

# 几种高光谱目标探测算法性能的分析比较

孙鹏 高卫 孙奕帆

北京跟踪与通信技术研究所, 北京 100094

**摘要** 针对高光谱小目标探测问题,利用两类高光谱目标探测算法对研究对象进行计算,包括完全自适应探测算法与半监督目标探测算法,并分析比较算法各自的性能。对于完全自适应探测算法,计算结果表明异常探测算法(RXD)与基于数据白化距离探测算法(WAAD)的性能要优于低概率目标探测算法(LPTD)和均衡目标探测算法(UTD)。对于半监督目标探测算法,从接收机操作特性(ROC)曲线评价,基于椭圆轮廓分布的双曲线门限值目标探测算法(ECDHyT)的性能最优,这是因为基于椭圆轮廓分布的算法能够更准确地表征各种因素的影响。通过对两类算法的类间对比分析,证实即使少量有关目标光谱的先验信息都能够极大地提升高光谱目标的探测效率。

**关键词** 遥感; 目标探测; 虚警概率; 接收机操作特性曲线

中图分类号 O436

文献标识码 A

doi:10.3788/LOP52.092801

## Analysis and Comparison of Several Target Detectors for Hyperspectral Imaging

Sun Peng Gao Wei Sun Yifan

Beijing Institute of Tracking and Telecommunication Technology, Beijing 100094, China

**Abstract** In terms of small target detection in hyperspectral imagery, two classes of small target detection algorithms in hyperspectral imagery are studied, analyzed and compared, which are categorized into fully self-adaptive detectors and semi-supervised detectors. To fully self-adaptive detectors, calculations show that anomaly detector and whited-distance abnormality anomaly detector (WAAD) are better than low probability target detector (LPTD) and uniform target detector (UTD). To semi-supervised detectors, elliptically contoured distributions detector with hyperbola threshold (ECDHyT) is the best judging from the receiver operating characteristic (ROC) curve. The reason is that ECDHyT is based on the elliptically contoured distributions which can characterize target and background influenced by many factors more precisely. Comparison between the two classes of the algorithming is made. Target detection efficiency can be improved remarkably with even a little prior information about the target.

**Key words** remote sensing; target detection; false alarm rate; receiver operating characteristic curve

**OCIS codes** 280.4991; 100.4145; 100.3008

## 1 引言

高光谱图像包含观测场景中的空间信息和光谱信息,具有“图谱合一”的特性<sup>[1]</sup>。正是由于其能够同时获取观测对象空间与光谱信息的优点,高光谱成像仪的设计与制造得到了广泛研究<sup>[2-4]</sup>。通常情况下,高光谱图像的空间分辨率比较低,但由于目标的光谱信息是由自身的化学组成决定,具有一定的“指纹特性”,因此可以借助光谱信息进行小目标探测<sup>[5]</sup>。

针对探测过程中先验信息的有无,研究两类高光谱图像小目标探测算法,包括完全自适应目标探测算法与半监督目标探测算法。在完全自适应探测算法中,主要有异常探测(RXD)算法<sup>[6-7]</sup>、低概率目标探测(LPTD)算法<sup>[8]</sup>、均衡目标探测(UTD)算法<sup>[9]</sup>和基于数据白化距离的异常探测(WAAD)算法<sup>[10]</sup>。在半监督目标探测算法中,主要有约束能量最小化(CEM)算法<sup>[11]</sup>、自适应余弦一致性评估(ACE)算法<sup>[12]</sup>、自适应匹配滤波

收稿日期: 2015-01-07; 收到修改稿日期: 2015-02-10; 网络出版日期: 2015-07-31

作者简介: 孙鹏(1990—),男,硕士研究生,主要从事高光谱目标探测方面的研究。

E-mail: sunpeng\_scholar@sina.com

导师简介: 高卫(1972—),男,博士,研究员,主要从事光电干扰效果评估方面的研究。E-mail: wchengao@sina.com

(AMF)算法<sup>[13]</sup>、基于椭圆轮廓分布的双曲线门限型目标探测(ECDHyT)算法和基于椭圆轮廓分布的抛物线门限型目标探测(ECDPaT)算法<sup>[14]</sup>。

## 2 高光谱目标探测算法

高光谱面向特定感兴趣低概率是指目标的应用主要为完全自适应目标探测和目标识别。完全自适应目标探测是指从一景盲图像中定位和识别预先不知、但是感兴趣的低概率目标;目标识别是指根据图像的先验知识,从图像中提取目标端元光谱或者从光谱库中获得光谱数据进行目标的准确识别。两者都属于目标探测,即寻找图像中有一定光谱特征的少数像元,回答目标对于像元是“有”还是“无”的问题。

### 2.1 几种高光谱目标探测算法

用  $\mathbf{x}$  表示一个光谱向量,  $\boldsymbol{\mu}_0$  表示光谱向量的均值,  $\mathbf{d}$  表示感兴趣目标的光谱向量,  $\boldsymbol{\Gamma}$  与  $\mathbf{R}$  分别表示高光谱数据的协方差矩阵和自相关矩阵。对于完全自适应目标探测算法,分别介绍 RXD、LPTD、UTD 和 WAAD 这 4 种算法的数学形式。

RXD 算法的数学表达式是

$$D_{\text{RXD}}(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_0)^\top \boldsymbol{\Gamma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_0). \quad (1)$$

RXD 通过计算  $D_{\text{RXD}}(\mathbf{x})$  的值来寻找异常目标,如果图像中存在异常目标,那么它相应的能量会很小,并且可能与  $\boldsymbol{\Gamma}$  的小特征值相对应,特征值越小,  $D_{\text{RXD}}(\mathbf{x})$  越大,这正是 RXD 能够有效地应用于异常目标探测的原因所在。

LPTD 算法由下式给出:

$$D_{\text{LPTD}}(\mathbf{x}) = \mathbf{l}_{L \times 1}^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}, \quad (2)$$

式中  $\mathbf{l}_{L \times 1} = [1, 1, \dots, 1]^\top$ 。由于没有目标的先验信息,故令目标各波段的数值相等。只有假定异常目标在各波段上有相同的辐亮度或反射率,这样才可以排除更多的背景。

UTD 算法是将 LPTD 中的自相关矩阵换成协方差矩阵,同时所有向量均需要减去均值向量  $\boldsymbol{\mu}_0$ 。WAAD 算法事先需要将数据进行白化,然后根据白化后的向量到均值向量之间的距离判定像元是否是目标。

对于半监督目标探测算法,分别介绍 CEM、ACE、AMF、ECDHyT 与 ECDPaT 这 5 种算法的数学形式。

CEM 算法是通过设计一个滤波向量,在目标输出能量确定的情形下,平均输出能量达到最小。CEM 算法的数学表达式是

$$D_{\text{CEM}}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{x}^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{d}}{\mathbf{d}^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{d}}. \quad (3)$$

ACE 和 AMF 算法是依据混合背景模型提出的。假设加性噪声已经包含在背景中,将观测值去均值,可以得出假设

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{x} = \mathbf{v}, \text{ target absent} \\ H_1: \mathbf{x} = \mathbf{S}\mathbf{a} + \boldsymbol{\sigma}\mathbf{v}, \text{ target present} \end{cases},$$

式中  $\mathbf{v}$  表示不感兴趣背景的光谱向量,  $\mathbf{S}$  表示感兴趣目标光谱向量组成的端元矩阵,  $\mathbf{a}$  是由  $\mathbf{S}$  中各端元的丰度组成的列向量,  $\boldsymbol{\sigma}$  表示某一像元中背景所占的比例。用适当的方法可以推导出 ACE 和 AMF 算法的数学表达式分别是

$$D_{\text{ACE}}(\mathbf{x}) = \frac{(\mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{d})^2}{(\mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{x})(\mathbf{d}^\top \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{d})}, \quad (4)$$

$$D_{\text{AMF}}(\mathbf{x}) = \frac{(\mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{d})^2}{\mathbf{d}^\top \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{d}}. \quad (5)$$

ACE 与 AMF 算法都是用多维正态分布模型近似模拟背景,得出决策边界,但是这种正态模型并不能很好地描述背景的变化情况,于是提出椭圆轮廓分布模型探测器(ECD)。基于这种模型的探测算法有 ECDHyT 和 ECDPaT 两种算法,两者的数学表达式分别是

$$D_{\text{ECDHyT}}(\mathbf{x}) = [(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_0)^\top \boldsymbol{\Gamma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_0)]^{1/2} - [(\mathbf{x} - \mathbf{d})^\top \boldsymbol{\Gamma}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{d})]^{1/2}, \quad (6)$$

$$D_{\text{ECDPaT}}(\mathbf{x}) = \frac{(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_0)^T \Gamma^{-1} (\mathbf{d} - \boldsymbol{\mu}_0)}{\left[ (\mathbf{d} - \boldsymbol{\mu}_0)^T \Gamma^{-1} (\mathbf{d} - \boldsymbol{\mu}_0) \right]^{1/2}} - \left[ (\mathbf{x} - \mathbf{d})^T \Gamma^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{d}) \right]^{1/2}. \quad (7)$$

## 2.2 探测算法的性能评价指标

对于探测算法性能优劣的评价,主要有两个衡量指标,其中之一是计算探测统计量信杂比

$$R_{\text{SIN}} = E\{(y_d - \mu)(y_d - \mu)^T\} / D(y), \quad (8)$$

式中  $y$  为每个样本向量  $\mathbf{x}$  的决策统计量  $D(\mathbf{x})$ ;  $y_d$  为存在目标的统计量;  $\mu = E(y)$ ;  $D(y)$  是决策统计量的方差。信杂比  $R_{\text{SIN}}$  反映的是探测算法本身对目标与背景的分离程度。一般而言,对于同一幅图像,  $R_{\text{SIN}}$  越大,分离效果越好,说明探测算法的性能越好。

另一个衡量探测器性能优劣的指标是接收机操作特性(ROC)曲线。ROC曲线描述的是虚警概率与探测概率之间的函数关系。在进行目标探测时,通常会出现3种情况:1)像元所在位置是目标,被探测器探测到了;2)像元所在位置不存在目标,但是探测器判为目标,出现了虚警;3)像元所在位置是目标,但是探测器没有探测到,出现了漏警。针对这3种情况,定义了探测概率  $P_D$  和虚警概率  $P_{\text{FA}}$ 。 $P_D$  为正确探测到的目标数与目标像元总数之比;  $P_{\text{FA}}$  为错判为目标的像元数与背景像元总数之比。对于同一幅图像,当  $P_{\text{FA}}$  一定时,  $P_D$  越大表明算法的性能越好。在实际应用过程中,需要设定一个合适的虚警概率  $P_{\text{FA}}$ ,使得既不会出现大面积的虚警,也不会出现大量漏警。

## 3 探测算法的性能验证

为了验证以上探测算法的性能,选取由 AVIRIS 拍摄的美国圣迭戈海军基地的高光谱图像作为验证数据。AVIRIS 是工作在 400~2500 nm 之间、有 224 个波段的高性能成像光谱仪。由于受到大气反射、吸收等因素的影响,在一些波段内存在一些坏数据,需要剔除,剔除后剩余 191 个波段。考虑到成像范围过大,因此从原始图像中截取一块 200 pixel×161 pixel 的区域作为研究对象,如图 1 所示。假设需要探测的目标是图中的 3 架飞机,为了突出显示目标,将目标和背景分别用黑色和白色显示出来。从图像中可以看出,除了作为目标物的飞机外,还有很多种类的背景物,如机场跑道、绿地、建筑物等。目标像元所占的比率是 0.5528%,为小概率存在目标。进行两类目标探测,一种是完全自适应探测,另一种是先从图像中提取飞机的反射光谱信息,再进行探测,即半监督目标探测。

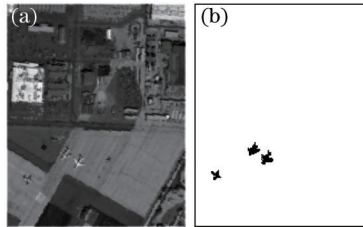


图 1 AVIRIS 高光谱图像。(a) 真实图像; (b) 增强图像

Fig.1 Hyperspectral image of AVIRIS. (a) Real image; (b) enhanced image

### 3.1 完全自适应探测算法性能验证与分析

分别利用 RXD、LPTD、UTD、WAAD 这 4 种算法进行计算,所得结果如图 2~5 所示。在标记探测结果的图中,红色的像元表示正确探测到的像元,绿色的像元表示虚警,蓝色的像元表示漏警,  $t$  表示丰度门限值,图 2~5 中的结果均是在  $t=2\%$  的条件下得到的。从直接目视的效果看, RXD 与 WAAD 算法的性能优于 LPTD 与 UTD 算法, UTD 算法对该高光谱图像中目标的探测性能非常差。造成该现象的原因是在 LPTD 与 UTD 算法中,由于事先不知道目标的反射特性,人为假定目标在各波段处的反射率是一样的,而事实上飞机作为目标,它的反射率特性并非如此,即在做匹配时,样本事先就是错误的,造成探测性能的下降。而 RXD 与 WAAD 算法并不需要任何有关目标反射特性的假定,只需要假定获取的样本符合高斯分布即可,这样就有更大的可能进行正确匹配。

为了说明在不同的丰度门限下各算法的探测概率,选取了 4 种不同的  $t$  值,计算结果如表 1 所示。

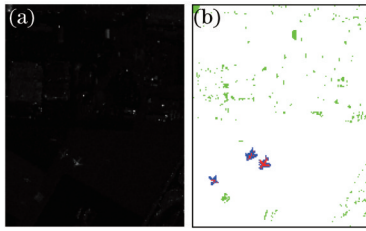


图2 RXD算法探测结果。(a)灰度图;(b)伪彩色标记图  
Fig.2 Detection results used RXD. (a) Grayscale image;  
(b) pseudo-color image

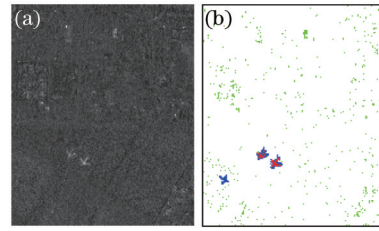


图3 LPTD算法探测结果。(a)灰度图;(b)伪彩色标记图  
Fig.3 Detection results used LPTD. (a) Grayscale image;  
(b) pseudo-color image

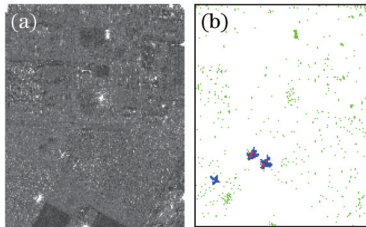


图4 UTD算法探测结果。(a)灰度图;(b)伪彩色标记图  
Fig.4 Detection results used UTD. (a) Grayscale image;  
(b) pseudo-color image

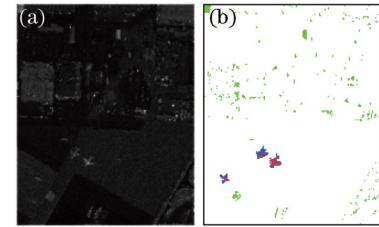


图5 WAAD算法探测结果。(a)灰度图;(b)伪彩色标记图  
Fig.5 Detection results used WAAD. (a) Grayscale image;  
(b) pseudo-color image

表1 4种完全自适应探测算法在不同丰度门限下的探测概率

Table 1 Detection probabilities of the four kinds of fully self-adaptive detectors with different thresholds

Algorithm	$R_{SIN}$	$t=2\%$	$t=5\%$	$t=10\%$	$t=20\%$
RXD	9.5301	29.38%	42.37%	57.63%	77.97%
LPTD	5.5736	27.68%	33.90%	42.94%	55.37%
UTD	2.0616	13.56%	20.34%	29.38%	39.55%
WAAD	7.3110	29.38%	42.37%	57.63%	77.97%

从表1中可以看出,在相同的丰度门限下,RXD与WAAD算法的探测概率高于LPTD与UTD算法,并且这两种算法的信杂比明显高于其余两种。这4种算法的ROC曲线如图6所示。

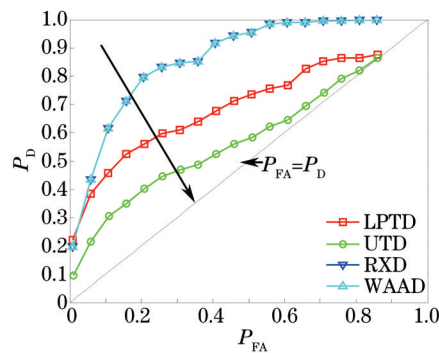


图6 4种完全自适应探测算法的ROC曲线

Fig.6 ROC curves of the four kinds of fully self-adaptive detectors

从ROC曲线图中可以看出,在虚警概率一定的条件下,RXD与WAAD算法具有更高的探测概率,说明这两种算法的性能优于LPTD与UTD算法。这与表1的分析结果是一致的。

### 3.2 半监督探测算法性能验证与分析

由于选取的高光谱图像中,作为目标物的飞机本身清晰可见,因此可以先从图像中提取出飞机的光谱反射率特性曲线,将该曲线作为先验信息,在探测过程中加以利用,分别利用CEM、ACE、AMF、ECDHyT、ECDPaT这5种算法进行计算,所得结果如图7~11所示。从图中可以看出,CEM、ACE与AMF算法得出目标与背景的对比度明显比基于ECD模型的算法强,但是这种效果的代价是有一部分目标被压制,很容易被误判为背景。



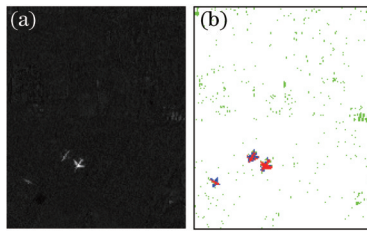


图7 CEM算法探测结果。(a)灰度图;(b)伪彩色标记图  
Fig.7 Detection results used CEM. (a) Grayscale image;  
(b) pseudo-color image

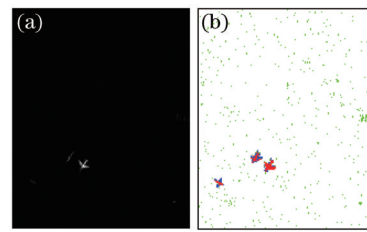


图8 ACE算法探测结果。(a)灰度图 (b)伪彩色标记图  
Fig.8 Detection results used ACE. (a) Grayscale image;  
(b) pseudo-color image

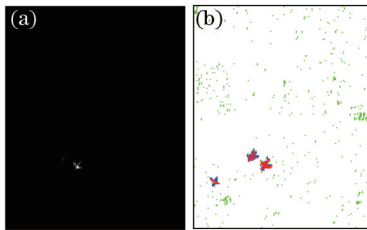


图9 AMF算法探测结果。(a)灰度图;(b)伪彩色标记图  
Fig.9 Detection results used AMF. (a) Grayscale image;  
(b) pseudo-color image

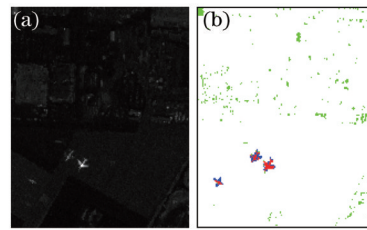


图10 ECDHyT算法探测结果。(a)灰度图;(b)伪彩色标记图  
Fig.10 Detection results used ECDHyT. (a) Grayscale  
image; (b) pseudo-color image

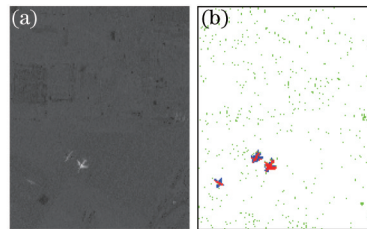


图11 ECDPaT算法探测结果。(a)灰度图;(b)伪彩色标记图

Fig.11 Detection results used ECDPaT. (a) Grayscale image; (b) pseudo-color image

为了说明在不同的丰度门限下各半监督探测算法的探测概率,选取了4种不同的 $t$ 值,其计算结果如表2所示。

表2 5种半监督探测算法在不同丰度门限下的探测概率

Table 2 Detection probabilities of the five kinds of semi-supervised detectors with different thresholds

Algorithm	$R_{SIN}$	$t=2\%$	$t=5\%$	$t=10\%$	$t=20\%$
CEM	71.2758	59.32%	67.80%	70.62%	75.14%
ACE	159.0906	56.50%	59.32%	64.41%	71.79%
AMF	179.4713	58.19%	63.84%	70.62%	75.71%
ECDHyT	34.2635	49.72%	59.89%	67.80%	80.23%
ECDPaT	38.5339	55.37%	59.89%	61.02%	67.80%

为了更全面地评价这5种半监督探测算法的性能,作出其ROC曲线,如图12所示。从图中可以看出,当丰度门限超过某一特定值时,相比于其他算法,ECDHyT算法的性能出现显著的提升。原因在于ACE、AMF等算法均是求得背景均值 $\mu_0$ 和协方差矩阵 $\Gamma$ 后,用多维正态分布模型近似模拟背景,得出决策边界,但这种正态分布模型并不能很好地描述背景的变化情况,而ECD模型解决了这个问题。ECD模型通过把地物本身和外界环境的影响分离开来,用一个正态随机向量 $z$ 描述地物内在结构和表面粗糙度的变化,用一个尺度随机变量 $\alpha$ 描述外在环境,如每个像元区域光照强度、遥感器线性响应度等的影响。测得的光谱向量表示为 $x = \alpha z$ ,这样的描述更符合实际。但都是基于ECD模型,为什么ECDHyT与ECDPaT的ROC曲线区别会如此大?这一问题有待后续进一步研究。

除了各算法在类内的比较分析,通过比较两类目标探测算法,可以发现即使只有少量的先验信息,也可以极大地提升目标探测的效率。从表1和表2中可以看出,在2%的丰度门限条件下,目标光谱信息的利用使

得算法的探测率提高一倍左右,而虚警概率基本没有发生变化。

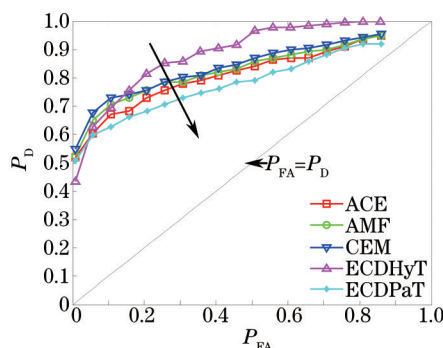


图 12 5种半监督探测算法的ROC曲线

Fig. 12 ROC curves of the five kinds of semi-supervised detectors

## 4 结 论

针对特定的高光谱图像数据,在完全自适应探测算法中,相对于LPTD与UTD算法,RXD与WAAD更有可能表现出相对较好的效果。在半监督目标探测中,CEM、ACE、AMF、ECDHyT和ECDPaT这5种算法均需要事先获得目标的反射或辐射光谱信息,尽管这样做可能会造成前期的处理成本增加,但是对于后期的目标探测来说可以极大地提高效率、降低成本。在多数情况下,由于ECD模型能够更准确地描述光谱向量的概率分布情况,因此基于ECD模型的ECDHyT与ECDPaT算法性能优于CEM、ACE与AMF,但是也存在特殊情况,这5种算法的ROC曲线反映出ECDPaT算法的性能不如CEM、ACE与AMF算法,这一问题有待进一步研究。

## 参 考 文 献

- Goetz A F, Vane G, Solomon J E, *et al.*. Imaging spectrometry for earth remote sensing[J]. Science, 1985, 228(4704): 1147-1153.
- Dong Wei, Zhou Jinsong, Nie Yunfeng, *et al.*. Optical design of airborne hyperspectral imaging system with wide field of view[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 0511007.  
董 伟,周锦松,聂云峰,等. 机载大视场高光谱成像系统设计[J]. 光学学报, 2014, 34(5): 0511007.
- Xue Qinsheng. Optical system design of a spaceborne broadband far ultraviolet hyperspectral imager[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 0322001.  
薛庆生. 星载宽波段远紫外高光谱成像仪光学系统设计[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0322001.
- Xue Qinsheng. Optical system design of multi-model hyperspectral imager for space-based atmospheric remote sensing[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(8): 0822005.  
薛庆生. 空间大气遥感高光谱成像仪光学系统设计[J]. 光学学报, 2014, 34(8): 0822005.
- Manolakis D, Truslow E, Pieper M, *et al.*. Detection algorithms in hyperspectral imaging systems: An overview of practical algorithms[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(1): 24-33.
- Chen S Y, Paylor D, Chang C I. Anomaly discrimination in hyperspectral imagery[C]. SPIE, 2014, 9124: 91240C.
- Liu W M, Chang C I. Multiple-window anomaly detection for hyperspectral imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(2): 644-658.
- Yan Y, Liu B. Algorithms of target detection on hyperspectral imagery[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(23): 6341-6344.
- Alam M S, Sidike P. Trends in oil spill detection via hyperspectral imaging[C]. 2012 7th International Conference on Electrical & Computer Engineering (ICECE) 2012: 858-862.
- Zhang Bin, Gao Lianru. Hyperspectral Image Classification and Target Detection[M]. Beijing: Science Press, 2011: 247-250.  
张 兵,高连如. 高光谱图像分类与目标探测[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 247-250.
- Talens P, Mora L, Morsy N, *et al.*. Prediction of water and protein contents and quality classification of Spanish cooked ham using NIR hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 117(3): 272-280.
- Thiyanarantnam P, Osher S, Chen S, *et al.*. Compressive hyperspectral imaging and anomaly detection[C]. Level Set

Systems Inc Pacific Palisades CA, 2013.

13 Pons J F, Pascal F, Ovarlez J P. Adaptive non-zero mean gaussian detection and application to hyperspectral imaging[J]. 2014, 1404: 29977VI. <http://arxiv.org/abs/1404.2977>.

14 Liu Xiang. Target Detection on Hyperspectral Imagery Based on Transformation of Spectral Dimensions[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2008: 98-102.

刘 翔. 基于光谱维变换的高光谱图像目标探测研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2008: 98-102.

栏目编辑: 张 雁