

## 面向对象分析的非结构化背景目标高光谱探测方法研究

刘凯<sup>1</sup>, 张立福<sup>1\*</sup>, 杨杭<sup>1</sup>, 朱海涛<sup>1</sup>, 姜海玲<sup>2</sup>, 李瑶<sup>1</sup>

1. 中国科学院遥感应用研究所遥感国家重点实验室, 北京 100101  
2. 北京大学遥感与GIS研究所, 北京 100871

**摘要** 针对非结构化背景探测器中背景协方差矩阵估计的局限性, 提出了一种基于面向对象分析的高光谱小目标探测算法。首先对图像进行自适应迭代分割处理, 将其划分为许多均质对象; 然后进行正态最优分布选取, 利用多元正态无偏检验选取最佳对象集; 最后将此数据集作为局部背景并结合 GLR 基准算法进行目标探测。该算法可以使局部背景最大化的服从正态分布, 有效地将背景光谱信息和目标光谱信息分离开来, 同时通过最优选取过程克服了目标信息“污染”问题。为了验证算法的有效性, 利用真实的 OMIS 数据进行仿真实验, 并与非结构化背景探测器 GLR 和基于 K-Means 聚类的改进 GLR 算法的检测结果比较, 结果表明提出的算法具有良好的探测性能和较低的虚警概率。

**关键词** 高光谱; 目标探测; 非结构化; 面向对象分析

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2013)06-1653-05

### 引言

目标探测是将感兴趣目标地物与非目标地物即背景地物分离的过程, 其中目标和背景的差异是探测的关键问题<sup>[1]</sup>。高光谱遥感影像具有光谱分辨率高, 光谱连续和图谱合一的特性, 可以反映不同物质之间的细微光谱差异, 利用这一点可以有效地进行感兴趣目标的探测。

非结构化背景探测器是一类常见的高光谱探测算法<sup>[2]</sup>, 其假设非感兴趣区域均质并可由多元正态分布表示, 在噪声协方差矩阵及噪声强度未知、背景信号子空间和目标信号子空间已知的情况下, 利用样本数据对噪声协方差矩阵进行估计, 并结合广义似然比构造匹配目标子空间。Kelly 首先提出了以非结构化背景与丰度加权目标信号之间的加性模型为基础的广义似然比构造探测算子 GLR, 在此基础上 Kraut 和 Scharf 提出了自适应余弦一致性评估 ACE 和自适应匹配滤波器 AMF<sup>[3, 4]</sup>, 国内学者张良培引入了端元可变的的思想, 并结合拥有实际物理意思的丰度信息提出了 HUD 探测器<sup>[5]</sup>。

后来, 学者们发现若采用单一局部场景进行背景统计可以提高非结构化背景探测器的性能, 这一改进比探测器本身的改进更具有潜力<sup>[6]</sup>。Funk 等利用 K-means 算法对影像进行分类, 然后用聚类的统计信息代替全局背景进行探测<sup>[7]</sup>;

Carlotto 提出了一种基于动态聚类的目标探测算法 CBAD<sup>[8]</sup>, 该算法假设各个聚类上的灰度分布近似符合高斯分布; 刘德连也提出了一种基于纹理分割的遥感图像目标探测算法 TBAD<sup>[9]</sup>。总的来说, 目前各种基于动态场景的非结构化背景探测器, 多集中在仅利用影像光谱信息进行简单聚类, 并不能较好的满足背景多元高斯分布这一基本假设。鉴于此, 本文提出了一种面向对象分析的非结构化背景探测方法 OB-GLR, 利用影像的空间信息和光谱知识对其进行分割, 针对每一类地物选取适量对象集样本, 使其服从最佳多元正态分布, 然后运用局部对象集进行背景估算并基于 GLR 算法进行目标探测。

### 1 算法原理

本文首先对影像进行独立成分分析(ICA), 实现原始高光谱影像的降维处理; 然后运用分形网络演化方法(FNEA)在降维后的特征空间上自适应分割, 并结合多元正态无偏估计理论对分割对象进行卡方检验, 选取最佳高斯分布对象集; 最后基于非结构化探测器进行目标探测。

#### 1.1 独立成分分析

独立成分分析(ICA)是一种盲信号分离技术, 其基本思路就是将多维观察信号按照统计独立的原则建立目标函数,

收稿日期: 2012-10-19, 修订日期: 2013-01-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(41072248)和环境保护部重大公益项目(2011467071)资助

作者简介: 刘凯, 1986年生, 中国科学院遥感应用研究所硕士研究生 e-mail: kai\_liu8787@126.com

\*通讯联系人 e-mail: zhanglf@irsa.ac.cn

通过优化算法将观测信号分解为若干独立分量。ICA 将源信号独立性作为分解依据,采用了高阶统计量,在处理过程中引入了非线性环节,因此该技术优于常用的基于二阶统计量的线性处理技术,如 PCA 和 SVD。

本文采用了 Fast-ICA<sup>[10]</sup>方法,该方法基于固定迭代理论寻找非高斯性最大值,每次只从观测信号中分离一个独立分量,是 ICA 的一种快速稳健算法。Fast-ICA 算法是并行分布式的,计算量小且要求内存空间少,可以将高光谱数据从高维空间投影到低维空间,有效地提取影像特征空间。

### 1.2 FNEA 影像分割

分形网络演化(FNEA)方法是一种基于迭代处理的分割算法,其采取自下而上的区域生长技术,从单个像素开始,根据局部相对最优合并两相邻对象,重复以上过程,小图斑逐渐合并为大图斑,直到最小异质性增加到指定阈值为止<sup>[11]</sup>。这种异质性是由两个对象的光谱和形状差异决定的,其差异性度量准则为

$$h = \omega h_{\text{spectral}} + (1 - \omega)h_{\text{spatial}} \quad (1)$$

其中,  $\omega$  表示光谱(颜色)差异性度量在综合差异性度量中所占的权值且  $0 \leq \omega \leq 1$ ,  $h_{\text{spectral}}$  和  $h_{\text{spatial}}$  表示光谱和形状的差异性度量。

在本研究中,采用文献<sup>[12, 13]</sup>提到的 GS(global score)估算方法自适应选取最优尺度阈值,该方法基于分割处理后的对象间拟合度和对象内拟合度两个度量参数进行估算,尺度阈值选择最 GS 低值所对应的分割值。

### 1.3 非结构化背景目标探测

非结构化背景探测模型利用多元正态统计分布对背景进行描述。为了对背景协方差矩阵进行最大似然估计,通常假设背景均质且服从多元正态分布。然而,高光谱数据的全局场景通常并不完全服从多元正态分布,若基于此背景进行目标识别不能达到最佳探测效果。因此,本文采用了背景动态选取的思想,利用局部单一地物的统计信息进行背景估算,使其能更好地满足多元正态分布:首先对图像进行对象选取,然后在局部背景区域(即选取的对象集)上利用非结构化背景探测器 GLR 进行逐像素检测,即可得到最终探测结果。

局部背景区域的选取十分重要,遵循的基本原则为使其能尽可能的服从多元正态分布,本文采用了以下方法:对 FNEA 分割生成的对象进行聚类,针对归类后的每一种独立地物,在其所属对象中选取正态分布趋势最为明显的数据集来进行协方差估计。卡方模型是一种常用的多元正态检验的方法,在常规假设下可以认为数据集的均方根统计值满足卡方分布,并利用这一分布来进行检验,这里采用了马氏距离这一二阶统计量

$$d^2 = (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \quad (2)$$

$$P_{\chi^2}(x) = \frac{x^{p/2-1} e^{-x/2}}{\Gamma(p/2) 2^{p/2}} \quad (3)$$

其中,  $x$  是一个独立分布的变量,  $p$  是卡方分布维度(波段数),  $\Gamma$  为 gamma 函数。若数据集满足正态分布,则式(2)和式(3)中的两个指标应该呈现很好的线性相关,而线性偏离度可以表征其与正态分布趋势的偏差。OB\_GLR 主要采用了线性相关拟合系数 GOF 来筛选最优数据集,并结合了卡方

图进行目视判读。

$$\chi_{\text{GOF}}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(d_i^2 - \chi_i^2)^2}{\chi_i^2} \quad (4)$$

在实际处理过程中,对每一类地物的所属对象分别进行多元正态检验,并按照 GOF 的大小依次排列。由于卡方分布具有可加性,其分布态势也必然呈现逆可加性,所以可针对单一地物同时选取多个对象,但是随着对象的增加其累加 GOF 值必然增大,数据集的多元分布态势会相应减弱,因此对象个数的选取尤为重要。文献<sup>[2]</sup>中提到,在局部背景数据集完全服从正态分布的情况下,若其样本数大于三倍的波段数,则探测效率的损失会低于 3 dB,一般在样本数目选取时应至少大于 10 倍的波段数,本文参考这一原则选取不低于 10 倍波段数的样本,当对象集的累积像元数大于 10 倍的波段数时,就不再选取对象。

## 2 实验部分

### 2.1 实验数据

本研究使用的是 2008 年 6 月黑河遥感实验区的 OMIS 航空影像,该影像大小为  $300 \times 400$ ,包括了可见光/近红外范围内的 60 个波段,波段宽度为 10 nm,空间分辨率约为 4 m。实验数据的成像区域为甘肃张掖,主要地物类型包括人工建筑(房屋和道路),裸地,农田(玉米、菜地和果园),另外还有一些屋顶板材,我们将其作为目标,在仿真实验中进行探测。

为了获取目标的先验知识即光谱信息,利用该区域的 2008 年 7 月份的一景 Spot 5 全色影像作为参考数据,影像空间分辨率为 2.5 米。按照文献<sup>[14]</sup>中所采用的方法,运用 Canny 算子在全色影像中提取屋顶板材的边缘并进行掩模,然后利用提取信息在相匹配的高光谱影像中勾选出目标的具体分布位置,最后一共挑选出 464 个像素作为目标。

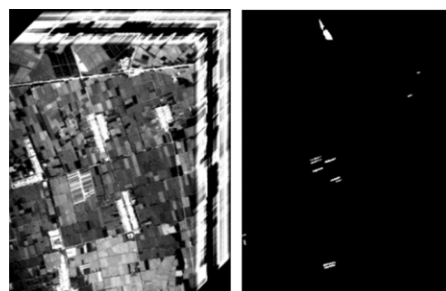


Fig 1 (a): 3D image cube of OMIS hyperspectral data  
(b): True ground image of the interested region

### 2.2 数据处理

对实验数据进行 ICA 降维处理,提取前面 13 个主要成分作为特征波段,并在这些波段上进行 FNEA 分割。为了找到一个最佳的分割尺度,利用 2~20 之间的 10 个等分间距尺度分别进行影像分割,Color/shape 参数的选取,分别用到了 0.9, 0.8 和 0.7 三组参量,前面 4 个特征空间权值设定为 5,后面 9 个特征空间权值设定为 1,光滑度/紧致度参数设置为 0.5,估算的 GS 值如图 2 所示。

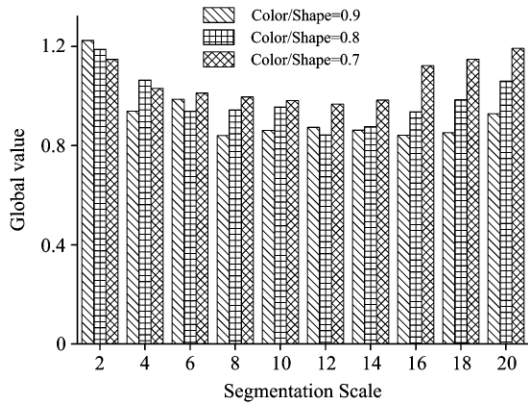


Fig 2 Average GS value for three scales segmentations

分析图 2 可知当 Color/Shape 参数选定为 0.9, 分割尺度选定为 8 时, GS 取得最小值, 即此时的分割结果较为理想。影像分割完成后, 所有对象进行聚类并将其划分为 5 类。

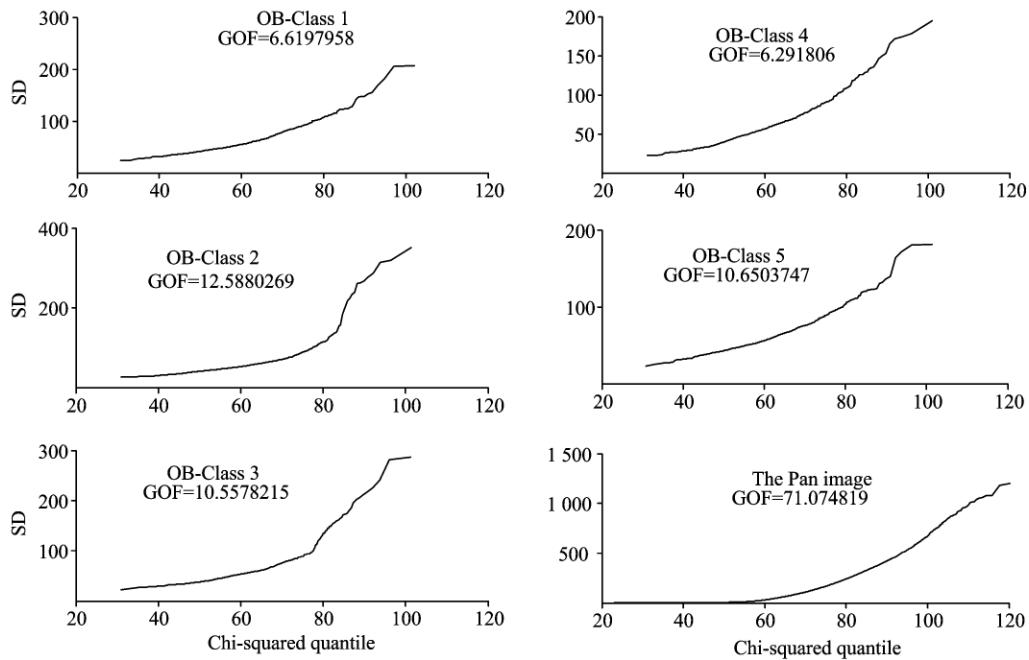


Fig 3 Chi-Squared Plot of five different classes

从视图(图 4)中可以看出, KM-GLR 和 OB-GLR 相较于 GLR 具有比较理想的探测效果, 两种方法在弱信息探测区域(圆圈内)能较完整地提取出目标, 由于该区域背景和目标的混合现象较为严重, GLR 只能提取少量信息。另外, KM-GLR 由于仅采用聚类方法进行简单的背景分解, 并不能保证局部背景的统计信息满足多元正态假设, 而且在地物背景协方差估算时没有去除目标信息的影响, 容易带来污染效应, 在真实目标周围产生了一些虚警探测点; 而 OB-GLR 探测结果中并不存在这一问题, 其通过面向对象的选取在保证地物均质性的同时也避免了目标信息的干扰, 大大减少了虚警率, 这一分析结果从信杂比的比较上也可以看出。

3.2 ROC 曲线分析

为了进一步对 OB-GLR 算法性能进行评估, 我们采用了

每一类别分别进行正态无偏检验, 估算所属对象的 GOF 值, 并将其值由小到大排列, 然后进行对象选取, 直到累加对象集的像元总数不小于 10 倍波段数为止。所选的 5 个主要类别的对象集卡方图(如图 3), 可以看出各单一地物场景 GOF 值均较小( $\leq 20$ ), 呈现出良好的线性态势, 而全局背景的 GOF 值约为 70, 其线性相关性较差即背景正态分布趋势不理想。

3 结果与讨论

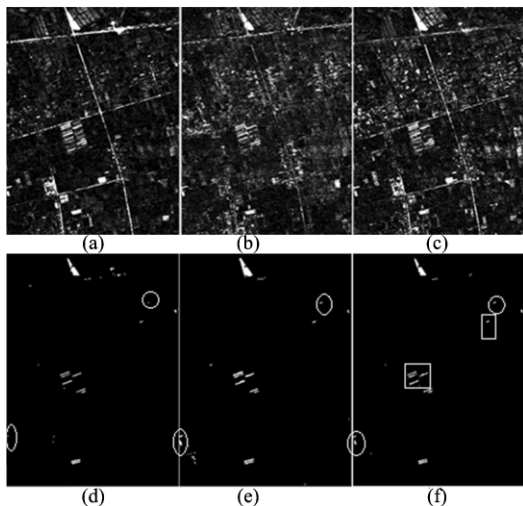
3.1 算法性能比较

为了验证本文算法的有效性, 将其与 GLR 基准算法和 KM-GLR<sup>[2]</sup> 探测算法进行比较。KM-GLR 首先运用 K-means 方法进行影像聚类, 然后用分类后的单一地物代替全局背景, 该方法与 OB-GLR 一样均是基于背景动态选取思想的非结构化背景探测器。

受试者工作特征曲线(ROC)。

从 ROC 图(图 5)中可以看出, 一定的虚警概率下, OB-GLR 相较另外两种方法在探测概率这一指标上均有一定程度的提高, 其 ROC 曲线整体上位于其余两条曲线之上。另外, 从表 1 和图 5 中也不难发现对于高探测率区域( $TP \geq 93\%$ ), OB-GLR 算法在探测性能上的提高并不明显, 这主要是由实验数据引起的, 并不是我们研究的重点; 然而, 在算法性能分析过程中为了回避这一影响因素, 我们引入了另外一个评价指标—目标与背景的可分离度, 即目标和背景的值域分布差异, 一个好的探测算法应该使探测目标和背景呈现很大的可分性。如图 6, 每一个探测器都包含了两个柱形, 其左边的为目标值域分布区间, 右边的为背景值域分布区间。我们发现所有的探测器所呈现的背景柱形与目标柱形均

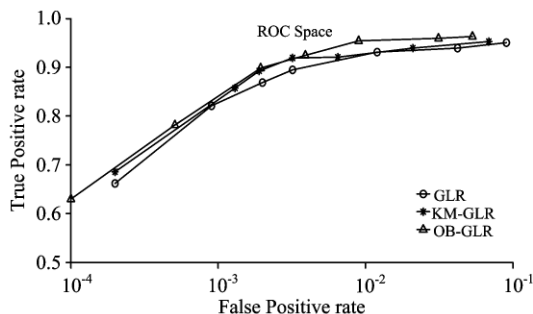
有一定的重叠,即有一部分目标不能通过算法本身识别出来,但 OB-GLR 中背景与目标之间只有少许模糊的间隔,可分性能得到了提高,从中也可以看出 OB-GLR 在探测性能上有一定的优势。



**Fig 4 Detection result of different algorithms;**  
**Binary image of different detection algorithms**  
 (a): GLR; (b): KM-GLR; (c):OB-GLR;  
 (d): GLR; (e): KM-GLR; (f): OB-GLR

**Table 1 Number of TP/FP and SINR for various algorithms**

	TP	FP	TPR/%	FPR/%	SINR
GLR	307	23	66.16	0.019	189.5824
	403	234	86.85	0.190	
	431	1438	93.10	1.200	
KM-GLR	319	23	68.55	0.019	192.4354
	398	156	85.78	0.130	
	435	2511	93.93	2.100	
OB-GLR	355	13	53.02	0.011	201.1423
	414	113	76.51	0.094	
	440	1075	92.45	0.890	

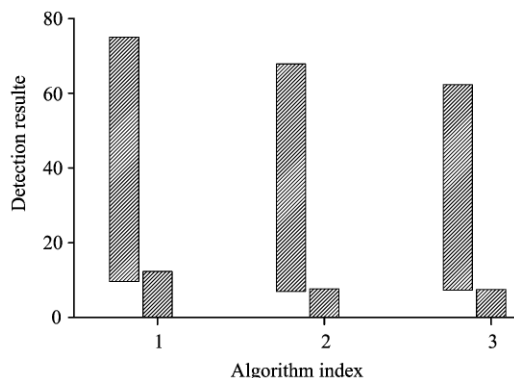


**Fig 5 Comparative assessment of various target detection algorithms on a ROC space**

3.3 Quasi-Local 改进

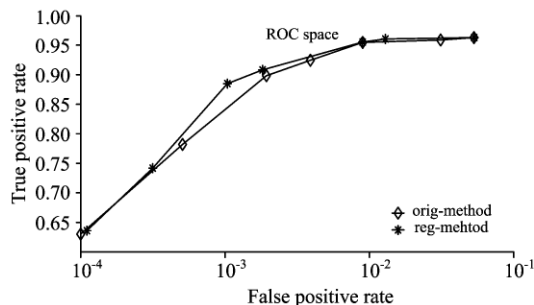
对比目标实际分布的参考影像和 OB-GLR 探测结果可以看出,OB-GLR 算法虽然相比 KM-GLR 和 GLR 减少了虚

警点,但其探测结果还是存在着一定的问题。例如,在图 4 的方形区域其探测性能不是十分理想,还有一些目标点不能探测出来,这主要是由于选取的均质对象集背景的样本点数目相对较少,不能对所用数据的局部背景值进行稳定性估计,在协方差似然估算过程中出现了奇异问题;为了解决这一问题我们按照文献[15, 16]中的方法进行了一些简单的尝试,即采用了拟局部协方差矩阵代替协方差矩阵,结合影像全局和局部特征来部分消除这一偏差。



**Fig 6 Separability analysis of three detector**  
 1: GLR; 2: KM-GLR; 3: OB-GLR

分析改善后的结果可以发现:在方形区域研究范围内,对协方差估算值进行平滑处理后,探测性能有了微小的提高,这一点从 ROC 曲线图中也可以看出。虽然简单尝试后探测性能的提高并不明显,但是仍然给了我们一些启示:OB-GLR 算法在样本数目的选取上依然存在着一定的缺陷,在实际应用中应尽量在样本的多元正态假设和大样本数支撑以进行稳定性背景估算中找到一个最佳平衡点。



**Fig 7 Comparative assessment of before and after regularization detection algorithms on a ROC space**

4 结 论

提出了一种面向对象分析的非结构化背景高光谱探测方法,通过仿真实验结果表明:该方法与传统的 GLR 算法和相关改进算法 KM-GLR 相比具有更好的探测准确度。

(1)OB-GLR 由于在分割得到的对象上进行了正态最优分布集选取,局部背景信息较好的满足非结构化(统计)探测器的背景正态分布这一假设,分解得到的场景趋于单一均质,探测空间中的目标和背景的差异更加明显;另一方面,

基于正态无偏假设的选取操作使局部背景估算克服了目标信息的干扰,避免了目标“污染”效应,大大降低了探测器的虚警概率。

(2)通过本文的研究,可以进一步证实:在高光谱小目标探测算法中,尤其是非结构化背景探测器,局部背景相较

于全局背景能够更好的对复杂场景进行模拟,采用适当的方法对背景进行动态选取可以提高探测效率;然而,在选取过程中可能存在样本点过少这一情况,从而导致奇异问题,因此很有必要采取一些后期处理对局部背景的估算值进行调节。

## References

- [1] ZHANG Liang-pei, ZHANG Li-fu(张良培,张立福). Hyperspectral Remote Sensing(高光谱遥感). Wuhan: Wuhan University Press(武汉:武汉大学出版社), 2005.
- [2] Manolakis D, Marden D, Shaw G A. Lincoln Laboratory Journal, 2003, 14: 79.
- [3] Kraut S, Scharf L L. Signal Processing, IEEE Transactions on, 1999, 47: 2538.
- [4] Robey F C, Fuhrmann D R, Kelly E J, et al. Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, 1992, 28: 208.
- [5] Zhang L, Du B, Zhong Y. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 2010, 48: 2633.
- [6] Cafer C E, Silverman J, Orthal O, et al. Optical Engineering, 2008, 47: 076402.
- [7] Funk C C, Theiler J, Roberts D A, et al. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 2001, 39: 1410.
- [8] Carlotto M J. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 2005, 43: 374.
- [9] LIU De-lian, ZHANG Jian-qi(刘德连,张建奇). Journal of Infrared and Millimeter Waves(红外与毫米波学报), 2006, 25(3): 236.
- [10] Tichavsky P, Koldovsky Z, Oja E. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2006, 54: 1189.
- [11] Zhang L, Huang X. Neurocomputing, 2010, 73: 927.
- [12] Johnson B, Xie Z. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011.
- [13] Zhang C, Xie Z. Remote Sensing of Environment, 2012, 124: 310.
- [14] Tiwari K, Arora M, Singh D. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2011, 13: 730.
- [15] Matteoli S, Dian M, Corsini G. Optical Engineering, 2010, 49: 046201.
- [16] Ma L, Crawford M M, Tian J. Journal of Infrared, Millimeter and Terahertz Waves, 2010, 31: 753.

## Hyperspectral Unstructured Background Target Detection Approach Based on Object-Oriented Analysis

LIU Kai<sup>1</sup>, ZHANG Li-fu<sup>1\*</sup>, YANG Hang<sup>1</sup>, ZHU Hai-tao<sup>1</sup>, JIANG Hai-ling<sup>2</sup>, LI Yao<sup>1</sup>

1. Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

2. Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China

**Abstract** In order to reduce the limitation in background statistics estimation of unstructured background detector, a small target detection algorithm based on object-oriented analysis was proposed. After segmenting the whole imagery into many fairly homogenous regions using adaptive iterative method, multivariate normality test was applied to choose several optimal object sets which obey the law of normal distribution well. Then, the selected objects would be combined with GLR to perform target detection. This method could make the local background well fit a normal distribution and effectively separate the target signal from background, and meanwhile avoid the contamination effect through the selection of optimal objects. A simulation experiment was conducted on real OMIS data to validate the effectiveness of the proposed algorithm. The detection results were compared with those detected by the unstructured background detector GLR and improved GLR which incorporated K-Means clustering. The results show that the proposed algorithm has better detection performance and lower false alarm probability than other detection algorithms.

**Keywords** Hyperspectral; Target detection; Unstructured background model; Object-oriented analysis

(Received Oct. 19, 2012; accepted Jan. 19, 2013)

\* Corresponding author