

文章编号: 0253-2239(2007)07-1178-5

高光谱图像中基于端元提取的小目标检测算法

寻丽娜 方勇华 李 新

(中国科学院安徽光学精密机械研究所, 合肥 230031)

摘要: 针对高光谱图像中小目标检测问题, 提出了一种基于端元提取的目标检测算法。该算法利用主成分分析的变换矩阵来构造投影算子, 把原始图像投影到该算子构成的正交子空间后, 大概率背景信息得到抑制, 从而突出了小概率的目标; 在完成背景信息抑制的基础上, 利用迭代误差分析方法进行端元的自动提取; 根据所提取出的目标端元的光谱, 结合光谱角度匹配技术完成目标物的检测。为了验证新方法的有效性, 利用高光谱数据进行了实验研究, 并与经典的 RX 算法的检测结果相比较。实验结果表明提出的基于端元提取的算法不需要目标的任何先验知识就能达到比较好的目标探测效果, 对 RX 算法检测效果不太理想的小目标也能准确识别。

关键词: 遥感; 目标检测; 端元提取; 高光谱图像

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A

A Small Target Detection Approach Based on Endmember Extraction in Hyperspectral Image

Xun Lina Fang Yonghua Li Xin

(Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, The Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031)

Abstract: A new target detection algorithm in hyperspectral imagery based on endmember extraction method is introduced. The purpose of our target detection is to locate and search for targets which are relatively small with low probabilities in an image scene. We use the transformation matrix of principal components analysis to construct an orthogonal subspace projection operator that projects the hyperspectral image onto a subspace, which is perpendicular to the space spanned by transformation matrix. In this subspace, background information is effectively suppressed and small targets become obvious. So, endmember spectra of targets can be extracted using iterative error analysis method. Then, we segment the targets according to the spectral angle between selected endmember spectra and each pixel vector of hyperspectral image. The proposed algorithm was studied using real hyperspectral data and compared with RX algorithm. Experimental results show that the algorithm can effectively and reliably detect the small target without prior knowledge.

Key words: remote sensing; target detection; endmember extraction; hyperspectral image

1 引 言

利用高光谱图像进行目标检测和识别是遥感图像处理领域的研究热点之一。传统的目标检测算法一般是在假设数据服从某种统计或几何模型的基础上构造检测算子, 并根据先验信息估计算子中的统计参量, 例如自适应一致估计 (Adaptive cosine/coherence estimator, ACE)、正交子空间投影 (Orthogonal subspace projector, OSP) 算法^[1,2] 等。

但是在实际应用中, 目标的先验信息不易获取。并且在许多高光谱图像中, 由于目标的尺寸相对于背景很小, 在大的未知背景中检测这类目标就更加困难。

为了解决这些问题, 近年来发展了不少算法, S. M. Schweizer^[3] 利用高斯-马尔科夫模型来模拟背景数据的统计特征, 进行异常检测; S-S. Chiang^[4]、路威^[5] 等研究了用投影寻踪的方法检测

作者简介: 寻丽娜(1981—), 女, 山东金乡人, 博士研究生, 主要从事高光谱遥感图像处理的研究。

E-mail: xunlina_na@126.com

导师简介: 方勇华(1966—), 男, 安徽太平人, 研究员, 博士, 主要从事遥感光谱与图像分析及目标探测识别技术研究。

E-mail: yhfang@aiofm.ac.cn

收稿日期: 2006-09-01; 收到修改稿日期: 2006-12-18

高光谱图像中的小目标;李智勇提出了基于高维几何特征以及基于主成分分量的小目标检测算法^[6,7]。这些方法仅从数值统计或线性几何的理论出发,将小目标看作游离在背景分布之外的异常点,通过投影变换后进一步分割和提取出目标。而本文把小目标的信息分布特性和光谱信息综合起来考虑,提出了一种主成分分析结合端元提取的小目标检测算法。高光谱数据的实验结果证明了算法的有效性。算法中的小目标主要指在均匀的背景地物中,占据像元相对较少的独立建筑物、车辆、船只等目标单元。

2 基于端元提取的小目标检测算法

2.1 背景信息抑制

假设背景地物可以从图像信息中完全扣除,那么在随后进行的端元提取中得到端元光谱均为目标谱。所以背景信息抑制是整个算法的基础。

虽然目标的先验信息的获取有难度,但背景信息可以利用一些方法通过图像数据来提取,如文献^[8]用奇异值分解方法获得背景子空间。这里,用基于主成分分析(Principal component analysis, PCA)的方法来获取背景信息。主成分分析是均方差最小意义上的最佳正交变换。在几何意义上相当于进行空间坐标的旋转,第一主成分取的是波谱空间中数据散布最集中的方向,第二主成分取与第一主成分正交且数据散布次集中的方向,余依次类推。因此,前几个主成分包含了总方差的绝大部分(第一主成分一般就在80%以上),而方差与信息量相一致,所以由前几个特征向量建立的向量空间就可以表征图像信息的绝大部分。将原始数据投影到它的正交空间,就可以削弱大概率地物的表现,从而突出小概率目标。

具体步骤为:首先,根据原始图像求出它的协方差矩阵,再求协方差矩阵的特征值和特征向量,取前 q 个特征值对应的特征向量构成的矩阵 U 来代表图像中的背景信息。然后,利用这个矩阵来构造正交投影算子 P :

$$P_{\perp}^{\dagger} = I - U(U^T U)^{-1} U^T, \quad (1)$$

其中, I 是 $L \times L$ 维单位矩阵, L 是波段数, T 表示转置。事实上, U 就是主成分分析中的变换矩阵,它包含了原来各波段图像信息的绝大部分,用该矩阵得到的正交投影算子 P 构成了一个正交子空间,使得在这个空间中的大概率地物信息被抑制,从而使小概率目标变得突出。原始图像数据投影到该子空间

后,小概率目标在图像中将表现为较亮,大概率的背景则受到一定的削弱而变暗。

2.2 端元提取

线性混合模型(Linear mixture model, LMM)^[1,2,9]是混合像元分解中常用的数据模型,一个像元矢量的光谱信号用线性混合模型描述为

$$r = Sa + n, \quad (2)$$

其中, r 是 $L \times 1$ 维的观测光谱向量, S 是一个 $L \times p$ 维矩阵,它的每一列是一个端元光谱向量, a 是端元组分量, n 是 $L \times 1$ 维的附加观测噪声向量, L 是波段数, p 是端元数。基于线性混合模型的光谱解混合分两步完成:从混合像元 r 中分离和提取出端元光谱 S ,通过求解线性方程反解出端元组分量 a 。计算的结果表现为各端元的分量值(图像)和以均方根误差表示的残余误差图像。

线性混合模型中,假如附加噪声向量为零且波段数大于端元数,则 a 的非限制性最小二乘估计为^[9]

$$\hat{a} = (S^T S)^{-1} S^T r, \quad (3)$$

均方根误差表示为误差的模长(R_{MS}):

$$R_{MS} = |r - \hat{r}| = |r - S\hat{a}|, \quad (4)$$

利用迭代误差分析(IEA)的方法^[10]来选取端元光谱。首先,选择图像平均光谱作为初始向量,用(3)式进行第一次解混,得到一幅误差图像,将误差图像按像素值从大到小进行排序,在前 R 个较大的光谱中选择与最大值相差角度小于 θ 的谱线参与平均,得到第一个端元;以第一个端元为初始向量进行第二次解混合,重复以上步骤得到第二个端元。依此类推,直到找出规定数目的端元或达到预定的误差范围。(3)式计算的是观测谱与估计值之间的差距,因此每次迭代过程中误差较大的点就代表了与 S 中端元相差较大的光谱向量所在的位置,即新的端元。

2.3 目标检测

在完成上述目标端元提取的基础上,用光谱角度匹配方法(Spectral angle mapping, SAM)^[1]对背景信息抑制后的图像进行分类,从而完成对目标的检测。

光谱角度匹配通过计算向量间的广义夹角来判断向量间的相似性,在高光谱图像数据分类中得到了广泛的应用。例如,童庆禧等^[11]直接应用光谱角度匹配方法实现了潘阳湖湿地植被的识别分类。Baugh等^[12]利用光谱角度匹配技术和AVIRIS图像数据在美国内华达州南Cedar山区编制了矿产图。两光谱向量之间的夹角用(5)式来计算:

$$\beta = \arccos\left(\frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{|\mathbf{A}| |\mathbf{B}|}\right) = \arccos\left[\frac{\sum_{i=1}^L A_i B_i}{\left(\sqrt{\sum_{i=1}^L A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^L B_i^2}\right)}\right], \quad (5)$$

式中, L 为波段数, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 分别表示两光谱向量, β 为光谱夹角. β 的值域为 $0 \sim \pi/2$, 当 $\beta = 0$ 时表明两个光谱完全相似, 而 $\beta = \pi/2$ 时则两个光谱完全不同.

对图像中的每一个像元光谱 \mathbf{r} 计算它与目标端元光谱 \mathbf{S} 的光谱夹角, 输出的是一幅灰度图, 其中低值代表相似性高, 即和目标光谱有较高的吻合性. 为了有利于检测结果的判读, 利用阈值分割方法将灰度图像转化为二值图像, 白色像素点即为可能目标物的所在位置. 图 1 是本文算法的处理流程图.

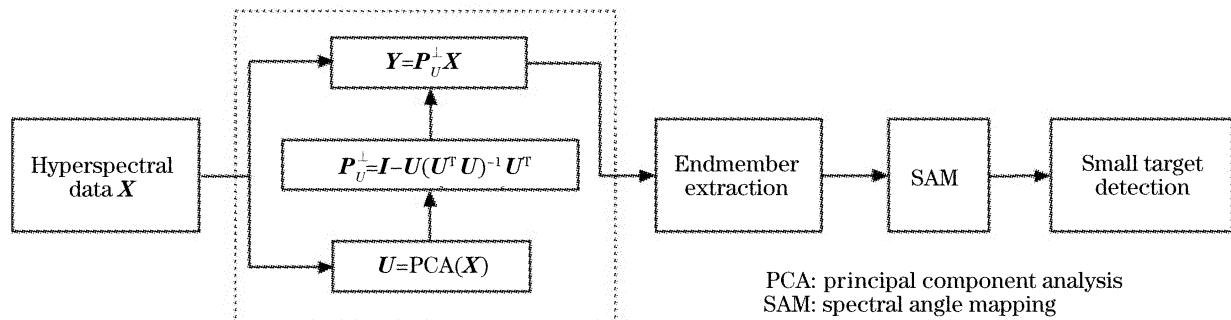


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of detection algorithm

3 实验结果与分析

实验数据是由实用型模块化成像光谱仪系统生成的 128 波段高光谱数据, 覆盖了从可见光到热红外 ($0.4 \sim 12.5 \mu\text{m}$) 的光谱范围, 分 5 个谱段, 光谱分辨率分别为 10 nm、40 nm、15 nm、250 nm、500 nm. 用局部标准差法^[13] 计算的各个波段的图像信噪比如图 2 所示, 从计算数据结果可以看出, 在可见近红外、中红外及远红外波段, 图像的信噪比较高, 而在短波红外波段的信噪比都很低. 所以, 除去信噪比较低的 81~115 波段后余下 93 个波段参与计算. 图像大小为 180 pixel \times 180 pixel, 主要的背景地物有草地、水泥地、裸露泥土地以及低矮灌木丛, 待检测的是一些与植被光谱特征相似的人工目标, 其位置在图 3 中用白色小方框标示.

对这 93 个波段的图像数据进行了背景信息抑

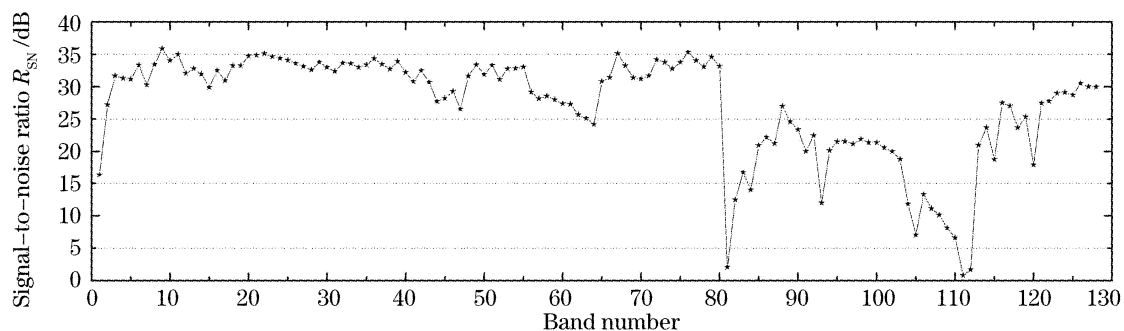


图 2 局部标准差法计算的图像信噪比结果

Fig. 2 Signal-to-noise ratio calculated by local standard deviation method

制, 再用 2.2 节中的算法提取端元, 参量分别设为 $R=200, \theta=4$, 最大端元数 $n=4$. 提取出的端元谱线如图 4 所示. 因第 2 个端元以后得到的端元都是相同的, 故第 2 个以后的端元没再画出. 用这两个端元光谱分别对背景信息抑制后的图像进行光谱角度匹配运算, 得到目标检测图像如图 5 所示, 其中图 5(a) 是端元 1 得到的结果, 检测出了上下两个目标, 图 5(b) 是端元 2 得到的结果, 检测出了中间两目标以及最上面目标的背阴部分, 图 5(c) 是图 5(a)、图 5(b) 的合成图, 图 5(d) 是用 RX 算法^[14] 的检测结果. 因为中间的两个目标和背景的差异非常微弱, 它们在 RX 算法的检测结果中并不理想, 而本文的方法能够得到这两个目标.

由于进行了有效的背景信息抑制, 用端元提取算法得到的端元都是目标的端元, 这一点从最后的检测图像中也可以得到验证. 从图 4 中还可以看

出,两目标端元的光谱都表现出类似植被的光谱曲线特征(由于 66~68 波段处于 1.09~1.2 μm 的水



图 3 实验场区及目标物位置图

Fig. 3 Image scene and position of inserted targets

汽强吸收带,光谱出现异常),但本文的方法还是可以把它们从植被背景中区分出来。

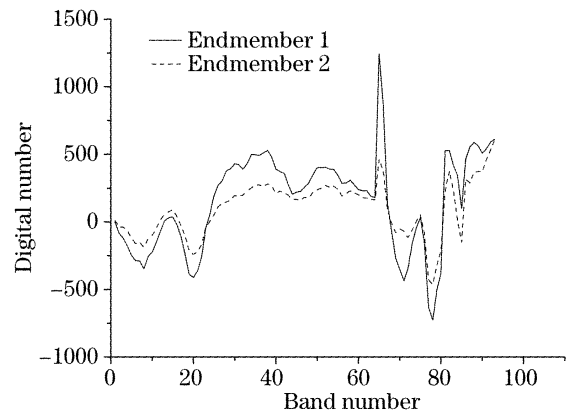


图 4 端元光谱曲线

Fig. 4 Endmember spectral profile

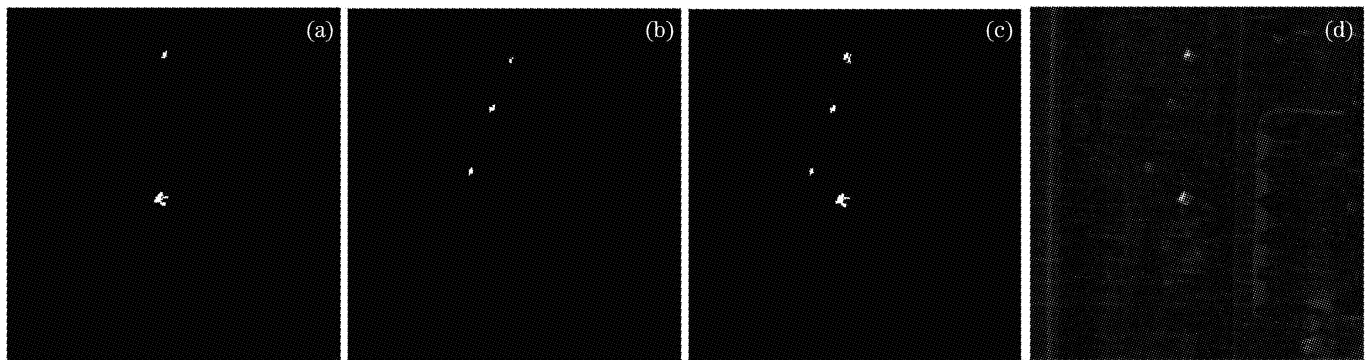


图 5 检测结果。(a) 端元 1, (b) 端元 2, (c) 两个端元检测结果的合成图, (d) RX 算法结果

Fig. 5 The detection results of (a) endmember 1, (b) endmember 2, (c) combining the (a) and (b), (d) RX algorithm

在进行端元提取之前,利用图像协方差矩阵的特征向量(即主成分分析中的变换矩阵)来建立投影算子,抑制背景信息。在上述实验过程中,我们取了占总信息量 97% 的前三个特征向量来构造投影算子,即设 $q=3$ 。在接下来的端元提取中得到的端元都是目标的端元波谱,这也说明了这样构造的投影空间能够很好地抑制背景信息。

4 结 论

本文提出了一种基于端元提取的小目标检测算法,对高光谱数据进行处理取得了较好的结果。由于前几个特征向量建立的向量空间包含了图像的大部分信息量,可以表征图像上大概率背景地物,将原始数据投影到它的正交空间,就可以抑制大概率的地物信息,从而突出小概率目标,因此背景信息可以利用主成分分析的变换矩阵直接从图像本身提取,不需要先验知识。小目标在图像中占的信息量少,一般处于方差小的主成分图像上,进行背景抑制后得到有效的突出,通过端元提取就能自动获取其

光谱,所以本文算法中亦不需要目标的先验光谱信息,增强了算法的实用性。

我们在抑制背景信息的基础上进行端元提取,由于绝大多数甚至全部的背景端元都得到了有效的抑制,使得待提取的端元数目大大减少,这样就降低了重复性的光谱解混合的次数,减少了运算量,在一定程度上克服了迭代误差分析方法中由于重复线性分离过程而计算耗时的缺点。

总的来看,该算法结构简单,计算量相对较小,便于实现,具有一定的实用性。

参 考 文 献

- 1 D. Manolakis, G. Shaw. Detection algorithms for hyperspectral imaging applications[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1): 29~43
- 2 D. Manolakis. Overview of algorithms for hyperspectral target detection: theory and practice[C]. Proc. SPIE, 2002, **4725**: 202~215
- 3 S. M. Schweizer, J. M. F. Moura. Efficient detection in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001, **10**(4): 584~597
- 4 S-S. Chiang, C-I. Chang, I. W. Ginsberg. Unsupervised target

- detection in hyperspectral images using projection pursuit[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(7): 1380~1391
- 5 Lu Wei, Yu Xuchu, Liu Juan *et al.*. A small targets detection approach based on anomaly distributing in hyperspectral imagery[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2006, **35**(1): 40~45 (in Chinese)
路 威,余旭初,刘 娟 等. 基于分布异常的高光谱遥感影像小目标检测算法[J]. *测绘学报*, 2006, **35**(1): 40~45
- 6 Li Zhiyong, Yu Wenxian, Kuang Gangyao *et al.*. The research of anomaly detection based on high-dimensional geometrical feature in hyperspectral imagery[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2003, **18**(6): 379~383 (in Chinese)
李智勇,郁文贤,匡纲要 等. 基于高维几何特征的高光谱异常检测算法研究[J]. *遥感技术与应用*, 2003, **18**(6): 379~383
- 7 Li Zhiyong, Kuang Gangyao, Yu Wenxian *et al.*. Algorithm on small target detection base on principal component of hyperspectral imagery[J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2004, **23**(4): 286~290 (in Chinese)
李智勇,匡纲要,郁文贤 等. 基于高光谱图像主成分分量的小目标检测算法研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2004, **23**(4): 286~290
- 8 B. Thai, G. Healey. Invariant subpixel target identification in hyperspectral imagery[C]. *Proc. SPIE*, 1999, **3717**: 14~24
- 9 N. Keshava, J. F. Mustard. Spectral unmixing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1): 44~57
- 10 A. Plaza, P. Martínez, R. Pérez *et al.*. A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(3): 650~663
- 11 Tong Qingxi, Zheng Lanfen, Wang Jinnian *et al.*. Study on imaging spectrometer remote sensing information for wetland vegetation[J]. *J. Remote Sensing*, 1997, **1**(1): 50~57 (in Chinese)
童庆禧,郑兰芬,王晋年 等. 湿地植被成像光谱遥感研究[J]. *遥感学报*, 1997, **1**(1): 50~57
- 12 W. M. Baugh, F. A. Kruse, W. W. Atkinson. Quantitative geochemical mapping of ammonium minerals in the southern Cedar Mountains, Nevada, using airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS) [J]. *Remote Sens. Environ.*, 1998, **65**(3): 292~308
- 13 Jiang Qingsong, Wang Jianyu. Study on signal-to-noise ratio estimation and compression method of operational modular imaging spectrometer multi-spectral images [J]. *Acta Optica Sinica*, 2003, **23**(11): 1135~1140 (in Chinese)
蒋青松,王建宇. 实用型模块化成像光谱仪多光谱图像的信噪比估算及压缩方法研究[J]. *光学学报*, 2003, **23**(11): 1135~1140
- 14 C-I. Chang, S-S. Chiang. Anomaly detection and classification for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(6): 1314~1325