉兴

²杭州电子科技大学计算机学院, 浙江 杭州

Email: 125800458@qq.com, 2685119427@qq.com

收稿日期: 2019年6月23日; 录用日期: 2019年7月10日; 发布日期: 2019年7月17日

文章引用: 陆海强, 左成欢. 基于超像素分割和纯像元指数的端元束提取算法[J]. 图像与信号处理, 2019, 8(3): 169-179. DOI: 10.12677/jisp.2019.83023

摘要

为了在高光谱图像中提取空间分布合理且冗余度小的可变端元, 本文提出基于超像素分割和纯像元指数的端元束提取算法。首先对高光谱图像进行主成分变换, 得到三个主分量并对图像进行基于熵率的超像素分割。通过纯像元指数法提取初始候选端元, 每个超像素内只保留均质性指数最小的端元, 然后通过聚类得到端元束, 最后去除同类端元束内的冗余端元。仿真和真实数据结果表明, 对比已有的端元束提取算法, 本文提出的方法能更有效提取可变端元和减少端元冗余度。

关键词

高光谱图像, 可变端元, 端元束提取, 超像素分割

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

光谱解混是高光谱图像众多应用中需要解决的一个关键问题[1]。传统的光谱解混方法假定每类地物仅有一种端元光谱, 其端元集是固定的[2]。由于地物的复杂多样性和成像条件的影响, 在高光谱图像中“同物异谱”和“异物同谱”现象普遍存在[3] [4], 导致用固定的端元集对高光谱图像进行解混时, 精度将受到很大的限制。因此, 研究端元可变的高光谱图像光谱解混算法对提高高光谱图像的应用效果具有重要的意义。

目前国内外学者已经提出了一些可变端元提取算法, 如 Bateson 提出了一种端元束的概念表示可变端元[5]; 2003 年 Xiaofeng Ren 提出了超像元的概念[6], 利用像元之间特征的相似程度对像元进行分组, 很大程度的降低了后续图像处理的复杂度; 2011 年 Martin 等人提出了基于区域的空间预处理的端元提取算法[7], 主要利用图像分割进行预处理, 并通过正交子空间投影(Orthogonal subspace projection, OSP)确定均值区域, 用于最终的端元提取; Torresmadronero MC 等人提出了对高光谱的端元提取使用聚类分析[8], 所得到的聚类结果用于模拟图像中的可变端元成分; 基于高光谱的端元束提取(Image-Based End-member Bundle Extraction, EBE) [9]算法从高光谱图像上随机选取子集进行端元提取, 然后合并所有的端元, 最后对所有的端元光谱进行聚类, 从而使每种地物都由一组端元光谱(端元束)来表示; 2015 年 Mingming Xu 等人提出了 PPI 结合光谱空间信息(Pure Pixel Index Combined with Both Spatial and Spectral Information, PPISS, PPISS) [10]的端元束提取算法, 首先利用 PPI 端元提取算法进行预处理, 假设纯像元更有可能位于均质区域, 利用均质性指数(Homogeneity index, HI)指数来自适应地为每一块区域选择不同的阈值, 并对端元光谱聚类分析。相比 EBE 算法, PPISS 算法性能有所提升。

上述端元束提取算法存在两个主要问题: 1) 同一超像素内可能提取多个端元; 2) 没有考虑最后冗余端元的去除。针对这两个问题, 借鉴 PPISS 算法中 PPI 提取候选端元的思想和均质性指数的定义, 结合超像素分割, 本文提出了一种像元纯度指数结合超像素分割(Pure Pixel Index Combined with Super-pixel Segmentation, PPISPS)的端元束提取算法。该算法的基本思想是: 通过 PPI 提取初始候选端元, 每个超像素内保留一个候选端元并以超像素为邻域计算其均质性, 对保留的端元根据均质性指数进行筛选, 筛选后的候选端元进行聚类分析, 每类地物都得到一束端元光谱, 并进一步去除同类端元束的冗余端元。

2. 相关理论基础

2.1. 基于熵率的超像素分割

超像素是指根据图像颜色和距离等相似性度量, 把图像分割成若干个均匀、形状规则且互不重叠的子区域的过程, 每个子区域都包含着一定的空间纹理特征。基于熵率超像素分割方法[11]是目前用得比较多的一种方法, 其基本思想是将图像映射成加权无向图 $G = (V, E)$, 其中 V 表示图像像素的集合, E 表示边的集合, 利用无向图上随机游走的熵率作为评价每个超像素均匀且紧凑的标准, 将 V 分成几个连通子集, 每个连通子集为一个超像素。

假设 A 是选定的边集, 则图 $G = (V, A)$ 的随机游走的熵率为:

$$H(A) = -\sum_i u_i \sum_j p_{i,j}(A) \log[p_{i,j}(A)] \quad (1)$$

其中 u 表示随机游走中的平稳分布状态, $p_{i,j}$ 表示随机游走转移的概率。平衡函数定义为:

$$B(A) = -\sum_i \frac{|S_i|}{|V|} \log_2 \left(\frac{|S_i|}{|V|} \right) - N_A, i = \{1, \dots, N_A\} \quad (2)$$

其中 N_A 是分割后连通子集的数目, 对 A 的分割结果为 $S_A = \{S_1, S_2, \dots, S_{N_A}\}$ 。组合了熵率和平衡函数的目标函数表示为:

$$\max_A [H(A) + \lambda B(A)] \quad (3)$$

其中 λ 为平衡系数。

如果要把一张图像分割成 k 个超像素, 通过不断优化目标函数(3), 就会得到 k 个集合, 每个集合就是一个超像素。

2.2. 基于纯像素指数的端元提取算法

纯像素指数端元提取(Pixel Purity Index, PPI) [12]算法假定高光谱所有混合像元位于单形体的内部, 而端元位于单形体的边缘, 主要步骤如下:

- 1) 利用主成分分析[13]或最大噪声分离变换[14]方法对高光谱数据进行降噪处理和降维处理。
- 2) 将特征空间中的所有像元投影到随机生成的向量上。
- 3) 统计每个像元投影在向量两端的次数, 即为每个像元的纯净像元指数。
- 4) 像元的纯净指数越高, 表明该像元为端元的概率越大。

3. PPISPS 算法

PPISPS 算法流程如图 1 所示, 整个算法分 6 个步骤, 具体过程如下:

1) 超像素分割

由于高光谱数据的波段数较多, 为了加快计算速度并且减小噪声波段的影响, 首先利用主成分分析法对数据进行降维, 选取特征值最大的 3 个分量。然后调用基于熵率的超像素分割算法, 得到超像素集合。

2) 端元提取

PPI 提取初始候选端元集 $E1$, 并记录每个端元在图像中的坐标。

3) 端元筛选

对初始候选端元集 $E1$ 中的端元进行筛选, 得到端元集 $E2$ 。筛选方法为: 如果一个超像素内如果存在多个端元, 则计算其内每个端元的均质性指数(Homogeneity index, HI), HI 指数越小, 越有可能是端元, 只保留超像素中 HI 指数最小的端元。如果一个超像素内只含有 1 个端元, 则直接保留该端元。

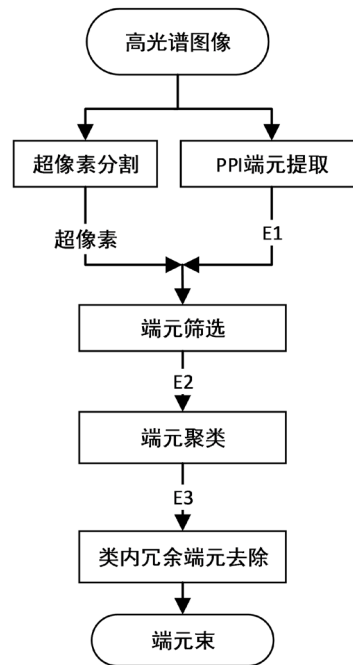


Figure 1. Flow chart of PPISPS
图 1. PPISPS 算法流程图

用光谱信息散度(Spectral Information Divergence, SID)度量两个光谱的相似性, HI 指数定义为

$$HI(e_i) = \max [d_{SID}(e_i, \mathbf{x}_j)], e_i, \mathbf{x}_j \in P_{e_i} \quad (4)$$

$$d_{SID}(e_i, \mathbf{x}_j) = \sum_{k=1}^L \bar{e}_{ik} \log \frac{\bar{e}_{ik}}{\bar{x}_{jk}} + \sum_{k=1}^L \bar{x}_{jk} \log \frac{\bar{x}_{jk}}{\bar{e}_{ik}} \quad (5)$$

其中, e_i 为超像素中的一条端元光谱, P_{e_i} 为 e_i 所在的超像素, \mathbf{x}_j 为 P_{e_i} 中的一个像元, $\bar{e}_{ik} = \frac{e_{ik}}{\sum_{m=1}^L e_{im}}$,

$\bar{x}_{jk} = \frac{x_{jk}}{\sum_{m=1}^L x_{jm}}$, L 为波段数。

4) 端元聚类

利用 K -means 算法对端元集 $E2$ 中的元素进行聚类分析, 得到聚类后的端元束 $E3$ 。通过不断计算所有像素点到种子点的相似性度量值的距离, 从而确定各个像元属于哪个类。 K -means 采用如下相似性度量:

$$d_{SAD} = 1 - \frac{e_i^T e_j}{\sqrt{e_i^T e_i} \sqrt{e_j^T e_j}} \quad (6)$$

其中 e_i 和 e_j 为两个端元光谱。 d_{SAD} 越小, 两个端元越相似。

5) 冗余端元去除

聚类以后, 同类地物的端元束中仍可能会存在非常相近的端元光谱, 因此, 需要进一步去除这些同类冗余端元。以端元束 $E3$ 中第 i 类端元 $E3_i$ 为例, 首先对 $E3_i$ 进行排序, 使得 $\|E3_i^{(1)}\| > \|E3_i^{(2)}\| > \dots > \|E3_i^{(n)}\|$ 。

同类冗余端元去除的伪代码如下: 如表 1 所示

Table 1. Redundant endmember of removing pseudo code**表 1.** 冗余端元去除伪代码

Input: $E3_i$

Output: \tilde{E}_i

Initialization: $\tilde{E}_i = \{E3_i^{(1)}\}$, $p=1, q=2$

Repeat:

$$d = \|E3_i^{(p)} - E3_i^{(q)}\|_2$$

if $d > T$

then $\tilde{E}_i = \tilde{E}_i \cup E3_i^{(q)}$, $p=q$

$q = q + 1$

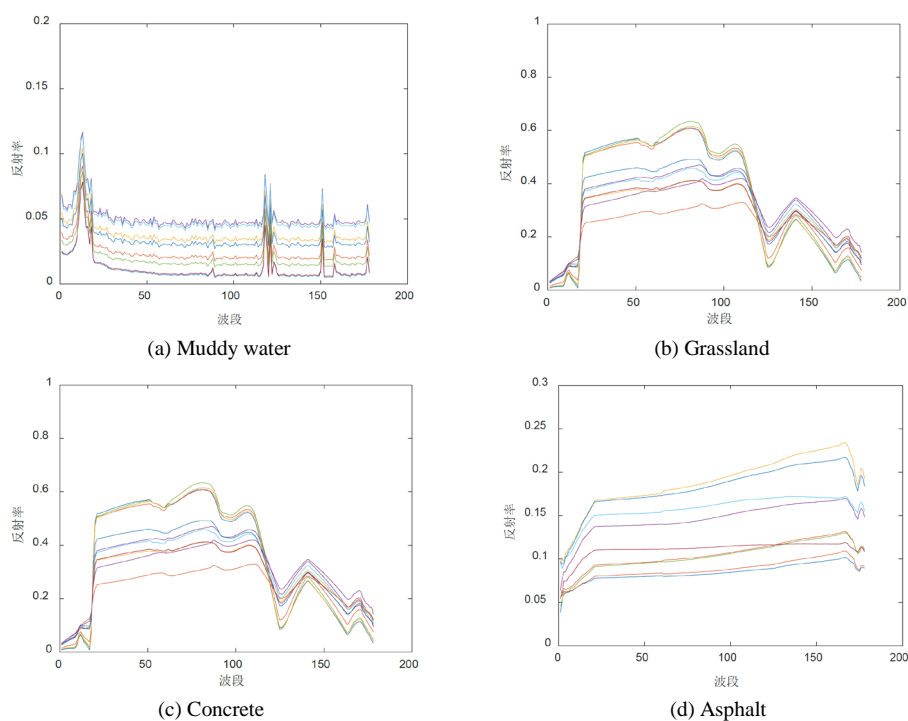
Until $q > n_i$

其中 $E3_i^{(k)}$ 表示排序后 $E3_i$ 中的第 k 条光谱, n_i 表示 $E3_i$ 中的端元数, \tilde{E}_i 为 $E3_i$ 去除冗余端元后的端元集, m 为参数, T 为阈值, 其值可设为 $E3_i$ 中各个端元第 m 个波段最大值的 0.05。

4. 实验结果

4.1. 仿真数据实验

从 DIRSIG 光谱库中选取了 4 类地物光谱并且保证类内光谱的欧式距离大于一定的值, 使得它们具有区分度。光谱的种类和个数分别为: 泥水 8 个, 草地 11 个, 混凝土 9 个, 沥青 9 个, 总波段数为 178, 光谱曲线如图 2 所示。

**Figure 2.** Four types of selected endmember spectra**图 2.** 选取的四类端元光谱曲线

用上述的 4 种端元光谱, 按照如下的方式合成高光谱图像: 将 100×100 的矩阵分成 20×20 个区域, 即每个区域的大小为 5×5 个像素, 每个区域的像素中分别存放四类地物端元光谱数据, 每类地物随机选取一条类内光谱以随机的比例系数合成。随机的比例系数都满足和为一、非负两个条件。为了更加贴近真实的高光谱数据, 添加信噪比为 50 dB 的高斯白噪声。第 11 波段的合成图像如图 3 所示。

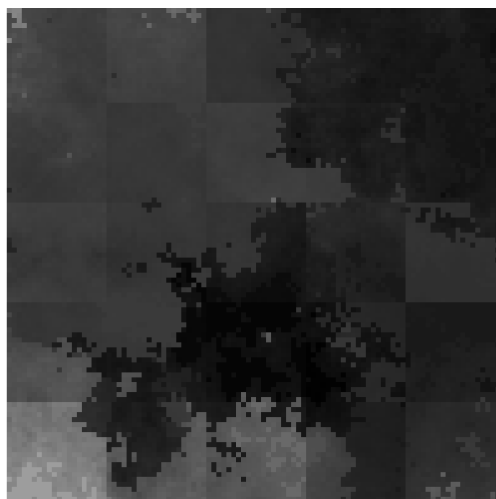


Figure 3. Grayscale of synthetic image (band 11)

图 3. 合成图像第 11 波段的灰度图像

将本文提出 PPISPS 算法与平均分块结合 PPI 端元提取(Uniform segmentation combined with PPI, USPPI)、EBE 以及 PPISS 这三种算法做对比实验, 从而验证 PPISPS 算法的性能。其中 USPPI 是指将图像均匀地分块, 对每块 PPI 提取端元, 合并端元集再进行聚类分析。PPISPS 算法中超像素分割一共把图像分割成 625 个超像素, 超像素分析筛选后的端元的 HI 指数直方图如图 4 所示, 去除了一部分 HI 指数较高的端元, 最后一共提取了 62 个端元。

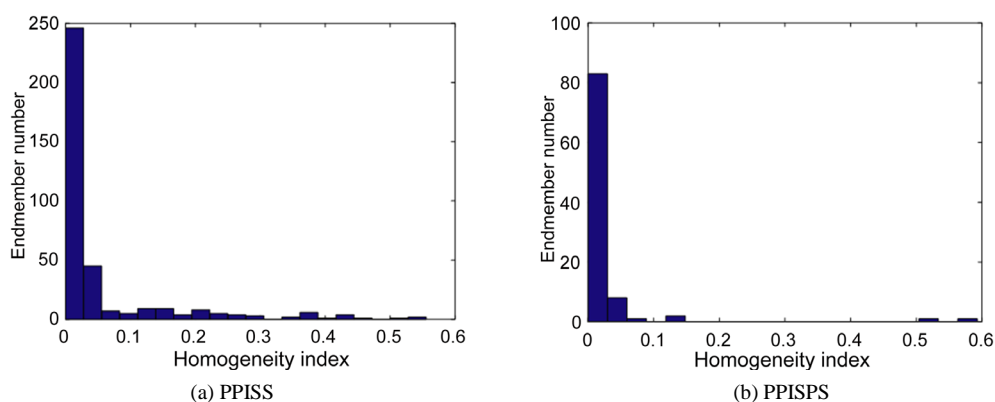


Figure 4. Histogram of HI

图 4. HI 直方图

图 5 给出了端元筛选前后的端元位置图, 黄色“o”表示 PPI 提取的初始端元位置, 白色“*”表示筛选之后保留的端元位置。PPISS 一共提取了 154 个端元。对比图 5(a)和图 5(b), 可以看出 PPISPS 提取的端元位置中每块超像素中只有一个候选端元, PPISS 算法提取出的端元分布的很密集, 说明 PPISS 算法得到的各类地物存在很多相似的端元。

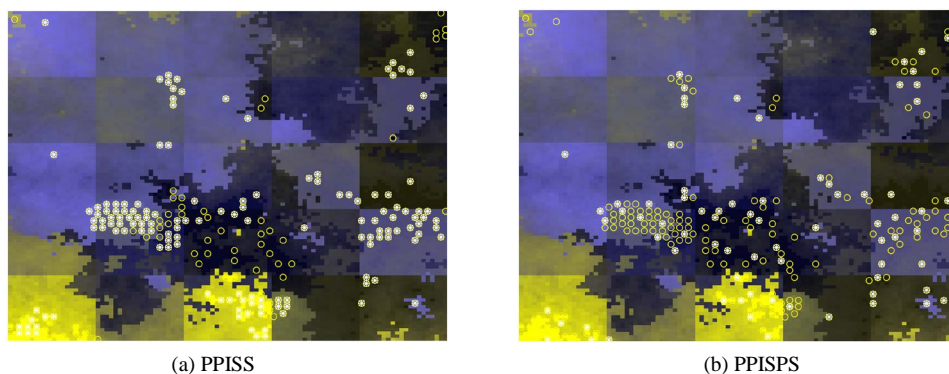


Figure 5. Position of endmembers
图 5. 端元位置

图 6 分别给出了 PPISPS、PPISS、USPPI 和 EBE 四种方法提取的端元束光谱曲线图, 其中, USPPI 算法中块的大小为 4×4 个像素, 平均分割成 625 块, 一共提取了 441 个端元; EBE 算法在全球利用 PPI 算法, 一共提取了 90 个端元。所有算法用 K-means 对提取的端元光谱进行聚类分析。从图 6 可以看出, PPISPS 算法提取的各类地物的端元光谱比较完整, 而且各类地物中没有冗余的端元; 而 PPISS 算法提取的各类地物的端元则存在较多的相似端元光谱, 冗余度较高; USPPI 和 EBE 算法提取的各类地物的端元光谱存在大量的相似以及接近重叠的端元光谱曲线。相比之下, PPISPS 提取的端元最具代表性。

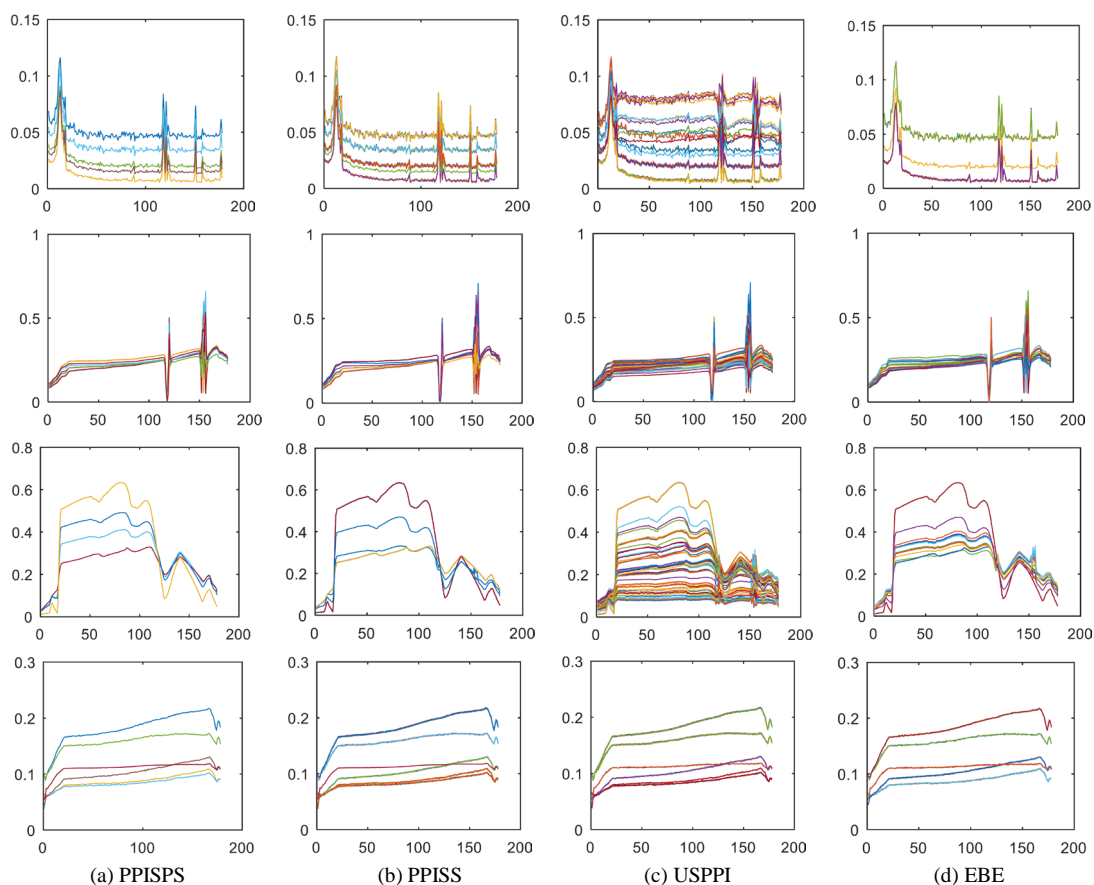


Figure 6. Extracted endmember bundles (ordinate represents reflectivity and abscissa represents band)
图 6. 提取的端元束(纵坐标代表反射率, 横坐标代表波段)

为了评价算法的精确性, 采用光谱角距离(Spectral Angle Distance, SAD)度量每个提取的端元 e 和真实端元 \hat{e} 之间的相似性

$$\text{SAD}(e, \hat{e}) = \arccos\left(\frac{e^T \hat{e}}{\sqrt{e^T e} \sqrt{\hat{e}^T \hat{e}}}\right) \quad (7)$$

SAD 的值越小, 表明提取端元值越精确。但是由于每类地物用的是一束端元光谱表示, 因此每类地物的多条端元分别保留和真实端元束计算得到的最小 SAD 值。图 7 以盒式图的形式给出了 4 种方法得到的 4 类地物的 SAD 结果。从图 7 可以看出, USPPI 和 EBE 的 SAD 明显大于 PPISS 和 PPISPS, 并且 USPPI 相比 EBE 结果差一些。PPISS 和 PPISPS 相比, 除了 Muddy, 其他三种地物都是 PPISPS 的 SAD 更小。因此, 四种方法中, PPISPS 的结果最好, PPISS 的结果次之。

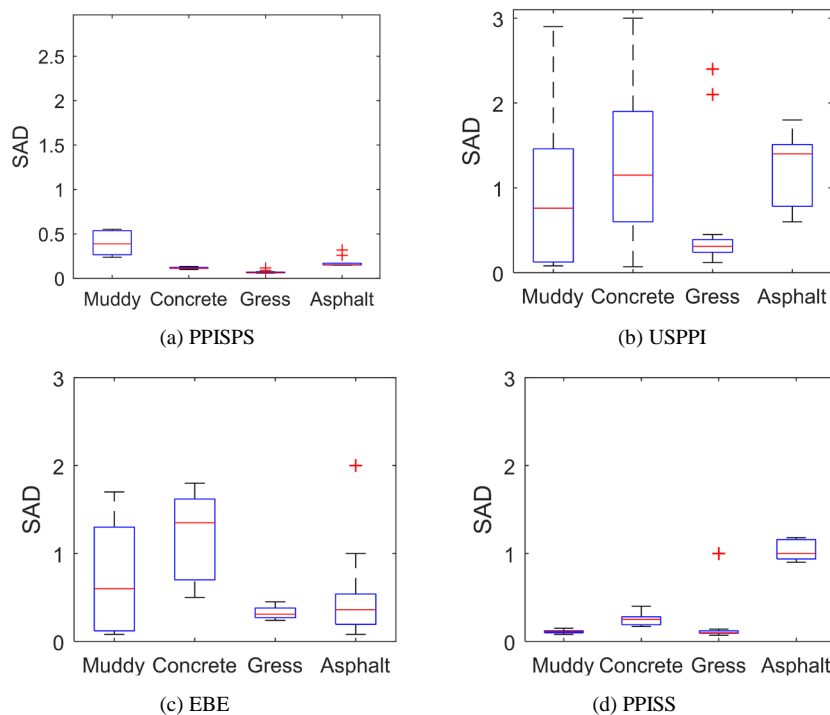


Figure 7. Box diagram of SAD
图 7. SAD 盒式图

4.2. 真实数据实验

仿真数据实验结果表明 PPISS 和 PPISPS 的结果优于其他两种方法, 因此真实数据实验只对 PPISPS 算法和 PPISS 算法进行比较。真实数据采用 Cuprite 矿物数据(<http://aviris.jpl.nasa.gov>)。Cuprite 图像由 AVIRIS 传感器获得, 实验所用数据大小为 250×191 个像素, 共 224 波段, 去除因水汽吸收和低信噪比波段, 实验所用的数据共 188 波段。

图 8 为超像素分析筛选后的端元位置图, 白色“o”表示 PPI 提取的初始端元位置, 红色“+”表示筛选之后保留的端元位置。从图 8 可以看出, PPISS 的结果中有很多密集的端元, 也就是存在太多的冗余端元。PPISPS 的结果中不存在密集分布的端元, 这是因为 PPISPS 中每个超像素内只保留一个端元。

利用 K-means 聚类分为 11 类地物, 根据与 USGS 光谱库(<http://speclab.cr.usgs.gov>)的光谱对比, 可以确定每个端元束的类别, 图 9 给出了其中 6 种端元束的光谱曲线, 其中纵坐标为反射率, 横坐标为波段

号, 每类 PPISS 提取的端元束在上, PPISPS 在下。从图 9 可以看出, PPISS 提取的各类地物端元束中都存在光谱曲线近似重叠的端元, 而 PPISPS 则不存在这种现象。由此可见, PPISPS 能够有效地减少端元束内的冗余端元。

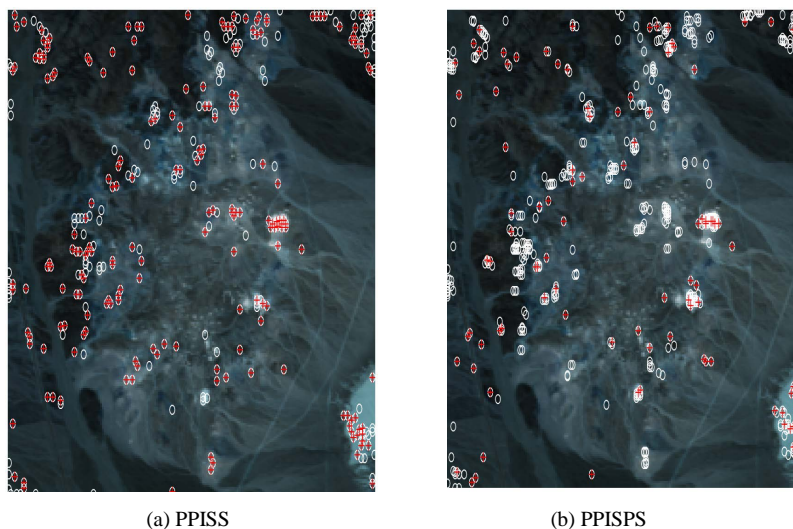
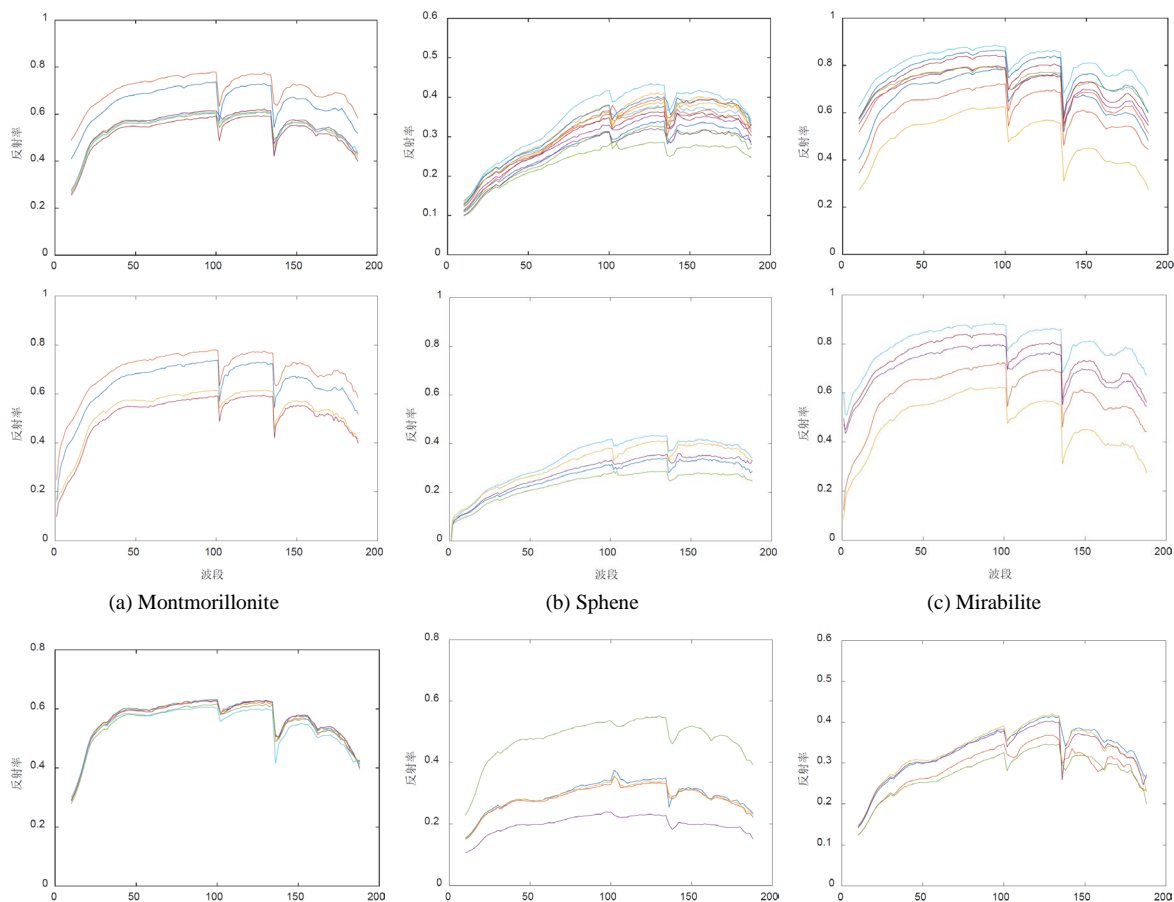


Figure 8. Position of endmembers in Cuprite dataset
图 8. Cuprite 图像端元位置



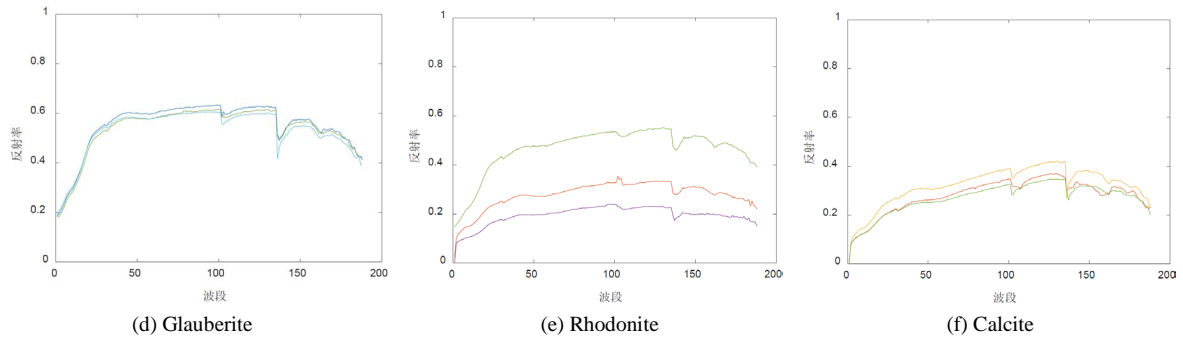


Figure 9. Endmember bundles extracted by PPISS and PPISPS

图 9. PPISS 和 PPISPS 提取的端元束

5. 结论

本文提出了一种新的基于超像素分割和纯净像元指数的端元束提取的方法, 能够提取兼具空间分布合理和同类端元冗余度低的端元束。首先采用超像素的思想, 将高光谱数据分割成很多超像素块, 每个超像素中选取一个代表端元; 然后利用均质性指数二次筛选端元; 最后, 根据端元光谱间的相似性, 对聚类分析之后的每类地物进行端元束筛选, 得到每类地物最终的端元束。实验结果表明本文提出基于超像素分割和像元纯度指数的端元束提取(PPISPS)算法有效的提高了端元束提取的准确性。

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[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.
- [2] Bioucas-Dias, J.M., Plaza, A., Dobigeon, N., Parente, M., Du, Q., Gader, P. and Chanussot, J. (2012) Hyperspectral Unmixing Overview: Geometrical, Statistical, and Sparse Regression-Based Approaches. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **2**, 354-379. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2012.2194696>
- [3] 李慧, 张金区, 曹阳. 端元可变非线性混合像元分解模型[J]. 测绘学报, 2016, 45(1): 80-86.
- [4] 张雅春, 那晓东, 臧淑英. 多端元光谱解混模型的改进及对植被盖度的反演[J]. 东北林业大学学报, 2018(1): 68-71.
- [5] Bateson, C.A., Asner, G.P. and Wessman, C.A. (2000) Endmember Bundles: A New Approach to Incorporating Endmember Variability into Spectral Mixture Analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **38**, 1083-1093. <https://doi.org/10.1109/36.841987>
- [6] Ren, X. and Malik, J. (2003) Learning a Classification Model for Segmentation. *9th IEEE International Conference on Computer Vision*, Nice, 14-17 October 2003, Vol. 1, 10-17. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2003.1238308>
- [7] Martin, G. and Plaza, A. (2011) Region-Based Spatial Preprocessing for Endmember Extraction and Spectral Unmixing. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **8**, 745-749. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2011.2107877>
- [8] Torresmadronero, M.C. and Velezreyes, M. (2016) Hyperspectral Endmember Class Extraction Using Clustering and Validity Indexes. *IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, Santa Fe, 81-84. <https://doi.org/10.1109/SSIAI.2016.7459180>
- [9] Somers, B., Zortea, M. and Plaza, A. (2012) Automated Extraction of Image-Based Endmember Bundles for Improved Spectral Unmixing. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **5**, 396-408. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2011.2181340>
- [10] Xu, M., Zhang, L. and Du, B. (2015) An Image-Based Endmember Bundle Extraction Algorithm Using Both Spatial and Spectral Information. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **8**, 2607-2617. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2373491>
- [11] Liu, M.Y., Tuzel, O. and Ramalingam, S. (2011) Entropy Rate Superpixel Segmentation. *Computer Vision and Pattern Recognition*, Boston, 2097-2104. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995323>
- [12] Boardman, J.W., Kruse, F.A. and Green, R.O. (1995) Mapping Target Signatures via Partial Unmixing of AVIRIS Data. *JPL Airborne Earth Science Workshop*, Pasadena, 23-26 January 1995, 23-26.
- [13] Roger, R.E. (1996) Principal Components Transform with Simple, Automatic Noise Adjustment. *International Journal*

of Remote Sensing, **17**, 2719-2727. <https://doi.org/10.1080/01431169608949102>

- [14] Green, A., Berman, M., Switzer, P., *et al.* (1988) A Transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implications for Noise Removal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **26**, 65-74. <https://doi.org/10.1109/36.3001>

Hans 汉斯

知网检索的两种方式:

1. 打开知网首页: <http://cnki.net/>, 点击页面中“外文资源总库 CNKI SCHOLAR”, 跳转至: <http://scholar.cnki.net/new>, 搜索框内直接输入文章标题, 即可查询;
或点击“高级检索”, 下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2325-6753, 即可查询。
2. 通过知网首页 <http://cnki.net/> 顶部“旧版入口”进入知网旧版: <http://www.cnki.net/old/>, 左侧选择“国际文献总库”进入, 搜索框直接输入文章标题, 即可查询。

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: jisp@hanspub.org