

# 典型高光谱图像端元提取算法在黄河口湿地应用评价研究

崔宾阁<sup>1,2</sup>, 庄仲杰<sup>1</sup>, 任广波<sup>2</sup>, 吴培强<sup>2</sup>, 张杰<sup>2</sup>

(1. 山东科技大学 信息科学与工程学院, 山东 青岛 266590; 2. 国家海洋局 第一海洋研究所, 山东 青岛 266061)

**摘要:** 端元提取是混合像元分解的基础,也是高光谱遥感的研究热点。对于特定区域的高光谱图像应该使用哪种端元提取算法,需要对各种端元提取算法进行客观地评价。作者针对黄河口湿地 CHRIS 高光谱图像,使用了重建图像与原图像的均方根误差、有效端元数量两个指数对 PPI、N-FINDR、VCA、OSP、IEA 和 SISAL 六种典型的端元提取算法进行了评价。结果表明,SISAL 算法重建误差最小,仅有其他算法误差的 10%~28%;OSP 算法识别了具有物理意义的 6 种有效端元,多于其他算法识别的地物类型,而 SISAL 算法识别的端元缺乏物理意义。

**关键词:** 端元提取; 高光谱; 湿地

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A

文章编号: 1000-3096(2015)02-0104-06

doi: 10.11759/hyqx20141011008

黄河口湿地在中国滨海湿地中占有重要地位,生物资源丰富。高光谱以其丰富的地物光谱信息为湿地资源环境监测提供了有力条件。然而由于高光谱遥感的像元空间分辨率较低,地物光谱混合现象严重,因此混合像元分解成为高光谱遥感的关键。

端元是包含一种地物的纯像元,端元提取对于高光谱图像解混和地物分类具有重要的意义。目前人们已经提出了很多种端元提取算法,这些算法总体上可以分为两种类型:“端元在图像中”端元提取算法和“端元不在图像中”端元提取算法。第一类算法假设在高光谱图像中存在每一种地物的纯像元,因此可以通过端元提取技术找到这些纯像元,代表性方法包括纯像元指数法 PPI、内部最大体积法 N-FINDR、顶点成分分析法 VCA、正交子空间投影法 OSP、迭代误差分析法 IEA 等;第二类算法认为高光谱图像中没有绝对纯净的像元,但是可以通过在几何空间中构造包含所有像元的单形体生成这些纯像元,代表性方法包括 Li 和 Bioucas-Dias<sup>[1-2]</sup>提出的最小体积单形体分析法 MVSA 和变分增广拉格朗日单形体识别法 SISAL 等。

作者将研究端元提取算法的评价方法,并对典型的高光谱图像端元提取算法进行评价,从中找出针对黄河口湿地 CHRIS 高光谱图像最适用的端元提取算法。

## 1 数据和方法

### 1.1 高光谱图像

黄河口湿地 CHRIS 高光谱图像如图 1a 所示。它的星下点分辨率 17 m, 18 个波段, 波长为 380~1050 nm, 波段的光谱分辨率为 5.9~44.1 nm。图 1b 是根据现场调查数据标识的 CHRIS 高光谱图像中的几种典型地物,包括海水、潮滩、碱蓬、柽柳、芦苇、黄河、清水、

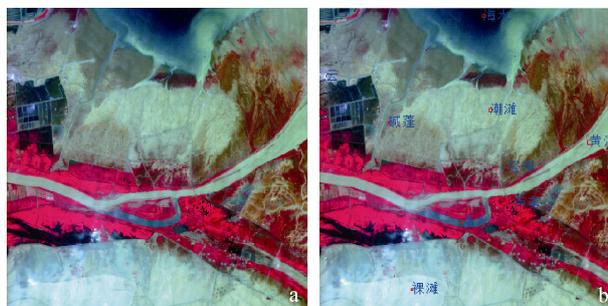


图 1 CHRIS 高光谱图像

Fig.1 CHRIS hyperspectral image

a. 三波段合成的假彩色图像; b. 人工选择的 9 种地物的典型区域  
a. False Color Image Combined using Three Bands; b. Nine Kinds of Ground Objects Selected Manually

收稿日期: 2014-10-11; 修回日期: 2014-11-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(41206172, 41406200); 山东省自然科学基金项目(ZR2014DQ030)

作者简介: 崔宾阁 (1979), 男, 山东莱阳人, 副教授, 博士, 研究方向: 高光谱, 电话: 13969680498, E-mail: cuibingge@qq.com; 张杰, 通信作者, 研究员, E-mail: zhangjie@fio.org.cn

裸滩和云。虽然云不是黄河口湿地的地物,但是由于图像拍摄时天空有云,而有云的区域反射率很高,与其他地物反差明显,所以也在图像中进行了标识。

## 1.2 “端元在图像中”端元提取方法

### 1.2.1 PPI 算法

Boardman 等<sup>[3]</sup>提出的 PPI 算法利用端元是遥感图像在特征空间中所形成的单形体顶点这一特点,通过单形体向量投影性质进行端元提取。它的基本思想是在特征空间中随机生成若干直线,并将所有像元投影到每条直线上,直线上所有投影点中最靠外的两个一般是端元的投影。为每个像元定义一个纯像元指数(Pure Pixel Index, PPI),用来记录其被投影到端点的次数。PPI 值越大,说明该像元是端元的可能性越高。作者采用的是 Chang 等<sup>[4]</sup>提供的快速迭代 PPI 算法实现,该程序利用 Plaza 等<sup>[5]</sup>提出的 ATGP 算法生成初始的投影直线,然后通过迭代反复寻找具有最大和最小极值的像元作为端元。

### 1.2.2 N-FINDR 算法

Zortea 等<sup>[6]</sup>提出的 N-FINDR 算法利用高光谱数据在特征空间中的单形体结构,通过寻找具有最大体积的单形体获取图像中的所有端元。基本方法是首先随机选择  $p$  个像元作为端元,计算单形体的体积,然后针对其中一个端元用其他像元进行替换,并再次计算单形体的体积。如果替换后单形体的体积增大,则接受此替换,否则放弃此替换,再用新的像元替换,直到对每个端元都用所有像元替换过,最后将具有最大体积的单形体顶点像元作为高光谱图像的端元。由于初始端元集合是随机选择的,因此多次运行 N-FINDR 算法得到的端元可能不同。

### 1.2.3 VCA 算法

Nascimento 等<sup>[7]</sup>提出的顶点成分分析法(Vertex Component Analysis, VCA)通过反复寻找正交向量,并计算图像在正交向量上的投影距离逐一提取端元。获得正交向量的方法有施密特正交化和正交子空间投影两种方法。VCA 算法首先找到一个初始端元,然后每次循环都先找一个和已经找到的端元集合同时正交的单位向量,再将所有像元投影到这一单位向量上,并将投影距离最大的像元作为新端元,加入端元集合开始下一次循环,直到找到  $p$  个像元为止。由于初始端元选择的不确定性,所以多次运行 VCA 算法得到的端元集合可能不同。

### 1.2.4 OSP 算法

Harsanyi 等<sup>[8]</sup>提出的正交子空间投影(Orthogonal

Subspace Projection, OSP)算法首先选择具有最大长度的向量作为第 1 个端元;然后由初始端元线性生成一个空间,并在与该空间正交的空间中寻找绝对投影最大的像元向量,将其作为第 2 个端元;由前两个端元线性生成一个空间,在与该空间正交的空间中寻找绝对投影最大的像元向量,将其作为第 3 个端元;依次类推,直到找到  $p$  个端元为止。OSP 算法提取的端元集合可区分性较好。

### 1.2.5 IEA 算法

Neville<sup>[9]</sup>提出的迭代误差分析(Iterative Error Analysis, IEA)算法每次迭代都寻找具有最大投影误差的像元作为新的端元。它首先给定一个初始向量(一般是所有像元光谱均值向量),然后对图像进行逐像元地约束线性解混,得到丰度矩阵的一个估计。利用端元集合和丰度矩阵估计重建高光谱图像,并计算与原始图像的均方根误差 RMSE。将产生最长误差向量的像元记为新的端元,加入端元集合,然后进入下一次迭代,直到找到  $p$  个端元或最大误差向量的长度足够小为止。

## 1.3 “端元不在图像中”端元提取方法——SISAL 算法

Bioucas-Dias<sup>[2]</sup>提出的分裂增广拉格朗日单形体识别算法(Simplex Identification via Split Augmented Lagrangian, SISAL)通过寻找特征空间中包含所有像元的体积最小的单形体来获得端元。它提取的端元通常不在图像中,只能通过光谱而无法利用空间信息判断端元对应的地物类型。SISAL 算法放松了光谱向量必须位于端元组成单形体内的约束条件,加入了一个丰度出现负值的惩罚量,因而具有了 3 个优势:它对边界和噪声鲁棒;对初始端元的选择不敏感;处理速度快并且能够处理大规模的高光谱图像。

## 2 端元提取算法评价

为了客观评价各种端元提取算法在黄河口湿地高光谱图像中的适用性,作者提出两种评价指标:重建高光谱图像与原始图像间的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、端元物理意义。均方根误差越小,说明端元提取的质量越好。端元物理意义是将算法提取的端元与人工选择的端元进行相似性比较,判断端元是否为对应于某一种地物的纯像元。

### 2.1 基于均方根误差的算法评价

高光谱图像重建误差不仅取决于端元提取的质量,还同样取决于丰度估计的准确性。由于高光谱图像的

波段数一般大于端元数量,使得线性光谱混合模型的系数矩阵(端元矩阵)为列满秩,方程组为超定方程组,可通过最小二乘法求解。根据丰度约束条件满足程度,分为4种不同最小二乘法:无约束最小二乘法,“和为1”约束最小二乘法,“非负”约束最小二乘法和全约束最小二乘法。其中,全约束最小二乘法要求在每个高光谱图像的像元内各种端元的丰度值之和为1且非负。

由于黄河口湿地包含的地物类型众多,在某些高光谱图像的像元内有可能存在未提取的端元,因此假定所有已提取端元的丰度值之和为1是不合理的。为此,作者针对每一种端元提取算法,分别使用了“非负”约束最小二乘法和全约束最小二乘法进行丰度反演,然后再计算高光谱图像的重建误差。通过对CHRIS 高光谱图像人工解译和黄河口湿地现场踏勘,在图像范围内主要有9种地物,包括芦苇、碱蓬、柺柳、黄河、清水、裸滩、潮滩、海水和云。其中潮滩和裸滩的区别是潮滩含水量较高,而裸滩含水量很低。黄河与清水的区别是黄河水中含有大量的泥沙、水体浑浊,而清水中基本不含泥沙、清澈透明。尽管云不是黄河口湿地的地物类型,但由于图像拍摄时天空中有云,而云的光谱特征与其他地物类型差异较大,因此作者也将其作为一种地物处理。本文中端元数量设置为9,各种端元提取算法的均方根误差如图2所示。

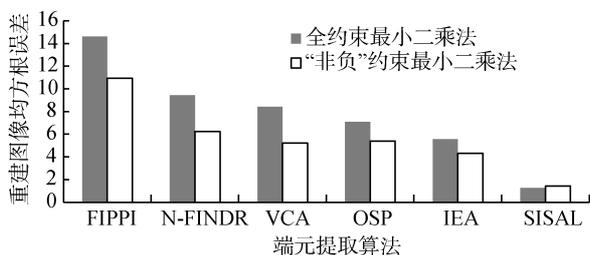


图2 各种端元提取算法的均方根误差

Fig.2 Root mean squared error (RMSE) for six endmember extraction algorithms

从图2中可以看出,使用全约束最小二乘法进行端元丰度反演时,图像重建误差最大的是FIPPI算法,其次是N-FINDR算法。使用“非负”约束最小二乘法进行丰度反演时,图像重建误差最大的仍然是FIPPI算法,其次是N-FINDR算法。在所有端元提取算法中,SISAL算法的重建误差最小。在所有假设“端元在图像中”的算法中,IEA算法的重建误差最小。由于初始端元集合是随机选取,N-FINDR算法和VCA算法每次实验的结果都不相同。图3中是将这两种算法分别连续执行10次的均方根误差,可以看出它们在最好的

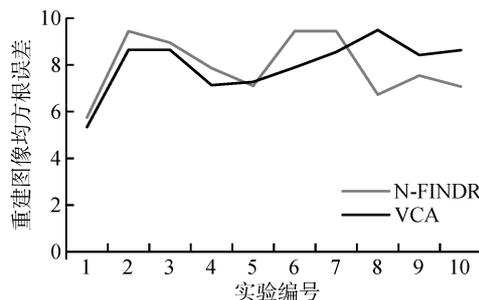


图3 N-FINDR算法和VCA算法10次试验的均方根误差  
Fig.3 Root mean squared error (RMSE) for N-FINDR algorithm and VCA algorithm

情况下可以获得IEA算法的端元提取质量。

## 2.2 基于端元物理意义的算法评价

虽然高光谱图像重建的均方根误差能够反映端元提取结果的质量,但是这种评价方法却不太直观。一种朴素的想法是将算法提取的端元与标准端元进行对比,分析它们的光谱曲线是否相同或相似,也即端元是否具有物理意义。通过对高光谱图像进行人工解译,结合现场踏勘结果,找出每一种地物分布面积较大且光谱均匀的区块,计算这些区块的光谱均值作为光谱库中的端元光谱,如图1b所示。在判定算法提取端元的地物类型时,将该端元的光谱与光谱库中的所有端元光谱进行相似度计算,找出最小距离的地物类型作为算法提取端元的地物类型。相似性度量算法可以采用光谱角距离(Spectral Angle Distance, SAD)、光谱信息散度(Spectral Information Divergence, SID)等或多种方式的组合。本文采用的相似性度量方法是光谱角距离与光谱信息散度相结合的方法。对于光谱向量 $x$ 和向量 $y$ ,SAD-SID混合光谱相似性度量的公式如下:

$$Distance(x, y) = SID(x, y) \tan(SAM(x, y))$$

SAD和SID度量乘积的结果能够显著提高光谱间的可区分性,它使得相似的光谱特征更相似,不相似光谱特征更不同,即放大了光谱间差别。本文将算法提取的每个端元与光谱库中的标准端元进行相似度计算,找出光谱最相似的地物类型和次相似的地物类型及其对应的光谱距离。FIPPI算法、N-FINDR算法、VCA算法、OSP算法、IEA算法的分析结果如表1~5所示,其中最后一列是次相似地物光谱距离与最相似地物光谱距离的比值。如果算法提取的某个端元与光谱库中最相似的地物光谱距离足够小(小于0.02),并且与次相似地物的光谱距离明显大于与最相似地物的光谱距离(4倍以上),则认为该端元是

一个具有物理意义的端元。

依据这个准则, FIPPI 算法识别了 4 个端元, 都是标准端元(云、海水、清水、芦苇), N-FINDR 算法识别了 7 个端元, 其中有 5 个标准端元(云、清水、芦苇、海水、黄河); VCA 算法识别了 7 个端元, 其中有 5 个标准端元(芦苇、清水、海水、云、黄河); OSP 算法识别了 7 个端元, 其中有 6 个标准端元(芦苇、黄河、云、清水、海水、柽柳); IEA 算法识别了 7 个端元, 其中有 5 个标准端元(芦苇、海水、黄河、清水、云)。FIPPI 算法提取的端元重复较多, 其他算法提取的端元分离性较好。最相似地物中没有出现过的地物类型是碱蓬

和裸滩, 但它们都出现在次相似地物中, 这是因为碱蓬与柽柳的光谱特征相似, 裸滩与潮滩或云的光谱特征相似, 确实难以区分。由于 N-FINDR 算法和 VCA 算法每次提取的端元集合一般不同, 端元质量也不相同, 因此上述分析结果可能会有所变化。

尽管 SISAL 算法提取的端元集合在重建高光谱图像时均方根误差最小, 但分析端元光谱数据时, 发现有些端元的部分波段甚至全部波段光谱反射率值是负值, 显然是没有任何物理意义的。光谱库中的标准端元光谱曲线如图 4a 所示, SISAL 算法提取的端元光谱曲线如图 4b 所示, 可以看出两者的端元光谱几乎没有相

表 1 FIPPI 算法端元识别的结果

Tab.1 Endmembers extracted using FIPPI algorithm

端元编号	最相似地物	光谱距离	次相似地物	光谱距离	比值
1	云	0.0039	裸滩	0.0448	11.5
2	云	0.0037	裸滩	0.0522	14.1
3	清水	0.0180	黄河	0.0626	3.5
4	海水	0.0001	清水	0.0965	965
5	清水	0.0151	海水	0.0601	4
6	清水	0.0147	海水	0.0609	4.1
7	芦苇	0.0002	柽柳	0.2602	1301
8	芦苇	0.0001	柽柳	0.2566	2566
9	芦苇	0.0001	柽柳	0.2478	2478

表 2 N-FINDR 算法端元识别的结果

Tab.2 Endmembers extracted using N-FINDR algorithm

端元编号	最相似地物	光谱距离	次相似地物	光谱距离	比值
1	柽柳	0.0054	碱蓬	0.0098	1.8
2	云	0.0001	裸滩	0.0791	791
3	云	0.0048	裸滩	0.0368	7.7
4	清水	0.0007	黄河	0.0421	60.1
5	柽柳	0.0057	碱蓬	0.0207	3.6
6	芦苇	0.0001	柽柳	0.2464	2464
7	海水	0.0001	清水	0.0957	957
8	黄河	0.0006	潮滩	0.0226	37.7
9	潮滩	0.0173	裸滩	0.0356	2.1

表 3 VCA 算法端元识别的结果

Tab.3 Endmembers extracted using VCA algorithm

端元编号	最相似地物	光谱距离	次相似地物	光谱距离	比值
1	芦苇	0.0001	柽柳	0.2548	2548
2	云	0.0037	裸滩	0.0477	12.9
3	清水	0.0001	黄河	0.0498	498
4	潮滩	0.0157	裸滩	0.0335	2.1
5	海水	0.0001	清水	0.0896	896
6	云	0.0001	裸滩	0.0783	783
7	黄河	0.0015	裸滩	0.0105	7
8	柽柳	0.0056	碱蓬	0.0206	3.7
9	柽柳	0.0052	碱蓬	0.0097	1.9

表 4 OSP 算法端元识别的结果

Tab.4 Endmembers extracted using OSP algorithm

端元编号	最相似地物	光谱距离	次相似地物	光谱距离	比值
1	云	0.0037	裸滩	0.0522	14.1
2	芦苇	0.0002	柾柳	0.2602	1301
3	潮滩	0.0173	裸滩	0.0356	2.1
4	黄河	0.0006	潮滩	0.0226	37.7
5	云	0.0001	裸滩	0.0791	791
6	清水	0.0001	黄河	0.0554	554
7	海水	0.0068	清水	0.0311	4.6
8	柾柳	0.0025	碱蓬	0.0148	5.9
9	柾柳	0.0057	碱蓬	0.0207	3.6

表 5 IEA 算法端元识别的结果

Tab.5 Endmembers extracted using IEA algorithm

端元编号	最相似地物	光谱距离	次相似地物	光谱距离	比值
1	云	0.0037	裸滩	0.0522	14.1
2	海水	0.0001	清水	0.0965	965
3	芦苇	0.0002	柾柳	0.2602	1301
4	潮滩	0.0173	裸滩	0.0356	2.1
5	黄河	0.0021	潮滩	0.0215	10.2
6	清水	0.0155	黄河	0.0711	4.6
7	清水	0.0001	黄河	0.0600	600
8	柾柳	0.0088	碱蓬	0.0187	2.1
9	云	0.0007	裸滩	0.0395	56.4

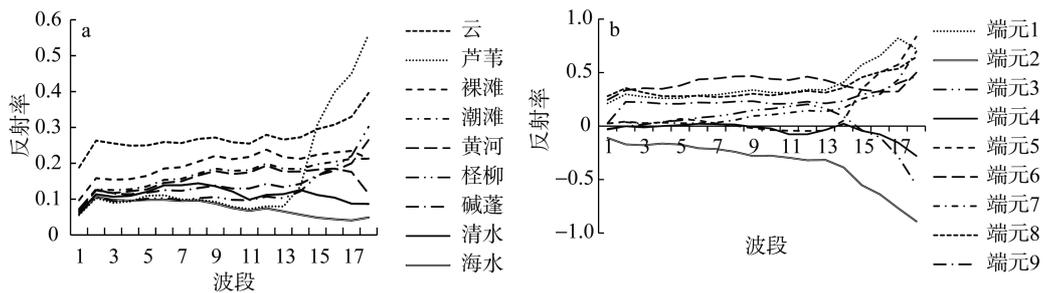


图 4 标准端元光谱曲线与 SISAL 算法提取的端元光谱曲线

Fig.4 Endmember spectral curve provided by expert and extracted by SISAL algorithm

a. 标准端元光谱曲线; b. SISAL 算法提取的端元光谱曲线

a. Standard endmember spectral curve; b. Endmember spectral curve extracted by SISAL algorithm

似之处。另外从图 4a 中可以看出，碱蓬和柾柳、潮滩和裸滩、云和裸滩之间的光谱特征是比较相似的，这也导致算法提取的端元光谱有可能介于两种地物的光谱之间，从而难以判定其对应的具体地物类型。

### 3 结论

端元提取是实现高光谱图像混合像元分解的前提和基础。本文针对黄河口湿地的 CHRIS 高光谱图像，分析了 6 种算法的端元提取结果，从均方根误差

和端元物理意义两个方面对端元提取的质量进行评价。结果表明从图像中提取端元的算法中，IEA 算法的均方根误差最小，在所有算法中 SISAL 算法的均方根误差最小。按照提取的端元是否具有物理意义进行评价，OSP 算法识别了最多标准端元，其次是 IEA、VCA 和 N-FINDR 算法，最差是 FIPPI 算法。SISAL 算法提取的端元虽然重建误差最小，但由于它是从数值计算的角度来提取端元，因此提取的很多端元没有物理意义，不具有实际应用价值。

参考文献:

- [1] Li J, Bioucas-Dias J. Minimum volume simplex analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data[C]//Proc. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008, 3: 250-253.
- [2] Bioucas-Dias J. A variable splitting augmented lagrangian approach to linear spectral unmixing[C]//Proc. 1st IEEE GRSS Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing, 2009: 1-4.
- [3] Boardman J W, Kruse F A, Green R O. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data[C]//Proceedings of JPL Airborne Earth Science Workshop, Pasadena: JPL Pub, 1995: 23-26.
- [4] Chang C I, Plaza A. A fast iterative algorithm for implementation of pixel purity index[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(1): 63-67.
- [5] Plaza A, Chang C I. Impact of initialization on design of endmember extraction algorithms[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(11): 3397-3407.
- [6] Zortea M, Plaza A. A quantitative and comparative analysis of different implementations of N-FINDR: a fast endmember extraction algorithm[J]. IEEE Geoscience Remote Sensing Letter, 2009, 6: 787-791.
- [7] Nascimento J M P, Bioucas-Dias J M. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(4): 898-910.
- [8] Harsanyi J C, Chang C I. Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: an orthogonal subspace projection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32(4): 779-785.
- [9] Neville R A, Staenz K, Szeredi T, et al Automatic endmember extraction from hyperspectral data for mineral exploration [C]// Proc. 21st Canadian Symposium on Remote Sensing, 1999: 21-24.

## Evaluation of the prime hyperspectral endmember extraction algorithm in Yellow River Estuarine wetland

CUI Bin-ge<sup>1, 2</sup>, ZHUANG Zhong-jie<sup>1</sup>, REN Guang-bo<sup>2</sup>, WU Pei-qiang<sup>2</sup>, ZHANG Jie<sup>2</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China; 2. First Institute of Oceanography, State Oceanic Administration, Qingdao 266061, China)

Received: Oct., 11, 2014

**Key words:** endmember extraction; hyperspectral; wetland

**Abstract:** Endmember extraction is the foundation of mixed pixel decomposition and also the focus of hyperspectral remote sensing research. It is necessary to objectively evaluate all kinds of endmember extraction algorithms to determine which algorithm should be used in the hyperspectral image in a specific region. In this paper, we evaluated six kinds of endmember extraction algorithms (PPI, N-FINDR, VCA, OSP, IEA and SISAL) based on two indexes (the mean square root error between the reconstructed image and the original image, and the valid endmember number) for the CHRIS hyperspectral images of Yellow River Estuarine wetland. The results showed that the reconstruction error of SISAL algorithm is the minimal, which is only about 10%-28% of that of other algorithms. The OSP algorithm recognized six kinds of valid endmembers with physical meaning, which is more than other algorithms. In contrast, the endmembers extracted by SISAL algorithm lacked of physical meanings.

(本文编辑: 梁德海)