

文章编号: 1001-3806(2020)02-0143-05

基于线性解混的高光谱图像目标检测研究

杨 枕, 田张男, 李 豪, 关世豪
(空军航空大学, 长春 130022)

摘要: 高光谱图像的空间分辨率普遍较低, 导致混合像元大量存在, 为目标检测带来了一定困难。为了实现复杂背景下的高光谱图像目标检测, 提出了一种去端元的目标检测方法。在光谱解混技术的基础上, 建立了复杂背景下的光谱混合模型并加以改进, 采用多次去端元的方法, 取得了简化背景之后的高光谱图像。结果表明, 与传统的RX目标检测算法相比, 所提出的算法能够显著提升目标检测效果。在实际的军事运用中, 为大尺幅图像的目标识别和揭露伪装提供了思路。

关键词: 光谱学; 高光谱图像; 去除端元; 目标检测

中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A **doi:** 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2020.02.001

Research of target detection of hyperspectral images in complex background based on linear unmixing

YANG Guang, TIAN Zhangnan, LI Hao, GUAN Shihao
(Air Force Aviation University, Changchun 130022, China)

Abstract: The spatial resolution of hyperspectral images was generally low. As a result, a large number of mixed pixels existed. It brought some difficulties to target detection. In order to realize target detection in hyperspectral images under complex background, a target detection method based on de-endmember was proposed. On the basis of spectral de-mixing technology, the spectral mixing model under complex background was established and improved. The method of removing endpoints many times was adopted. The hyperspectral image after simplified background was obtained. The results show that, compared with the traditional RX target detection algorithm, the proposed algorithm can significantly improve the performance of target detection. In practical military applications, it provides a train of thought for target recognition and camouflage exposure of large-scale images.

Key words: spectroscopy; hyperspectral images; remove end members; target detection

引 言

高光谱遥感可以在电磁波谱的可见光到红外范围内, 以窄而连续的波段对目标区域内地物进行连续成像, 使获取的数据具有“图像立方体”的结构和形式, 并且具有“图谱合一”的特点和优势^[1-3]。高光谱数据能够在获取地物空间信息的同时, 得到地物近于连续的光谱数据, 但由于传感器分辨率的限制, 获取的高光谱图像中往往含有大量混合像元。对于混合像元的分类, 将该像元归类到任何一种典型的单一地物都不准确, 因此常规的基于像元级别的光谱统计特性分类方

法并不适用^[4]。光谱解混是一种有效处理高光谱图像混合像元问题的方法, 该方法充分利用了高光谱图像的光谱数据, 可以根据不同种类地物的光谱特性求解混合像元中地物的组成^[5-8]。

目标检测与识别是高光谱图像军事应用的关键, 光谱解混技术可以利用地面目标的光谱数据准确地分析混合像元的组成。因此, 光谱解混技术成为精确地物识别和分类的重要前提。相较于其它图像处理方法, 利用光谱解混的方法进行目标检测与识别具有一定优势^[9]: (1) 光谱解混的物理意义更为明确, 结果准确度更高; (2) 光谱解混方法无需先验知识, 就能够有效识别未知目标。此外, 由于高光谱图像中目标尺寸普遍较小, 如果目标不是图像中的主要端元, 在解混过程中很有可能被视作误差而忽略^[10], 为了达到识别小目标以及伪装目标的目的, 本文中提出通过去端元的方法进行目标检测。

基金项目: 吉林省科技发展计划资助项目(20140101213JC)

作者简介: 杨 枕(1975-), 男, 博士, 教授, 主要从事遥感图像解译等方面的研究。

E-mail: yg2599@126.com

收稿日期: 2019-05-22; 收到修改稿日期: 2019-07-24

1 混合模型的建立

1.1 复杂背景下的光谱混合模型

根据遥感成像原理,可以建立起植被覆盖情况下传感器接收的像元线性光谱混合模型:

$$X(\lambda) = KL_j(\lambda) = K \left\{ \sum_{j=1}^m F_j L_j(\lambda) + L_{\text{veg}}(\lambda) r_{\text{veg}} \right\} \quad (1)$$

式中, $L_j(\lambda)$ 表示第 j 种物质在波长 λ 上的辐射亮度; $L_{\text{veg}}(\lambda)$ 为植被端元在波长 λ 上的辐射亮度; F_j 为第 j 种物质在像元中所占的面积比,且 $\sum_{j=1}^m F_j = 1$; m 为端元数目; t_j 为不同端元物质辐射的大气透射率; K 为仪器和大气参量; r_{veg} 为植被丰度,亦即植被密度。

将植被看作一种端元,混合像元光谱率反射信号 $X(\lambda)$ 可以表示为:

$$X(\lambda) = \sum_{j=1}^m \alpha_j e_j(\lambda) + r_{\text{veg}} e_{\text{veg}}(\lambda) + \varepsilon = \sum_{j=1}^{m+1} \alpha_j' e_j'(\lambda) + \varepsilon, \left(\sum_{j=1}^{m+1} \alpha_j' = 1, 0 \leq \alpha_j' \leq 1 \right) \quad (2)$$

式中, $e_j(\lambda)$ 为其它地物光谱的辐射亮度, $e_{\text{veg}}(\lambda)$ 为植被光谱的辐射亮度, α_j 为第 j 种端元的丰度,且所有端元丰度均大于 0 且和为 1, ε 为噪声影响, $e_j'(\lambda)$ 是将植被端元看作一个普通端元后的每一个地物光谱的辐射亮度, α_j' 代表其中每一个地物端元的丰度,且 $1 \leq j \leq m+1$ 。将光谱信号写成矩阵形式,有:

$$\mathbf{X}_{p \times N} = \mathbf{E}_{p \times (m+1)} \mathbf{A}_{(m+1) \times N} + \mathbf{e}_{p \times N} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{X}_{p \times N}$ 是包含 p 个波段、 N 个像元的图像矩阵, $\mathbf{E}_{p \times (m+1)}$ 和 $\mathbf{A}_{(m+1) \times N}$ 分别为包含植被端元的端元矩阵和丰度矩阵, $\mathbf{e}_{p \times N}$ 为误差矩阵。通过以上表达式即可对高光谱图像进行线性解混^[11]。

1.2 遮掩情况的模型改进

植被对观测光谱的影响主要体现在两个方面:(1)太阳光经植被反射后,进入到传感器,成为植被端元反射光谱;(2)地物的反射光谱经植被衰减后到达传感器,形成地物的透射光谱。这里假设植被覆盖区域变化缓慢,且透射率恒定;忽略地物反射光在植被间多次散射和吸收的情况^[12-13]。

基于以上分析作出两点基本假设:(1)植被自身所产生的反射光谱通过反射率加以表达;对植被覆盖下区域地物反射光谱所产生的衰减效应通过透射率加以表达^[14],对于给定像元,植被的反射率与该像元中植被所占比例即植被端元的丰度值成正相关,植被的

透射率与该像元中植被所占比例即植被端元的丰度值成负相关;(2)植被的反射率和透射率均非负,且两者之和为定值。若植被稀疏,则反射率较低,而对其它地物反射光谱的透射率较高;反之若植被茂密,则植被的反射率较高,而对其它地物反射光谱的透射率较低。

在此基础上,令植被区域透射率为 t_{veg} ,成像模型可改进为:

$$X(\lambda) = KL_j(\lambda) = K \left\{ \left[\sum_{j=1}^m F_j L_j(\lambda) \right] t_{\text{veg}} + L_{\text{veg}}(\lambda) r_{\text{veg}} \right\} \quad (4)$$

式中, $t_{\text{veg}} + r_{\text{veg}} = 1$,且均为非负。

2 实验方法及步骤

根据提出的植被覆盖区域的光谱混合模型,即可对图像进行植被端元去除实验,流程如图 1 所示。

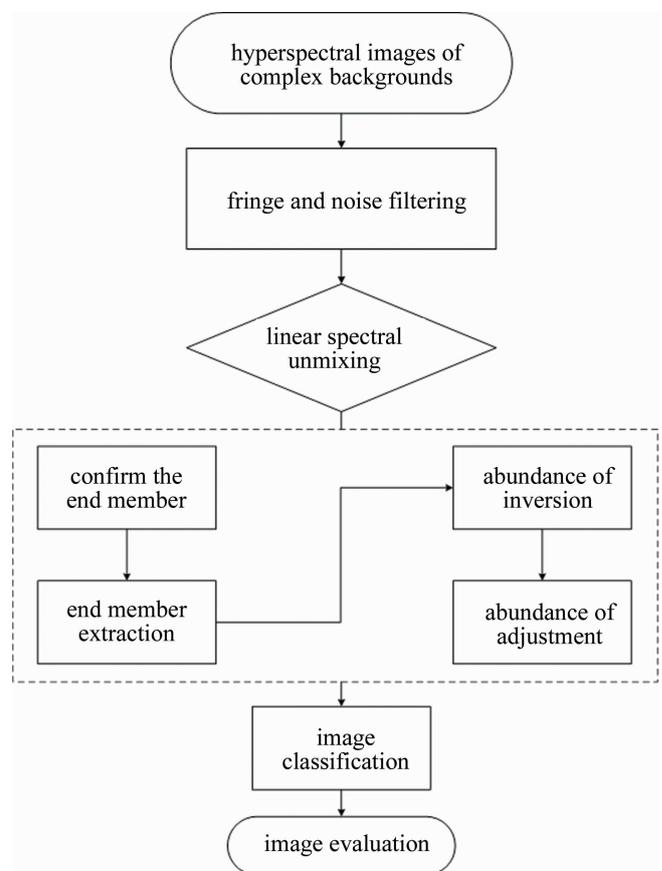


Fig. 1 Removal process of end member

对于获取的一幅去除条带等噪声后的高光谱图像,为了去除植被端元,就要先从图像中提取出植被端元。

2.1 提取端元

在确定图像端元后,就可以提取植被和其它地物的端元。为提高复杂背景的检测效率,避免过多端元

对于背景简化效果的影响,直接在影像数据中分离出几个分别包含主要地物的窗格,进而采用端元提取算法,基于几何学的顶点成分分析(vertex component analysis, VCA)算法来进行端元矩阵 $E_{p \times (m+1)}$ 的计算^[8]。

2.2 丰度反演

获取了端元矩阵 $E_{p \times (m+1)}$ 后,通过丰度反演的方法求解出光谱图像 $X_{p \times N}$ 中每个像素中各个端元所占的比例。为简化模型,选择忽略(3)式中的误差项,得到如下式子:

$$X_{p \times N} = E_{p \times (m+1)} A_{(m+1) \times N} \quad (5)$$

用全约束最小二乘法求解(5)式中的丰度矩阵

$A_{(m+1) \times N}$ 。

2.3 去除端元

此时可去除植被端元的成分,为避免去除端元后导致图像亮度整体下降,对其它地物端元进行调整:

$$\tilde{\alpha}_j = \frac{\alpha_j}{\sum_{j=1}^m \alpha_j} \quad (6)$$

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

实验数据采用野外驻训地高光谱图像数据,数据包含384个波段,波段覆盖范围为382nm~2500nm的高光谱数据,大小为100pixel×100pixel。首先选取54,34,14这三个波段,分别对应RGB3个通道得到野外驻训地的近似真彩色图像,如图2a所示,地面真实目标如图2b所示。

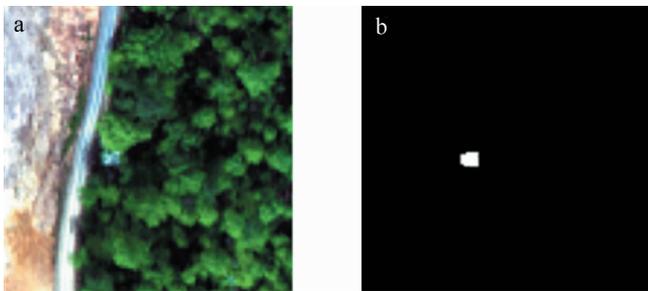


Fig. 2 a—hyperspectral images of the field in training b—real ground target map

3.2 端元去除及图像恢复

由于数据背景环境较为复杂,图像主要采集道路、植被和岩石的光谱数据作为端元,其余地物端元作为误差项进行处理,得到主要端元光谱数据如图3所示。

从主要端元光谱数据可知,岩石与道路光谱曲线相近,植被端元在波长为400nm和650nm,是植被在红光和蓝光附近的两个吸收峰^[15],在波长900nm~

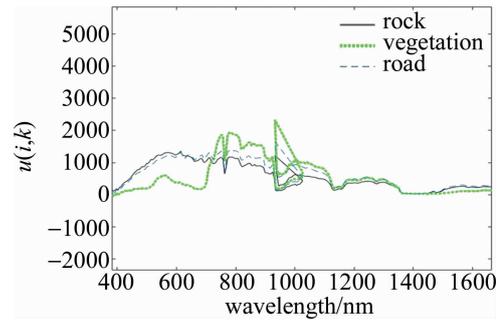


Fig. 3 Spectral data of main end members in field resident images

1100nm 区间光谱曲线发生缠绕现象,推测可能是由于传感器故障导致的二次成像问题。

按照光谱解混的方法进行操作,得到图像中植被的丰度值灰度图像,如图4所示。

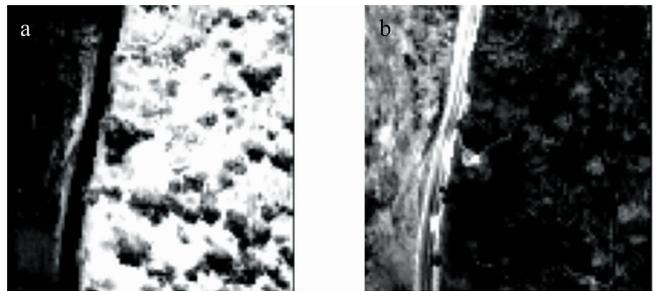


Fig. 4 End member and end member removal image a—abundance image of end member b—the vegetation end element removal image

从结果图像中可以看出,原图中的植被覆盖区域基本呈现暗色调,图像中央可以清晰看到一处亮斑,其形状、尺寸与野战驻训地图像中其它装甲车辆相似。

植被在不同波段处具有不同的光谱吸收和反射特性,在中心波长为450nm(蓝光波长)和650nm(红光波长)附近两个波谱带为植被叶绿素的吸收峰,即植被辐射率最弱的两个波段。因此,分别选取野外驻训地第54和第14两个波段图像与去端元结果进行对比研究,第54波段和第14波段图像如图5所示。

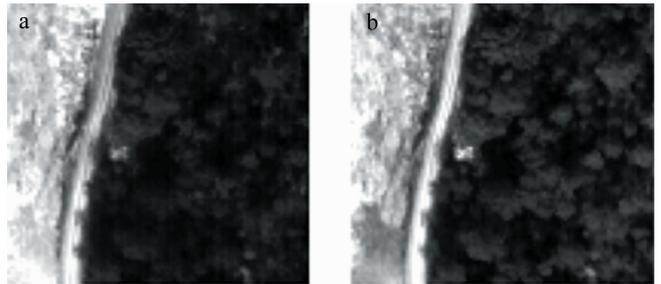


Fig. 5 The 54th band and the 14th band of field resident images a—image at 54th band b—image at 14th band

从图5中可见,两个波段的图像中同样能够显示出目标装甲车。但一方面有植被的背景残留,另一方

面装甲车仍有部分处于被遮掩状态,不能完全反映其形状和尺寸。

3.3 多次去端元及结果分析

通过去端元方法,已经能够实现将目标从背景环境中区分开来,但是结果图像中目标色调与其它端元地物相近,不能完全确认其为装甲目标。因此,此处利用多次去端元的方法,再次去除高光谱图像数据中其它主要端元并进行验证,得到多次去端元输出结果。1990年,REED与YU提出了一种自适应多波段的异常检测算法(RX),成为高光谱图像异常检测最常用的方法之一。为了验证本文中算法的检测效果,将之与RX算法进行比较,得到两种方法的目标检测结果,如图6所示。



Fig. 6 Comparison of target detection results between this method and RX algorithm

a—hyperspectral images of the field in training b—RX algorithm
c—proposed method

从实验结果中可以看出,本文中提出的方法能够较好地分离出异常目标,检测精度较高。另外,从图6c中可以看到,去除数据中3个主要端元之后,图中央的目标清晰可见,且形状相对规整。相对于图4中去除单个端元的结果,植被覆盖下土壤、岩石等地标反射情况也在多次去端元结果中被消除。多次去端元结果图像的左侧区域仍存在呈线状排布的亮点,主要为数据本身存在的条纹和坏线,具有一定的分布规律,且不影响最终的目标检测结果。

4 目标检测效果评价

4.1 去端元效果评价指标

去端元效果的好坏,主要体现在图像亮度的变化和图像细节的丰富程度,本文中选取标准差^[16]和全变分^[17]的方法对3幅图像目标区域进行定量分析。定义图像中每一个像元的辐射度为 $u(i, k)$,图像大小为 $W \times H$,两个评价指标可以如下表示。

标准差:

$$S = \sqrt{\frac{1}{W \times H} \sum_{k=1}^H \sum_{i=1}^W [u(i, k) - \bar{u}]^2} \quad (7)$$

式中, \bar{u} 代表整个图像辐射度的平均值。

全变分:

$$T = \sum_{k=1}^H \sum_{i=1}^W [|u(i+1, k) - u(i, k)| + |u(i, k+1) - u(i, k)|] \quad (8)$$

图像的标准差和全变分值越大,表明图像对比度越高,即检测效果越好。

4.2 目标检测结果评价

在原始野外驻训地图像、第54波段图像、第14波段图像、去端元图像以及多次去端元图像的目标区域分别选取 10×10 大小的窗格作为评价对象,通过标准差及全变分计算得到结果,如表1所示。

Table 1 Comparison of mixing accuracy

	S	T
original field resident image	461.3	14804
image at 54th band	2219.4	202215
image at 14th band	2867.6	301862
remove end member image	3324.3	373388
remove end member image multiple times	3908.4	479536

由表1可知,去端元图像对于目标的检测效果较原始图像提升10倍以上,单独选取第54波段、第14波段图像进行检测也能取得较好的结果,但是去端元图像、多次去端元图像相对于与两个波段图像相比,检测效果仍然有很大程度的提升。

在复杂背景条件下,端元去除的方法不考虑所有端元的丰度信息,而是通过去除主要端元丰度的方法实现背景简化的效果^[18]。实验表明,该方法能够增强地物间的差异性,将目标从背景环境中分离出来,从而达到目标检测的目的。为了进一步说明本文中算法在目标检测方面的检测性能,接下来绘制接收者操作特性(receiver operating characteristic, ROC)曲线进行比较。ROC曲线能够观察算法正确地识别正例的比例与模型错误地把负例识别成正例的比例之间的权衡,曲线越接近左上角,算法的性能越好。

由图7可以明显看出,本文中提出方法的检测性能要优于传统的RX算法。目前高光谱图像在揭露伪装方面的研究大都利用光谱匹配方法,但该方法需要大量的先验知识,应用于作战时,需要大量的敌目标及伪装网等的表面光谱数据^[19],在当前的技术条件下实现难度较大,且该方法不适用于复杂背景环境下搜寻目标,工作量大且检测结果不完全精确。本文中提出的基于解混技术的端元去除方法,技术路线简单明了、适用性强,对于模拟战场环境的目标检测有很强的实践意义。

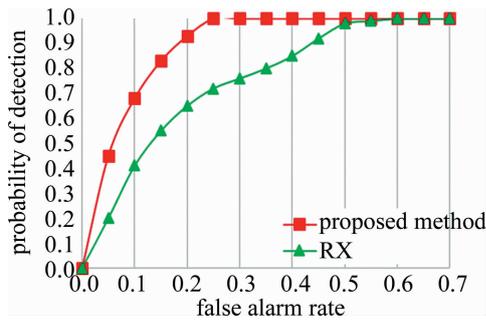


Fig. 7 ROC curve

5 结 论

针对具有复杂背景的图片或图片中目标被植被遮掩的情况,提出了利用去除部分端元丰度来检测目标的方法,在线性模型的基础上分析了复杂背景下的传感器成像模型,建立了去除端元的光谱解混算法。将要去除的端元作为一个独立端元进行丰度计算,降低其丰度值并相应提高其它端元丰度值,以保证图像亮度,随后输出其它端元丰度值合成图像,得到去端元后的结果图像及简化背景后的图像,并将其与 RX 异常检测算法进行对比试验,以评价目标检测的精度。实验数据显示,本文中提出的去端元方法能够在不具备先验知识的情况下实现复杂背景图像的简化,且简化背景后的输出图像能够提升目标检测效果,为大尺幅图像的目标识别和揭露伪装提供了思路。

参 考 文 献

- [1] ZHANG B. The advances of hyperspectral image processing and information extraction[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 1061-1090(in Chinese).
- [2] ZHANG B, GAO L R. Hyperspectral image classification and target detection[M]. 3rd ed. Beijing: Science Press, 2011: 1-15 (in Chinese).
- [3] 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 & Remote Sensing, 2012, 5(2): 354-379.
- [4] TANG X Y, GAO K, NI G Q. Advances in nonlinear spectral unmixing of hyperspectral images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(4): 731-738(in Chinese).
- [5] YANG B, WANG B. Review of nonlinear unmixing for hyperspectral remote sensing imagery[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2017, 36(2): 173-185(in Chinese).
- [6] FENG W Y, CHEN Q, HE W J, *et al.* A defogging method based on hyperspectral unmixing [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 110002 (in Chinese).
- [7] XU X, SHI Zh W. Multi-objective based spectral unmixing for hyperspectral images[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 124: 54-69.
- [8] CUI J T. The study on hyperspectral image endmember unmixing [D]. Xi'an: Xidian University, 2013: 1-4 (in Chinese).
- [9] WU X M. The research on hyperspectral imagery unmixing technology based on kernel methods[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2011: 5-6 (in Chinese).
- [10] YUAN J, ZHANG Y J, GAO F P. An overview on linear hyperspectral unmixing [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2018, 37(5): 553-571 (in Chinese).
- [11] HEINZ D C, CHANG C I. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(3): 529-545.
- [12] GAO T. Research status and future development of hyperspectral unmixing algorithm based on nonnegative matrix decomposition [J]. Science & Technology Vision, 2015(13): 172 (in Chinese).
- [13] LUO W F, ZHONG L, ZHANG B, *et al.* An independent component analysis technique for spectral decomposition of hyperspectral remote sensing images [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(6): 1628-1633(in Chinese).
- [14] GUILFOYLE K J, ALTHOUSE M L, CHANG C L. A quantitative and comparative analysis of linear and nonlinear spectral mixture models using radial basis function neural networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2001, 39(10): 2314-2318.
- [15] LI X R, WU X M, ZHAO L Y. Unsupervised nonlinear decomposition of hyperspectral mixed pixels [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science Edition), 2011, 45(4): 607-613(in Chinese).
- [16] XIA W, LIU X, WANG B, *et al.* Independent component analysis for blind unmixing of hyperspectral imagery with additional constraints[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2011, 49(6): 2165-2179.
- [17] WU K, ZHANG L P, LI P X. A neural network method of selective endmember for pixel unmixing [J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(1): 20-26(in Chinese).
- [18] LIU W J, YANG X H, QU H Ch. Hyperspectral unmixing algorithm based on Lagrangian [J]. Application Research of Computers, 2016, 33(10): 3173-3176(in Chinese).
- [19] LIU Z G, LU Y L, WEI Y W. Supervised method for hyperspectral image camouflage target detection[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(11): 3076-3081(in Chinese).