

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106030

# 基于鲁棒最大单纯形体积的高光谱 图像快速端元提取\*

董涛<sup>1</sup> 秦勤<sup>2</sup>

(1. 郑州工商学院 工学院 郑州 451400; 2. 河南工程学院 计算机学院 郑州 451191)

**摘要:** 针对基于最大单纯形体积方法的端元提取算法通常涉及到对全局像素的处理且对噪声敏感的问题,提出了能快速从高光谱图像中提取端元的鲁棒最大单纯形体积端元提取算法。首先,该算法采用主成分分析对高光谱图像降维至  $p-1$  维子空间。随后,对于降维的子空间,算法采用凸包检测算法获取子空间下的凸包边界点。接着,对于检测到的凸包边界点,算法迭代选取  $p$  个数据点并计算其行列式体积,直至选取出  $p$  个能产生最大单纯形体积的数据点。最后将提取的  $p$  个数据点逆变换至原始维度空间从而获取去噪后的  $p$  个端元。在模拟数据集和真实数据集上的实验结果表明,提出的算法能快速提取弱噪声的端元。该算法能满足高光谱端元提取领域中的高精度、实时性强的要求。

**关键词:** 高光谱图像;端元提取;凸包检测;单纯形体积

**中图分类号:** TP751.2    **文献标识码:** A    **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Robust maximum simplex volume-based method for fast endmember extraction of hyperspectral data

Dong Tao<sup>1</sup> Qin Qin<sup>2</sup>

(1. Institute of Technology, Zhengzhou Technology and Business University, Zhengzhou 451400, China;

2. College of Computer Science, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China)

**Abstract:** In order to solve the problems that maximum simplex volume-based endmember extraction algorithms (EEAs) involve processing entire pixels and are sensitive to noises, this paper proposes a robust maximum simplex volume-based EEA for quickly selecting endmembers from hyperspectral images. The proposed algorithm first applies principal component analysis to reduce the hyperspectral image into  $p-1$  subspace. It then detects convex hull points from each component pair by employing a convex hull algorithm. Next, it iteratively specifies  $p$  points and their simplex volume until they can provide a maximum simplex volume. Finally, it transforms  $p$  points into original dimensionality and obtains  $p$  denoised endmembers. Experiments conducted on synthetic and real hyperspectral images demonstrate that the proposed algorithm can quickly extract endmembers from the denoised hyperspectral. The proposed method can perfectly meet the requirements of high endmember accuracy and real-time in the field of hyperspectral endmember extraction.

**Keywords:** hyperspectral image; endmember extraction; convex hull detection; simplex volume

### 0 引言

遥感的目的是获取和解释遥远地区的光谱测量进而提取地球表面结构和内容的信息<sup>[1]</sup>。高光谱图像反映的是地物分布的复杂情况,由于高光谱遥感图像具有数百甚至上千个波段且具有图谱合一的特性,但地物的同质性尺度往

往大于传感器的空间分辨率,因此高光谱遥感图像不可避免的会出现混合像素<sup>[2-4]</sup>。对于单一混合像素而言,将其分解为一组纯光谱,即端元,和对应的权重分数,即丰度,的过程称为高光谱解混<sup>[5]</sup>。但由于光谱混合的情况多种多样,高光谱解混模型通常采用线性解混模型,即假定混合像素是端元的仿射组合。此外,对于高光谱解混算法而言,端元

收稿日期:2021-03-17

\* 基金项目:河南省教育厅人文社会科学研究项目(2020-ZDJH-084)、河南省科技攻关项目(152102210027)资助

的准确提取是对地物丰度的准确估计的前提。因此,相比于丰度估计而言,端元提取获得更为广泛的关注<sup>[6]</sup>。

现存的端元提取算法可以大致分为 4 类:1) 基于子空间投影的端元提取算法,这类算法假定真实端元相比混合像素往往能获得更大的投影值。典型的算法包括正交子空间投影(orthogonal subspace projection, OSP)<sup>[7]</sup>和顶点成份分析(vertex component analysis)<sup>[8]</sup>。2) 基于单纯形体积的端元提取算法,这类算法可以更进一步分解为两个子类。其一是基于最大单纯形体积的端元提取算法,该算法假定真实端元形成的行列式体积要比其他像素形成的任意形成的行列式体积要大,典型算法包括 NFINDR 算法<sup>[9]</sup>和交替体积最大化算法(alternating volume maximization, AVMAX)<sup>[10]</sup>等。其二是基于最小单纯形体积的端元生成算法,该算法认为从单纯形外侧形成的端元所构成的单纯形的体积最小,因而这类算法针对于不含纯像元的图像数据而言也能产生较好的端元精度。代表性算法有最小单纯形体积分析(minimum simplex volume analysis, MVSA)<sup>[11]</sup>。3) 基于最小二乘的端元提取算法,这类算法通过寻找能最小化重构误差的像素来从图像中提取端元。4) 近些年,基于空间光谱信息的端元提取算法获得了长足的发展,因为空间结构特征能有效表征高光谱图像混合像元的空间信息<sup>[12]</sup>。这类算法通过同时挖掘高光谱图像中的像素邻域相关性和光谱纯度来提取指定数目的端元,典型算法包括基于图像的端元束提取(image-based endmember bundles extraction)<sup>[13]</sup>,基于空间能量先验约束的最大单纯形体积(spatial energy prior constrained maximum simplex volume, SENMAV)<sup>[6]</sup>,基于熵的端元优化算法<sup>[14]</sup>,基于空间加权的单纯形策略(spatially weighted simplex strategy, SWSS)<sup>[15]</sup>。然而现存的大多数端元提取算法仍然存在如下两个缺陷:1) 算法对噪声敏感,在强噪声的场景下,无法获得理想端元提取效果;2) 算法涉及到从全体高光谱数据中提取端元,因此较为耗时。而事实上,端元往往出现在单纯形的顶点,因此端元能获得在子空间的极大投影值或最大的行列式体积。在这一点上,如何在位于单纯形顶点附近的数据子集中提取端元是一个潜在的研究方向<sup>[16]</sup>。

本文提出了一种新的对端元提取算法,称为鲁棒最大单纯形提取(robust maximum simplex volume, RMSV)。RMSV 首先或将  $L$  维高光谱数据通过主成分分析算法(principal component analysis, PCA)将降维至  $p-1$  维子空间。对于降维的子空间,RMSV 采用快速凸包算法(quick convex hull, Qhull)提取子空间下的凸包顶点,其中这类顶点将包含单纯形的边界点以及顶点。在这种情况下,RMSV 从选取的凸包顶点中迭代选择  $p$  个能最大化行列式体积的数据点。最终识别的  $p$  个数据点被视为端元位于子空间下的数据点。最后 RMSV 将  $p$  个  $p-1$  维数据点转化为  $L$  维数据。所提出的 RMSV 算法能通过 PCA 变换减弱噪声对端元的干扰,并且能通过从缩减的数据子集

中寻找端元,从而实现更少的处理时间消耗。在真实数据集和模拟数据集上的实验表明,所提出的 RMSV 算法相比现存的典型端元提取算法具有更强的噪声鲁棒性和较快的端元提取速度。

## 1 线性混合模型

基于线性混合模型,一个包含  $L$  个波段  $N$  个像素的高光谱图像  $\mathbf{Y} \in \mathfrak{R}^{L \times N}$  可以表述如下:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{M}\mathbf{A} + \mathbf{E} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{M} \in \mathfrak{R}^{L \times p}$ ,  $\mathbf{A} \in \mathfrak{R}^{p \times N}$  和  $\mathbf{E} \in \mathfrak{R}^{L \times N}$  分别表示端元矩阵、丰度矩阵和加性噪声。 $p$  为估计的端元数目,可以由虚拟维度算法进行估计。此外,丰度矩阵通常满足丰度和为一  $\mathbf{1}_p^T \mathbf{A} = \mathbf{1}_N^T$  和丰度非负  $\mathbf{A}_{ij} \geq 0, \forall i, j = 1, \dots, N$  约束。图 1 可视化的描述了线性混合模型。

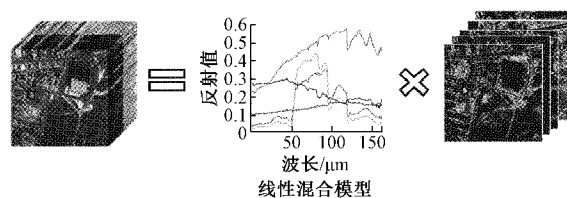


图 1 线性混合模型描述

## 2 基于鲁棒最大单纯形体积的端元提取算法

本节着重描述了 RMSV 算法细节。该算法主要涉及到 4 个主要步骤:1) 数据降维;2) 凸包顶点检测;3) 端元选取;4) 数据变换。

### 2.1 数据降维

PCA 算法是一种经典的数据降维算法,旨在获取数据在最小二乘层面上最佳表示的投影<sup>[8]</sup>。该算法主要包括:

1) 计算图像数据均值:  $u = \sum_{i=1}^N y_i / N$ ; 2) 数据去均值:  $\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{Y} - u\mathbf{1}_N^T$ ; 3) 计算协方差矩阵:  $\mathbf{C} = \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T / N$ ; 4) 从协方差矩阵中提取特征向量矩阵  $\mathbf{V}$  与特征值矩阵  $\mathbf{\Sigma}$ ; 5) 将原始数据投影至特征向量矩阵中,获取低维数据子空间:  $\mathbf{X} = \mathbf{V}^T \hat{\mathbf{Y}}$ , 其中  $\mathbf{X} \in \mathfrak{R}^{(p-1) \times N}$ 。

### 2.2 凸包顶点检测

Qhull 算法是一种能在 2 维或 3 维数据下以  $O(N \log h)$  复杂度快速提取凸包顶点的算法,其中  $h$  表示张成凸包的数据点个数。该算法首先确定数据集的最左侧和最右侧数据点,然后获取两个极端点的左侧和右侧的数据点,并提取距离极端点连线最远的数据点作为凸包顶点。迭代此过程直至提取所有凸包顶点。需要指出的是,对于  $p-1$  维子空间,提取其凸包顶点的复杂度极高。因此本文采用排列组合方法从  $p-1$  维子空间中选取 2 维子空间进行凸包顶点检测,因此 2 维子空间的选择可能性共有  $C(p-1, 2) = (p-1)! / 2(p-3)! = (p-1)(p-2)/2$  种。

### 2.3 端元提取

假定  $\hat{\mathbf{X}} = \{x_i\}_{i=1}^S$  是从  $\mathbf{X}$  中选取的  $S$  个凸包顶点,其中  $S \ll N$ 。通过迭代选取能获得最大行列式体积的  $p$  个  $p-1$  维数据点, RMSV 能快速识别出  $p$  个端元,过程描述如下:

$$Volume = \underset{x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_p}}{\operatorname{argmax}} \frac{1}{(p-1)!} \operatorname{abs} \left( \begin{vmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ x_{i_1} & x_{i_2} & \dots & x_{i_p} \end{vmatrix} \right) \quad (2)$$

式中:  $\operatorname{abs}(\cdot)$  表示绝对值操作,  $|\cdot|$  表示矩阵行列式操作。

### 2.4 数据变换

在第4步中,对于从第3步中提取的  $p$  个  $p-1$  维端元,通过将其投影至特征向量中,从而能通过逆变换将其变换至原始  $L$  维空间。假定  $\hat{\mathbf{X}} = \{x_i\}_{i=1}^p$  表示从  $\hat{\mathbf{X}}$  中提取的  $p$  个  $p-1$  维端元。通过式(3)将其恢复至  $L$  维。

$$\mathbf{M} = \mathbf{V}\hat{\mathbf{X}} + u\mathbf{1}_N^T \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{L \times p}$  表示  $p$  个包含  $L$  个波段的端元。

为了更好地描述所提出的 RMSV 算法,本文提供了该算法的整体流程,如图2所示。

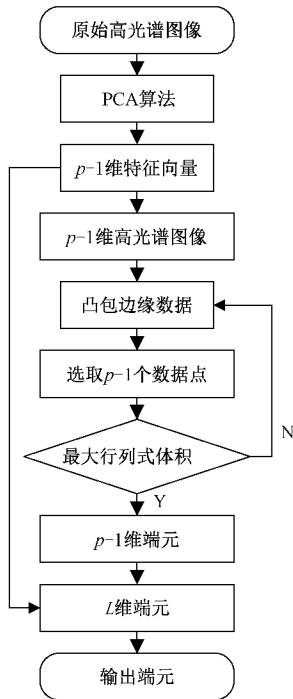


图2 算法流程

## 3 实验与分析

### 3.1 对比算法

为了从多个角度对 RMSV 算法性能进行定量与系统的分析,本文采用5种标准算法进行实验对比。5种算法包括基于单纯形投影的端元提取算法 OSP 和 VCA,基于最大单纯形体积的端元提取算法 NFINDR 和 AVMAX,及基于空间光谱信息的端元提取算法 SENMAV。在后续实

验中,在6种算法对图像提取指定数目的端元后,本文采用全约束最小二乘(full constrained least-square, FCLS)算法进行丰度估计。端元数目采用虚拟维度算法估计。

### 3.2 评价标准

为了从多角度衡量端元提取性能,本文考虑3种典型的评价标准,分别是光谱角度距离(spectral angle distance, SAD),均方根误差(root mean square error, RMSE)及端元提取时间(以s为计量标准)。

SAD用来度量提取的光谱与光谱库中光谱的相关性来衡量端元提取的质量好坏。SAD越低,说明两条光谱越相近,端元精度越高。假定提取的光谱表示为  $\hat{e}$ , 对应光谱库中光谱为  $e$ , 则二者之间的光谱角度距离表示为:

$$SAD(\hat{e}, e) = \arccos \frac{\hat{e}^T e}{\|\hat{e}\| \|e\|} \quad (4)$$

RMSE用来衡量原始图像和重构图像之间的差距。RMSE值越小,说明端元提取效果和丰度估计精度最佳。

假定重构图像为  $\tilde{\mathbf{Y}}$ , 则 RMSE 表示为:

$$RMSE(\tilde{\mathbf{Y}}, \mathbf{Y}) = \sqrt{\frac{1}{L \times N} \sum_{i=1}^N (\tilde{y}_i - y_i)^2} \quad (5)$$

### 3.3 数据集介绍

本文采用3种数据集来度量算法的有效性,包括一种模拟数据集和两种真实数据集。对于模拟数据集,本文从USGS光谱库中随机选取  $K$  个光谱。 $K$  个光谱对应的丰度采用文献[17]中设计的算法生成。更明确的说,该算法首先将  $s^2 \times s^2$  大小的图像分成  $s \times s$  个小块,其中每一个小块由  $K$  个光谱中的一个填充,然后采用  $(s+1) \times (s+1)$  大小的空间低通滤波器来生成混合像素。为了更好地模拟真实的图像场景,不同信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)的噪声将会添加在图像中。模拟数据图像如图3(a)所示。

数据2为Jasper Ridge真实数据集,该数据集是高光谱解混中的常用数据集。原始Jasper Ridge数据集包含  $512 \times 614$  pixel 和 224 个波段。在本文中,包含  $100 \times 100$  pixel 和 198 个波段的子图像被用于光谱解混,其中移除的水汽和大气影响波段为 1~3, 108~112, 154~166 和 200~224。该数据集中包含4种真实地物,分别为 #1 road、#2 soil、#3 water、#4 tree。数据集图像如图3(b)所示。

数据3为Cuprite真实数据集,该数据集是高光谱解混领域中的标准数据集,由机载红外成像光谱仪在美国内华达州 Las Vegas 地区拍摄。在本文中,采用  $250 \times 190 \times 182$  尺寸的子图像作为光谱解混的真实数据集。移除的波段为 1~6, 105~115, 150~170 和 221~224。采用虚拟维度算法对该地区地物数量估测的端元数目为14个,然而对于相似的矿物光谱而言,它们之间的差异性及其小。因此在本文中,端元数目被设定为12个,分别为 #1Alunite、#2Andradite、#3Buddingtonite、#4Dumortierite、#5Kaolinite\_1、#6Kaolinite\_2、#7Muscovite、#8Montmorillonite、

# 9Nontronite, # 10Pyrope, # 11Sphene 和 # 12Chalcedony. 数据集图像如图 3(c)所示。

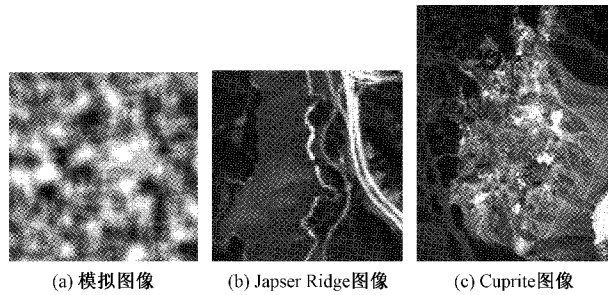


图 3 数据集伪彩色图

### 3.4 模拟数据集实验

#### 1) 不同端元数目对端元提取算法的影响

为了测量端元提取算法对不同端元数目的模拟图像的端元提取精度,本试验生成 10 种 SNR 固定在 30 dB 图像尺寸为  $121 \times 121 \times 224$  的模拟图像。其中,每个图像包括不同的数目的端元,包含的端元数目为 {3, 5, 7, 10, 13, 15, 17, 20, 23, 25}。图 4 所示为在 10 种包含不同端元数目的数据下端元提取精度的箱形图和平均端元提取精度(三角实线)。从图 4 中可见,所提出的 RMSV 相比其他对比算法,具有更低的平均 SAD (mcan SAD, mSAD),同时 10 次端元提取精度 SAD 整体呈现更低的倾向。从这一实验可以看出,所提出的 RMSV 算法对端元数目具有鲁棒性。

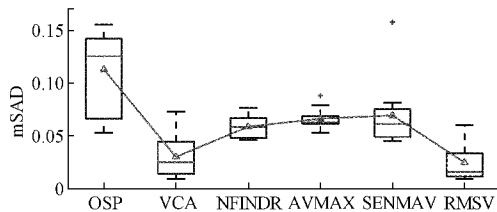


图 4 端元提取算法在包含不同端元数目图像下的端元提取精度箱形图

#### 2) 不同像元数目对端元提取算法的影响

为了度量端元提取算法对不同像元数目的图像的端元提取精度,本试验生成 13 种 SNR 固定在 30 dB 图像端元数目固定在 5 的模拟图像。每个图像包括不同的像元数目,13 个模拟图像尺寸均包含 224 个波段,但包含的像元数目为 { $64 \times 64, 80 \times 80, 96 \times 96, 112 \times 112, 128 \times 128, 144 \times 144, 160 \times 160, 176 \times 176, 192 \times 192, 208 \times 208, 224 \times 224, 240 \times 240, 256 \times 256$ }。如图 5 所示,相比 OSP, NFINDR, AVMAX, SENMAV 算法,所提出的 RMSV 算法和 VCA 算法均能提供最低 mSAD,且在 13 个模拟数据集上的端元精度相对具有更小的变异。该图说明所提出的算法对于包含不同像元数目的模拟图像具有较好的鲁棒性。

#### 3) 不同信噪比水平对端元提取算法的影响

为了度量端元提取算法在不同噪声水平的图像的端元

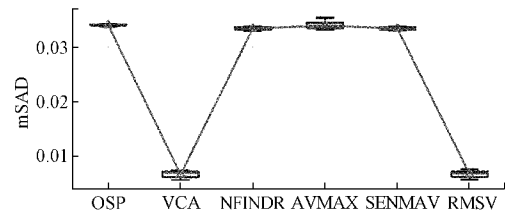


图 5 端元提取算法在包含不同像元数目图像下的端元提取精度箱形图

提取精度,本试验生成 7 种端元数目固定在 5 图像尺寸为  $121 \times 121 \times 224$  的模拟图像。每个图像包括不同的噪声水平,7 个模拟图像具有的 SNR 为 {10 dB, 15 dB, 20 dB, 25 dB, 30 dB, 35 dB, 40 dB}。如图 6 所示,相比 OSP, NFINDR, AVMAX, SENMAV 算法,所提出的 RMSV 算法和 VCA 算法在不同的 SNR 下均能提供最低 mSAD。该图说明所提出的算法对于具有不同噪声水平的模拟图像具有较好的鲁棒性。

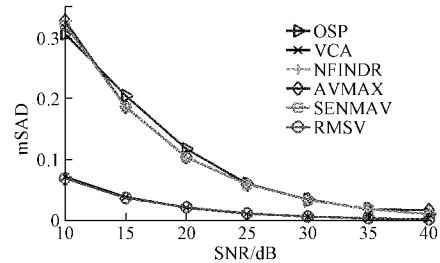


图 6 端元提取算法在不同噪声水平下的端元精度比较

#### 4) 不同端元提取算法的端元提取精度比较

为了验证不同算法提取端元的精度,本试验生成一种包含 5 种端元图像尺寸为  $121 \times 121 \times 224$  噪声水平固定在 30 dB 的模拟图像。详细的端元提取精度数据展现在表 1 中。如表 1 所示,相比其他端元提取算法,所提出的 RMSV 算法能获得 4 种端元的最佳提取精度,且能获得最低的 mSAD 及 RMSE 实验结果。在运行时间方面,AVMAX 仅需要 0.04 s 的端元提取时间,而 RMSV 仅需要 0.07 s 时间。

表 1 不同端元提取算法在模拟数据集上端元提取精度比较

端元编号	OSP	VCA	NFINDR	AVMAX	SENMAV	RMSV
#1	0.028 7	0.005 7	0.028 4	0.028 3	0.028 4	<b>0.005 2</b>
#2	0.025 4	0.005 0	0.026 2	0.026 2	0.026 2	<b>0.004 6</b>
#3	0.037 6	<b>0.007 2</b>	0.035 9	0.037 9	0.035 5	0.007 8
#4	0.030 1	<b>0.006 5</b>	0.030 1	0.030 1	0.030 1	<b>0.006 5</b>
#5	0.046 4	0.010 2	0.044 2	0.044 0	0.044 2	<b>0.008 0</b>
mSAD	0.033 7	0.006 9	0.032 9	0.033 3	0.032 9	<b>0.006 4</b>
RMSE	0.033 4	0.026 6	0.033 2	0.034 3	0.033 9	<b>0.020 1</b>
时间/s	0.66	0.12	0.46	<b>0.04</b>	2.94	0.07

### 3.5 真实数据集实验

1)不同端元提取算法的在 Cuprite 数据集上的端元提取精度比较

为了验证端元提取算法在 Cuprite 标准解混数据集上的端元提取性能,本试验采用 6 种端元提取算法在 Cuprite 数据集上提取 12 种端元光谱并与标准光谱库比较从而计算端元提取精度。如表 2 所示,在 12 种类别光谱上,RMSV 算法能对 3 种地物提供最准确的 SAD 精度及最低的 mSAD 结果,而其他端元提取算法,如 OSP, VCA, NFINDR, AVMAX, SENMAV, 至多能提供对两种地物光谱的精准提取。从 RMSE 角度来看, VCA 算法能提供最低的图像重构误差。从算法运行时间来看, AVMAX 能提供最少的运行时间,而所提出的 RMSV 算法能提供仅次于 AVMAX 算法的最少运行时间。由 RMSV 算法提取的端元光谱和光谱库的可视化比较及 12 种端元的估计丰度分别可视化的展现在图 7、8 中。

表 2 不同端元提取算法在 Cuprite 数据集上的端元提取精度比较

端元编号	OSP	VCA	NFINDR	AVMAX	SENMAV	RMSV
#1	<b>0.073 9</b>	0.078 6	<u>0.076 9</u>	0.079 4	0.082 9	0.089 1
#2	0.115 5	0.131 5	<u>0.100 0</u>	0.160 5	0.105 8	<b>0.097 8</b>
#3	0.112 3	0.112 5	0.114 9	<b>0.075 0</b>	0.135 8	<u>0.075 7</u>
#4	0.068 5	0.068 1	<u>0.062 8</u>	<b>0.058 3</b>	0.068 5	0.068 1
#5	0.163 2	0.119 4	0.109 8	0.163 2	<u>0.087 6</u>	<b>0.080 0</b>
#6	<u>0.063 4</u>	<b>0.062 0</b>	0.070 7	0.096 7	0.093 9	0.069 0
#7	0.084 6	0.088 2	0.084 6	<u>0.077 9</u>	<u>0.077 9</u>	<b>0.074 7</b>
#8	0.059 3	0.062 7	0.103 9	<u>0.058 8</u>	<b>0.058 3</b>	0.059 8
#9	0.197 9	0.179 2	<b>0.069 4</b>	<u>0.071 7</u>	0.088 8	0.082 6
#10		<u>0.114 2</u>	0.258 9	0.117 5	<b>0.112 9</b>	0.116 9
#11	<u>0.091 5</u>	0.164 2	<b>0.071 7</b>	0.179 5	0.151 5	0.193 7
#12	<b>0.092 0</b>	0.153 1	0.138 4	0.101 5	0.122 8	<u>0.100 4</u>
mSAD	0.102 0	0.111 1	0.105 2	0.103 3	<u>0.098 9</u>	<b>0.092 3</b>
RMSE	0.035 5	<b>0.013 4</b>	<u>0.014 0</u>	0.014 9	0.014 6	0.015 4
时间/s	5.256 4	0.965 8	5.870 5	<b>0.183 1</b>	58.175 0	<u>0.782 3</u>

注:“—”表示该地物没有提取到

2)不同端元提取算法的在 Japser Ridge 数据集上的端元提取精度比较

为了验证端元提取算法在不同真实数据集上的端元提取性能,本试验执行在 Japser Ridge 标准解混数据集上。表 3 为详细列出了 6 种端元提取算法提取的 4 种地物的精度、图像重构误差及算法运行时间。从表 3 中可以看出,所提出的 RMSV 算法针对其中 3 种地物能提供最低的 SAD 值以及最低的 mSAD 值。此外,RMSV 算法相比 VCA 和 AVMAX 算法能提供次优的重构误差 RMSE 及运行时间。

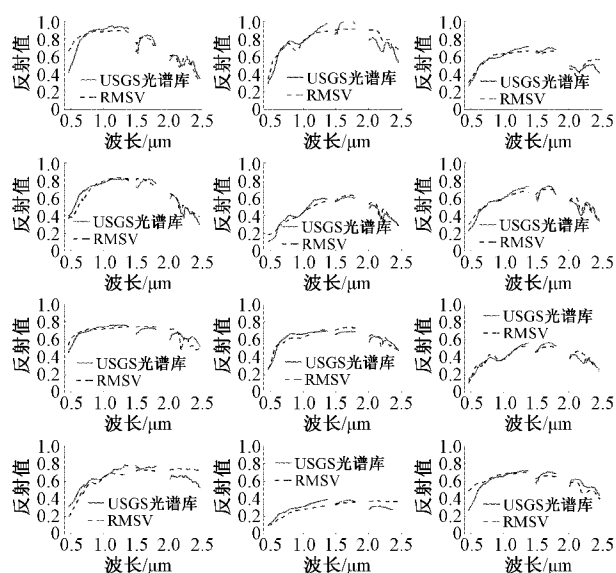


图 7 12 种提取的光谱与实验室光谱的可视化比较

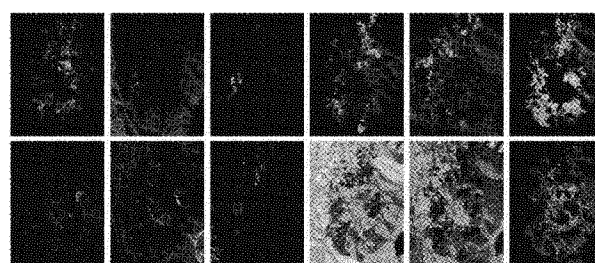
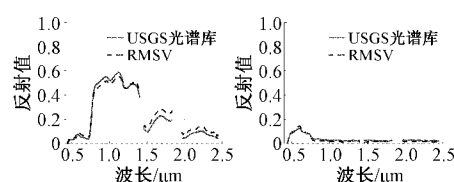


图 8 12 种端元对应的丰度成分

图 9 及 10 给出了由 RMSV 算法提取的 4 种地物光谱与光谱库中光谱的可视化比较及丰度图。

表 3 不同端元提取算法在 Japser Ridge 数据集上的端元提取精度比较

端元编号	OSP	VCA	NFINDR	AVMAX	SENMAV	RMSV
#1	<u>0.155 9</u>	0.165 7	<u>0.155 9</u>	<u>0.155 9</u>	0.172 4	<b>0.107 0</b>
#2	0.895 3	0.255 4	0.265 2	<u>0.245 3</u>	0.254 3	<b>0.199 3</b>
#3	0.133 6	<b>0.116 6</b>	0.133 6	0.133 6	<u>0.123 3</u>	<b>0.116 6</b>
#4	0.106 9	<u>0.090 1</u>	0.106 9	0.106 9	<b>0.052 3</b>	0.090 1
mSAD	0.322 9	0.157 0	0.165 4	0.160 4	<u>0.150 6</u>	<b>0.128 3</b>
RMSE	0.087 9	<b>0.007 6</b>	0.010 8	0.011 0	0.011 3	<u>0.008 8</u>
时间/s	0.400 9	0.104 5	0.385 7	<b>0.045 4</b>	2.245 8	<u>0.053 4</u>



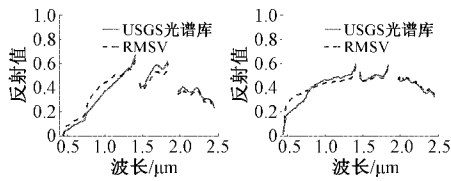


图9 4种提取的光谱与实验室光谱的可视化比较

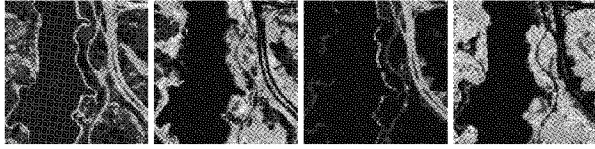


图10 4种端元对应的丰度成分

#### 4 结 论

本文根据现代高光谱图像处理中端元提取精度高、速度快的要求,提出了鲁棒最大单纯形体积的端元提取方法。算法首先将高维高光谱数据变换至低维子空间,然后检测子空间下所有的凸包顶点。根据提取出的凸包顶点来识别出在指定数目下具有最大行列式体积的数据点,即端元。最后,算法将提取的端元进行逆变换至高维光谱数据。实验结果证明,所提出的方法相比其他典型端元提取算法具有更快的端元提取时间和更高的端元提取精度。在本文所考虑的数据集上能仅需 0.06 s 处理时间且端元提取精度平均能提升 15.02%。

#### 参考文献

- [1] 闫哈哈,邢波涛,任璐,等. 遥感数据融合技术文献综述[J]. 电子测量技术,2018,41(9):26-36.
- [2] 王敏,陈金勇,孙康,等. 基于神经网络的高光谱图像异常目标检测方法[J]. 国外电子测量技术,2019,38(1):96-101.
- [3] 杨明莉,范玉刚,李宝芸. 基于 LDA 和 ELM 的高光谱图像降维与分类方法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(5):190-196.
- [4] BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A, CAMPS-VALLS G, et al. Hyperspectral remote sensing data analysis and future challenges [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2013, 1(2): 6-36.
- [5] BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A, DOBIGEON N, 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.
- [6] SHEN X, BAO W, QU K. Spatial-spectral hyperspectral endmember extraction using a spatial energy prior constrained maximum simplex volume approach [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 1347-1361.
- [7] HARSANYI J C, CHANG C I. Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: An orthogonal subspace projection approach [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32(4): 779-785.
- [8] NASCIMENTO J M P, IOUCAS-DIAS J M B. Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(4): 898-910.
- [9] WINTER M E. N-FINDR: An algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data [C]. Imaging Spectrometry V, International Society for Optics and Photonics, 1999, 3753: 266-275.
- [10] CHAN T H, MA W K, AMBIKAPATHI A M, et al. A simplex volume maximization framework for hyperspectral endmember extraction [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(11): 4177-4193.
- [11] LI J, AGATHOS A, ZAHARIE D, et al. Minimum volume simplex analysis: A fast algorithm for linear hyperspectral unmixing [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(9): 5067-5082.
- [12] 闫钧华,黄伟,张寅,等. 基于空间约束的高光谱图像解混算法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(3):188-195.
- [13] XU M, ZHANG L, DU B. An image-based endmember bundle extraction algorithm using both spatial and spectral information[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(6): 2607-2617.
- [14] SHAN D, ZAVERI T, TRIVEDI Y N, et al. Entropy-based convex set optimization for spatial-spectral endmember extraction from hyperspectral images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 4200-4213.
- [15] SHEN X, BAO W. Hyperspectral endmember extraction using spatially weighted simplex strategy[J]. Remote Sensing, 2019, 11(18): 2147.
- [16] SHEN X, BAO W, QU K. Subspace-based

preprocessing module for fast hyperspectral endmember selection[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 3386-3402.

- [17] QU K, BAO W. Multiple-priors ensemble constrained nonnegative matrix factorization for spectral unmixing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13:

963-975.

#### 作者简介

**董涛**, 硕士, 讲师, 主要研究方向为软件技术、系统集成、大数据分析 with 虚拟现实。

E-mail: dong\_tao2021@126.com

**秦勤**, 硕士, 副教授, 主要研究方向为系统集成、网络安全与大数据分析。

E-mail: qinqin1983@126.com