基于形态学与正交子空间投影的端元提取方法

李 娜 赵慧洁

(北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院,北京 100191)

摘 要:针对现有端元提取方法从数据光谱或空间或特征信息的单一方面出发进行混合像元分解、不同类型端元难以区分等不足,提出一种扩展形态学与正交子空间投影结合的端元自动提取方法.利用扩展膨胀和腐蚀操作,通过计算形态离心率指数进行高光谱数据的端元数据集计算;利用光谱角匹配方法提取不同类型的端元,通过向端元正交子空间投影消除已经提取端元的影响;并通过航空高光谱数据进行算法性能验证.实验结果表明:提出方法能够实现在无任何先验信息情况下图像端元的自动提取,并且能够有效地区分相似光谱端元.

关 键 词:高光谱遥感;端元提取;扩展形态学;正交子空间投影

中图分类号:TP 751.1

文献标识码:A **文 章 编 号**:1001-5965(2010)12-1457-04

Endmember extraction method based on morphology and orthogonal subspace projection

Li Na Zhao Huijie

(School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: An automatic endmember extraction method based on the extended morphology and the orthogonal subspace projection was proposed to solve the problems, including identification of different endmembers with similar spectra and the endmembers extraction used by the spectral or spatial information only. Extended dilation and erosion operators were used to calculate the morphological eccentricity index (MEI), and the MEI was used to extract the endmember set. Spectral angle matching (SAM) was applied to distinguish different endmembers, and then the endmember was projected to its orthogonal subspace to eliminate the effect of endmembers that had been extracted. The airborne hyperspectral data was used to evaluate the performance of this method. The results illuminate that image endmembers are extracted automatically without any prior information and endmembers with similar spectra are distinguished effectively.

Key words: hyperspectral remote sensing; endmember extraction; extended morphology; orthogonal subspace projection

混合像元分解是高光谱遥感数据应用的主要方向之一,该类技术的发展能够大大推动高光谱数据的应用范围与水平.端元提取是混合像元分解的第1步,在端元光谱和数量等先验知识均未知的情况下,利用图像直接确定端元成分及其比例,是一项相当具有挑战性的任务.在未知任何端元信息的情况下,根据优化准则应用的理论不同端元提取方法分为参数估计和非参数估计两大类[1].基于非参数估计的方法的优化准则主要是从几何分析和平方误差理论出发进行研究,主要包括凸面几何方法[2]、迭代误差分析以及光学实时自适应光谱识别系统等.该类方法需要对数据进行降维操作,并且对数据质量与数据分布要求较高.基于参数估计的端元提取方法一般的优化准则为极大似然估计.主要包括:纯像元指数、手动端元选择工具、独立成分分析以及投影追踪等方法.该类方法需要结合应用背景对端元进行分析,才能得到具有实际物理意义的端元.此外,上

收稿日期:2009-11-12

基金项目:国家863计划资助项目(2008AA121102,2008AA12A201);长江学者和创新团队发展计划资助项目(IRT0705)

作者简介:李 娜(1978—),女,河北唐山人,讲师,whereln@163.com.

述端元提取方法存在一个共同的缺点是:仅仅考虑了数据中存在的光谱信息,忽略了像素间存在的空间相关性.文献[3]提出了基于形态学的端元提取算法(AMEE, Automated Morphological Endmember Extraction),该方法利用形态学的理论和光谱相似度度量原理有效地将高光谱数据所提供的空间和光谱信息结合,但是该算法对于光谱相似的不同端元很难有效区分,算法性能直接受结构元素的形状与尺寸的影响.因此,针对这一问题,本文引入了光谱角匹配与正交子空间的概念以及迭代运算,对算法进行了改进,实现端元光谱的自动提取.

1 方法实现

基于扩展形态学与正交子空间投影(OSP, Orthogonal Subspace Projection)的高光谱数据端元提取方法实现过程如下:利用扩展膨胀和腐蚀操作,获得光谱纯度最高与混合度最高的像素,通过计算形态离心率指数(MEI, Morphological Eccentricity Index)进行高光谱数据的端元数据集计算,然后利用光谱角匹配方法区分不同类型的端元,通过向端元正交子空间投影避免端元的重复提取,实现高光谱数据所有端元的自动提取.为了避免由于形态学中结构元素的大小对方法性能的限制和降低计算过程中引入的人为误差的影响,采用迭代的方法,利用扩展膨胀操作不断更新参与计算的图像数据来实现.

1.1 扩展形态学算子

在灰度形态学中,将像素的数值大小作为排序关系进行最大或最小灰度值的计算,而在多/高光谱图像中,每个像素都是多维的,不能简单直观的比较它们的大小.因此,将数学形态学扩展到多/高光谱图像中最大的挑战就是定义一个合适的排序关系对 N 维向量空间中的元素进行排序,确定最大/最小元素[4].

为了确定光谱混合度的多维向量的排序关系,引入一个多维向量的度量算子 $D(\cdot)$,该度量算子由结构元素内各个像素累加距离计算得到,定义如下:

$$D(f(x,y),b)=\sum_{s}\sum_{t}\mathrm{dist}(f(x,y),f(s,t))\quad(s,t)\in D_b \tag{1}$$

其中,$\mathrm{dist}(\cdot)$为测量 N 维向量的逐点线性距离;D_b 为结构元素集合.为了有效地利用高光谱数据提供的光谱和空间信息,本文引入了正交投影散度(OPD, Orthogonal Projection Divergence)的概念和原理计算该距离.OPD 方法源于 OSP 的概念和原理,计算得到的是正交投影后的残余.采用 OPD 进行线性距离计算时,考虑两个 N 维光谱信号 $\boldsymbol{s}_i=[s_{i1},s_{i2},\cdots,s_{iN}]^{\mathrm{T}}$,$\boldsymbol{s}_j=[s_{j1},s_{j2},\cdots,s_{jN}]^{\mathrm{T}}$,则 N 维光谱信号 $\boldsymbol{s}_i$ 和 $\boldsymbol{s}_j$ 之间的 OPD 表示为

$$\mathrm{OPD}(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{s}_j)=(\boldsymbol{s}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{s}_j}^{\perp}\boldsymbol{s}_i+\boldsymbol{s}_j^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{s}_i}^{\perp}\boldsymbol{s}_j)^{1/2} \tag{2}$$

其中,$\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{s}_k}^{\perp}=\boldsymbol{I}_{N\times N}-\boldsymbol{s}_k(\boldsymbol{s}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}_k)^{-1}\boldsymbol{s}_k^{\mathrm{T}}$,$k=i,j$,$\boldsymbol{I}_{N\times N}$ 为 $N\times N$ 维的单位矩阵.

因此,累加距离 D 能够根据目标与背景的差异大小排序结构元素中的向量.高光谱数据中腐蚀操作 $e(x,y)$和膨胀 $d(x,y)$操作如下:

$$d(x,y)=(f\oplus b)(x,y)=\underset{(s,t)\in D_b}{\arg\max}\{D(f(x-s,y-t),b)\} \tag{3}$$

$$e(x,y)=(f\otimes b)(x,y)=\underset{(s,t)\in D_b}{\arg\min}\{D(f(x+s,y+t),b)\} \tag{4}$$

其中,arg_max,arg_min 分别表示使得 D 达到最大和最小的像素.通过以上的分析表明:扩展到高光谱图像的膨胀结果得到的是在结构元素内光谱纯度最高的像素,腐蚀结果得到的是在结构元素内混合度最高的像素.

为了克服利用单一膨胀或腐蚀操作人为引入的噪声和背景影响以及定量化图像数据像素的纯度与混合度,采用了 MEI.通过 OPD 融合结构元素邻域内膨胀和腐蚀结果,计算得到 MEI,实现高光谱数据的端元提取.

$$\mathrm{MEI}(x,y)=\mathrm{OPD}[d(x,y),e(x,y)] \tag{5}$$

1.2 正交子空间投影

OSP[5]主要是针对混合像元分解问题提出来的.在利用线性解混合模型进行混合像元分解时,假设像素向量 $\boldsymbol{r}$ 的光谱特征是 $m_1,m_2,\cdots,m_p$ 的线性混合,则

$$\boldsymbol{r}=\boldsymbol{M}\boldsymbol{\alpha}+\boldsymbol{n} \tag{6}$$

其中,$\boldsymbol{M}=[m_1,m_2,\cdots,m_p]$为端元光谱信号;$\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_p]$为丰度矩阵;$\boldsymbol{n}$ 为噪声或模型误差.根据端元光谱的组成可以将上式继续分解为

$$\boldsymbol{r}=\boldsymbol{d}\alpha_p+\boldsymbol{U}\gamma+\boldsymbol{n} \tag{7}$$

其中,$\boldsymbol{d}=m_p$ 为感兴趣端元的光谱信号;$\boldsymbol{U}=[m_1,m_2,\cdots,m_{p-1}]$为非感兴趣端元的光谱信号.

通过设计正交子空间投影算子 $\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{U}}^{\perp}$ 实现非感兴趣端元或者干扰影响的抑制,由最小二乘估计得到 $\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{U}}^{\perp}=\boldsymbol{I}_{L\times L}-\boldsymbol{U}\boldsymbol{U}^{\#}$,其中,$\boldsymbol{U}^{\#}=(\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{U})^{-1}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}$.

将 $\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{U}}^{\perp}$ 应用到上式,则得到 OSP 模型:

$$\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{U}}^{\perp}\boldsymbol{r}=\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{U}}^{\perp}\boldsymbol{d}\alpha_p+\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{U}}^{\perp}\boldsymbol{n} \tag{8}$$

这里非感兴趣端元 $\boldsymbol{U}$ 已经被抑制,并且原来的噪

声 $\boldsymbol{n}$ 也被压缩为 $\boldsymbol{P}_U^{\perp}\boldsymbol{n}$.

引入一个滤波算子 $\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}$,为 $1\times L$ 向量,通过将输出信号信噪比最大化实现端元的提取. 将 $\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}$ 应用于 OSP 模型得

$$\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_U^{\perp}\boldsymbol{r}=\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_U^{\perp}\boldsymbol{d}\alpha_p+\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_U^{\perp}\boldsymbol{n} \tag{9}$$

由式(9)可以得到信噪比为

$$R=\frac{(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_U^{\perp}\boldsymbol{d}\alpha_p)(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_U\boldsymbol{d}\alpha_p)^{\mathrm{T}}}{(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_U^{\perp}\boldsymbol{n})(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_U\boldsymbol{n})^{\mathrm{T}}}=\left(\frac{\alpha_p}{\sigma_n}\right)^2\frac{[\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{P}_U^{\perp}\boldsymbol{d})]^2}{\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_U^{\perp}\boldsymbol{w}} \tag{10}$$

其中,σ_n 为噪声的标准差. 通过最大化信噪比构造匹配滤波算子得到 OSP 检测算子:

$$\delta_{\mathrm{OSP}}(\boldsymbol{r})=\boldsymbol{d}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_U^{\perp}\boldsymbol{r} \tag{11}$$

1.3　改进端元提取算法实现

文献[3]中提出的 AMEE 方法能够提取得到端元光谱,但该方法中利用大津法自动阈值分割方法很难区分不同类型的端元,尤其是光谱特征相似的端元,存在着较大的分离误差;该方法性能直接受到结构元素形状与尺寸的影响. 因此,针对上述问题,本文引入向端元子空间投影的概念和理论,实现不同类型端元光谱的区分与提取;采用扩展膨胀操作不断更新参与计算的图像数据,降低由于人为误差以及结构元素对算法性能的影响. 本文改进的端元提取算法实现步骤如下:

1) 确定结构元素的尺寸、初始迭代次数以及最大迭代次数;

2) 由扩展形态学膨胀和腐蚀操作计算每一个结构元素邻域内纯度最高和混合度最高像素;

3) 由步骤 2)得到的纯度最高和混合度最高的像素结果计算得到 MEI 值;

4) 步骤 2)、步骤 3)随迭代次数的增加不断更新,并利用步骤 2)得到的纯度最高和混合度最高的结果不断更新图像数据,直到达到最大的迭代次数;

5) 二值化 MEI 图像,得到端元数据集;

6) 利用由步骤 5)得到的端元数据集中任一元素作为参考光谱,采用光谱角匹配方法计算得到参考光谱与端元数据集中所有元素光谱角最大的元素,作为第 1 个端元,并向第 1 个端元的正交子空间投影,更新端元数据集;

7) 不断重复步骤 6),直到满足误差要求,从而得到高光谱遥感图像中所有的端元.

基于线性混合模型,利用 OSP 理论消除已提取端元的影响,将端元矩阵分解为已提取端元与未知端元矩阵,则混合模型可以表示为

$$\boldsymbol{r}=\boldsymbol{d}\alpha_d+\boldsymbol{U}\alpha_U+\boldsymbol{n} \tag{12}$$

式(12)与式(7)表达形式相同,但是所表示的物理含义不同. 式(12)中,$\boldsymbol{d}$ 为第 1 个端元光谱信号,通过 MEI 图像中提取的端元数据,利用光谱角匹配方法得到其中 1 个端元光谱信号 $\boldsymbol{d}=\boldsymbol{e}_1$,利用向其正交子空间投影得到 $\boldsymbol{P}_d^{\perp}$ 来消除端元数据中的信号 $\boldsymbol{d}=\boldsymbol{e}_1$,其中 $\boldsymbol{P}_d^{\perp}=\boldsymbol{I}-\boldsymbol{d}(\boldsymbol{d}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{d})^{-1}\boldsymbol{d}^{\mathrm{T}}$. 将 $\boldsymbol{P}_d^{\perp}$ 代入基于 OSP 的混合模型中得到 $\boldsymbol{P}_d^{\perp}\boldsymbol{r}=\boldsymbol{P}_d^{\perp}\boldsymbol{U}\alpha_U+\boldsymbol{P}_d^{\perp}\boldsymbol{n}$. 可以看出,不仅消除了 $\boldsymbol{d}=\boldsymbol{e}_1$ 的影响而且有效的压制了噪声 $\boldsymbol{P}_d^{\perp}\boldsymbol{n}$. 把 $\boldsymbol{P}_d^{\perp}\boldsymbol{r}$ 视为新的端元数据集,继续提取端元,经过 $m-1$ 次投影之后得到 $\boldsymbol{d}=\{\boldsymbol{e}_1,\boldsymbol{e}_2,\cdots,\boldsymbol{e}_m\}$,投影循环结束的条件为得到指定个数的端元或是由分解的均方根误差决定,从而得到了 m 个端元.

为了有效地提高端元提取精确性,消除结构元素尺寸对端元提取结果的影响,利用能够得到结构元素内纯度最高像素的扩展膨胀操作不断更新图像数据. 设 $f_t(x,y)$ 为第 t 次迭代计算得到的像素点(x,y)的参与计算图像数据,$f_{t-1}(x,y)$ 为第 $t-1$ 次迭代计算得到的(x,y)的参与计算图像数据,更新图像数据的准则是避免人为引入误差或结构元素尺寸对提取端元纯度的影响,因此,采用扩展膨胀操作实现参与计算的图像数据更新,即:$f_t(x,y)=(f_{t-1}\oplus b)(x,y)$.

2　实验与结果分析

实验数据为美国内华达州 Cuprite 矿区 1995 年获取的航空高光谱成像仪(AVIRIS, Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer)数据进行基于扩展数学形态学和 OSP 方法的自动端元提取研究. AVIRIS 数据的空间分辨率为 20 m,光谱分辨率为 10 nm,R 为>200:1. 美国内华达州 Cuprite 矿区从 80 年代初期就被作为遥感地质应用和载荷验证的测试地点,Cuprite 矿区是相对未破坏的硫酸盐热液系统,裸露条件良好,研究区域蚀变矿物主要由高岭石、明矾石、玉髓蛋白石和布丁石矿物组成,包含的主要蚀变矿物美国地质调查局光谱库光谱如图 1 所示.

利用本文提出的方法得到的矿物端元光谱如图 2 所示,利用文献[3]方法得到的端元光谱如图 3 所示,两种方法端元提取结果分别与光谱库光谱进行比较,相似度度量结果如表 1 所示.

从实验结果可以看出,本文方法提取的端元较好的反映了矿物吸收特征,纯度较高,例如,高岭石 2.17 μm,2.21 μm 的双吸收特征,明矾石 2.17 μm的强吸收特征、2.32 μm 的次强吸收特

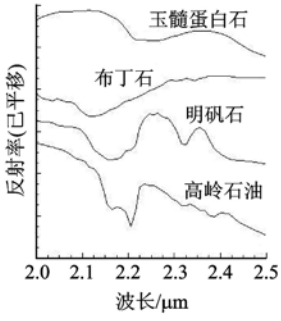
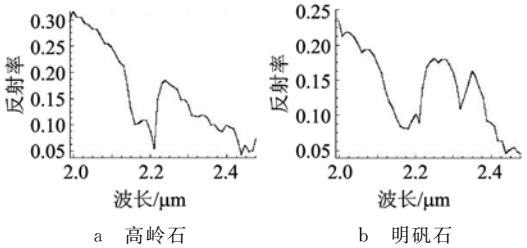


图1 典型矿物美国地质调查局光谱



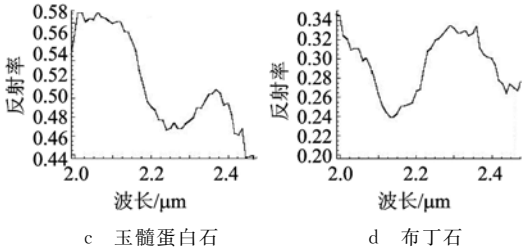
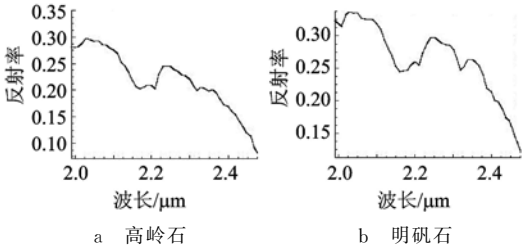


图2 本文方法端元提取结果



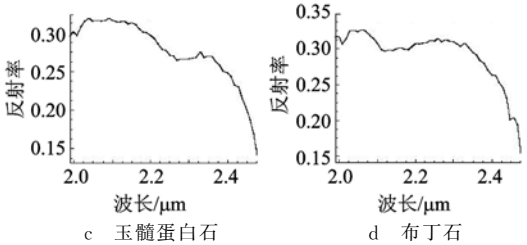


图3 AMEE方法端元提取结果

征,玉髓蛋白石2.2 μm的宽范围吸收特征,布丁石2.12 μm的强吸收特征.而基于AMEE方法虽然能够将4种主要的蚀变矿物端元提取出来,但是明显吸收特征深度较浅,端元光谱纯度较本文方法提取的端元纯度低;从表1与美国地质调查局光谱库光谱相似度比较可以看出,本文方法提取的端元光谱与美国地质调查局光谱库光谱更接近,平均值为0.1232,而AMEE方法提取的端元则与美国地质调查局光谱库的矿物光谱有较大程度的差异,平均值为0.1482.通过对提取端元光谱的分析以及与美国地质调查局光谱库光谱相似度的比较,表明本文方法有效地克服了AMEE方法对不同端元区分的问题,较大程度的提高了提取的端元光谱的纯度.

表1 本文方法与AMEE的端元光谱与美国地质调查局光谱相似度比较

方 法	高岭石	明矾石	玉髓蛋白石	布丁石	平均值
AMEE	0.1115	0.2005	0.0639	0.2169	0.1482
本文方法	0.0847	0.1712	0.0588	0.1781	0.1232

3 结 论

本文针对端元提取方法利用光谱/空间/特征单一信息进行端元提取的问题,引入扩展形态学的概念与理论,利用OSP和参与计算数据不断更新操作,改进了AMEE端元提取方法,提出了基于扩展形态学与OSP的高光谱数据端元提取方法.利用AVIRIS航空高光谱数据对方法性能进行分析与验证,结果表明:本文方法能够在无任何先验信息的情况下实现端元提取,与AMEE方法比较能够较大程度上提高端元光谱的纯度,使得端元光谱更加接近真实情况,从而提高矿物丰度估计与填图的精确性.

参考文献(References)

[1] 李娜.高光谱遥感数据精确建模与应用处理技术研究[D].北京:北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院,2008
Li Na. Research on accurate modeling and its applications for hyperspectral remote sensing data[D]. Beijing: School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008

[2] Chein-I Chang. Hyperspectral data exploitation: theory and applications [M]. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons Inc, 2007: 175-204

[3] Plaza A, Pablo M, Rosa M P, et al. Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(9): 2025-2041

[4] Plaza A, Pablo M, Rosa M P, et al. Dimensionality reduction and classification of hyperspectral image data using sequences of extended morphological transformations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 466-479

[5] Chein-I Chang. Orthogonal subspace projection (OSP) revisited: a comprehensive study and analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 502-518

(编 辑:刘登敏)