

一种改进的高光谱遥感影像 ACE 目标检测算法

何元磊¹, 王静荔², 贾俊波¹, 陈勇¹, 马超¹, 高正明¹

(1. 宝鸡高新技术研究所, 陕西 宝鸡 721013; 2. 空军工程大学 理学院, 陕西 西安 710051)

摘要:提出一种改进的自适应余弦估计(ACE)目标检测算法。比较高光谱影像每个样本像元与目标信号的光谱相似度,选择与目标信号光谱差异性较大部分样本像元参与背景协方差阵的构建,可使背景协方差阵有效避免目标信息的“污染”。对航空可见光/红外成像光谱仪(AVIRIS)获取的两幅真实高光谱遥感影像进行了实验,结果表明,与另外两种 ACE 算法相比,改进算法的检测性能有明显改善,适合检测一定像元数目的大目标。

关键词:高光谱遥感;目标检测;自适应余弦估计

中图分类号: TP75; P237

文献标志码: A

文章编号: 1672-3767(2015)03-0062-06

Improved ACE Target Detection Algorithm for Hyperspectral Remote Sensing Images

He Yuanlei¹, Wang Jingli², Jia Junbo¹, Chen Yong¹, Ma Chao¹, Gao Zhengming¹

(1. Baoji Research Institute of Hi-Tech, Baoji, Shaanxi 721013, China;

2. College of Science, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710051, China)

Abstract: An improved adaptive cosine estimator (ACE) target detection algorithm was developed, in which the spectral similarity between each sample pixel and the target signal was compared. Based on the comparison, samples with greater spectral difference from the target signal were selected to take part in the building of background covariance matrix, which reduced the matrix's "pollution" of target information. Two real AVIRIS hyperspectral remote sensing images were tested for target detection. The experimental results demonstrate that compared with the other two ACE algorithms, the proposed algorithm yields better detection performance and is more suitable for detecting bigger targets occupying a number of pixels.

Key words: hyperspectral remote sensing; target detection; adaptive cosine estimator

高光谱遥感,是在电磁波谱的可见光、近红外、中红外和热红外波段范围内,获取许多非常窄、光谱连续影像数据的技术。由于具有“图谱合一”的特性和较高的光谱分辨率,高光谱遥感目前已广泛应用于矿物填图、环境监测、精准农业和战场侦察、伪装识别、打击效果评估等多个民用和军事领域,高光谱影像目标检测技术正成为学术界研究的热点。如文献[1-3]先对高光谱影像数据降维,再进行目标检测;文献[4]提出了一种基于张量表示的目标检测新框架和稀疏目标检测方法,有效利用了局部区域目标的空间-光谱联合信息;文献[5]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,然后运用局部对象集进行背景估算和目标检测;文献[6]先进行端元提取,再对背景端元去相关,最后使用全约束最小二乘法进行光谱解混,得到目标端元的丰度图像。本研究首先分析了高光谱影像经典目标检测算法—自适应余弦估计(adaptive cosine estimator, ACE)^[7]的推导过程,然后针对其所有样本像元估计背景协方差阵的不足,对背景协方差阵进行改进,选择部分样本像元参与背景协方差阵的构建,克服了 ACE 算法不能有效检测大目标的缺陷,真实高光谱影像目标检测的实验结果证实了改进算法的有效性。

收稿日期: 2014-07-24

基金项目: 国家自然科学基金项目(41174093)

作者简介: 何元磊(1983—),男,山东济宁人,工程师,博士,主要从事高光谱影像处理方面的研究. E-mail: xiaoh310@163.com

1 ACE 算法

设 \mathbf{r} 是高光谱影像一像元光谱向量, ACE 基于非结构化背景模型, 检测过程中背景信号与噪声信号不分离, 其二元假设为:

$$\begin{aligned} H_0: \mathbf{r} &= \mathbf{v}; \\ H_1: \mathbf{r} &= \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_d + \mathbf{v}. \end{aligned} \quad (1)$$

其中, \mathbf{v} 是一零均值的 L 维正态随机变量, \mathbf{D} 是目标信号矩阵, $\boldsymbol{\alpha}_d$ 是目标信号丰度矩阵。则

$$\begin{aligned} H_0: \mathbf{r} &\sim N(0, \sigma_0^2 \boldsymbol{\Gamma}); \\ H_1: \mathbf{r} &\sim N(\mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_d, \sigma_1^2 \boldsymbol{\Gamma}). \end{aligned} \quad (2)$$

$\boldsymbol{\Gamma}$ 是背景协方差阵。设 $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N$ 是 N 个满足独立同分布的训练背景像元光谱向量, 对于 $i = 1, 2, \dots, N$, $\mathbf{y}_i \sim N(0, \boldsymbol{\Gamma})$, 若 \mathbf{y}_i 与 \mathbf{r} 独立, 则

$$L(\mathbf{r}, \mathbf{Y} | H_0) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}L(N+1)} |\boldsymbol{\Gamma}|^{-\frac{1}{2}(N+1)} (\sigma_0^2)^{-\frac{1}{2}L} \exp\left\{-\frac{\mathbf{r}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{r}}{2\sigma_0^2} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \mathbf{y}_i^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{y}_i\right\}; \quad (3)$$

$$\begin{aligned} L(\mathbf{r}, \mathbf{Y} | H_1) &= (2\pi)^{-\frac{1}{2}L(N+1)} |\boldsymbol{\Gamma}|^{-\frac{1}{2}(N+1)} (\sigma_1^2)^{-\frac{1}{2}L} \exp\left\{-\frac{(\mathbf{r} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_d)^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} (\mathbf{r} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_d)}{2\sigma_1^2}\right\} \times \\ &\exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \mathbf{y}_i^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{y}_i\right\}. \end{aligned} \quad (4)$$

分别求得 $\boldsymbol{\alpha}_d, \sigma_0^2$ 和 σ_1^2 的极大似然估计: $\bar{\boldsymbol{\alpha}}_d = (\mathbf{D}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{r}$, $\bar{\sigma}_0^2 = \frac{\mathbf{r}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{r}}{L}$, $\bar{\sigma}_1^2 = \frac{(\mathbf{r} - \mathbf{D}\bar{\boldsymbol{\alpha}}_d)^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} (\mathbf{r} - \mathbf{D}\bar{\boldsymbol{\alpha}}_d)}{L}$, 代入式(3)和(4), 由广义似然比检验(generalized likelihood ratio test, GLRT)统计得

$$e_{\text{ACE}}(\mathbf{r}) = \frac{\mathbf{r}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{D} (\mathbf{D}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{r}}{\mathbf{r}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{r}}. \quad (5)$$

当 $\mathbf{D} = \mathbf{d}$ 时, 上式简化为

$$e_{\text{ACE}}(\mathbf{r}) = \frac{(\mathbf{r}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{d})^2}{(\mathbf{r}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{r})(\mathbf{d}^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \mathbf{d})}. \quad (6)$$

由式(6)可知, ACE 算法检测目标, 须知 $\boldsymbol{\Gamma}$ 。在实际中, 包括目标像元在内的所有样本像元均参与 $\boldsymbol{\Gamma}$ 的估计, 当目标像元在高光谱影像中较少时, 对 $\boldsymbol{\Gamma}$ 的影响较小, 但随着影像中目标像元个数的增多, 对 $\boldsymbol{\Gamma}$ 的影响不能忽略, 此时 ACE 算法的检测效果就会显著下降。

2 改进的 ACE 目标检测算法

设 g 是一光谱相似性度量, 像元 r 和目标信号 d 的光谱相似性度量值用 $g(r, d)$ 表示。 $g(r, d)$ 越大, 说明 r 和 d 越不相似。若高光谱影像样本像元集为 $\mathbf{R} = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$, 则改进 ACE 目标检测算法的具体步骤为:

- ① 对于 $i = 1, 2, \dots, N$, 计算 $g(r_i, d)$, 将最小值和最大值分别用 g_{\min} 和 g_{\max} 表示;
- ② 令 $\epsilon = g_{\min}$, 找到所有满足 $g(r, d) \geq \epsilon$ 的样本像元, 组成新的样本集 $\mathbf{H} = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$;

- ③ 计算样本协方差阵 $\boldsymbol{\Gamma} = \frac{\sum_{i=1}^n (h_i - \bar{h})(h_i - \bar{h})^T}{n}$, 其中 $\bar{h} = \frac{\sum_{i=1}^n h_i}{n}$;

- ④ 将 $\boldsymbol{\Gamma}$ 代入式(6), 对 $i = 1, 2, \dots, N$, 求解 $\text{ACE}(r_i)$, 获得接收机操作特性(receiver operating characteristic, ROC) 曲线, 求出 ROC 曲线线下面积(area under ROC curve, AUC)^[8], 用 A_ϵ 表示;

- ⑤ 将 ϵ 按一定步长逐步增大至 g_{\max} , 找到使 A_ϵ 值最大(用 A_s 表示)时的 ϵ 值, 此时的 $e_{\text{ACE}}(\mathbf{r})$ 即为算法对应于光谱相似性度量 g 的最终检测结果。

关于改进的 ACE 算法,需要说明的是:

①算法通过比较 d 与影像中每个样本像元的光谱相似度,将 ϵ 限制在 g_{\min} 和 g_{\max} 之间。 ϵ 决定了最终的检测结果, ϵ 取值太大或太小,都会影响对背景的统计性描述。因此,引入 ϵ 的目的是为了减少 \mathbf{T} 对目标的依赖性。

②AUC 是 ROC 曲线与虚警率轴所围的面积,其值越接近 1,说明检测效果越好。文献[9]指出采用 AUC 评价检测算法优于 ROC 曲线。算法将 ϵ 值在 g_{\min} 和 g_{\max} 之间变化,使得 A_e 值最大。

3 实验及结果分析

将改进的 ACE 算法用于真实高光谱影像目标检测,并与 ACE 算法以及基于加权样本协方差矩阵的 ACE 算法(简称加权 ACE)进行比较。其中,加权 ACE 算法由文献[10]提出,将 \mathbf{T} 进行了改动:

$$\mathbf{T}^* = \sum_{i=1}^N g(r_i, d)(r_i - \bar{r})(r_i - \bar{r})^T$$

改进 ACE 和加权 ACE 算法使用 OSP 度量^[10]、光谱角制图(spectral angle mapper, SAM)、欧氏距离(euclidean distance, ED)、光谱信息散度(spectral information divergence, SID)^[11]、SAM-SID^[12] 和正交投影散度(orthogonal projection divergence, OPD)^[13] 六种光谱相似性度量。另外,为进一步比较两种方法的总体检测效果,使用另一评价目标检测算法的指标:点(0,1)到 ROC 曲线的最短距离^[14],用 Δ 表示。 Δ 值越小,检测效果越好。

3.1 实验一

使用美国加州圣地亚哥 North Island 海军机场高光谱遥感影像,影像大小为 100×100 像元,空间分辨率为 3.5 m,影像中目标的位置如图 1 所示。224 个成像波段中去掉低信噪比波段、水汽吸收波段以及传感器故障波段,保留 135 个波段,图 2 给出了第 7 波段影像。

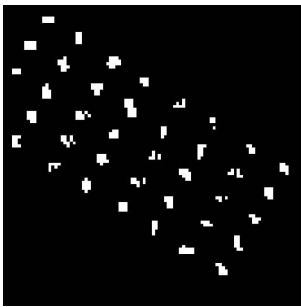


图 1 目标的空间分布图

Fig. 1 Target ground-truth map

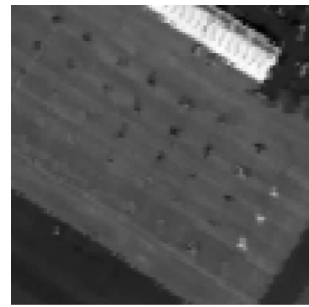


图 2 第 7 波段影像图

Fig. 2 Image of band 7

将 SAM-SID 度量的步长设定为 0.001, SAM 和 SID 的步长设定为 0.01, OSP、OPD 和 ED 的步长设定为 0.1。表 1 给出了 ACE、加权 ACE 和改进 ACE 三种算法的 A_e 值和 Δ 值,可以看出,ACE 的 A_e 值最小且 Δ 值最大,这说明若影像中目标像元较多,ACE 的检测效果最差;与 ACE 相比,加权 ACE 拥有较大的 A_e 值和

表 1 不同 ACE 算法的 A_e 值和 Δ 值表

Tab. 1 A_e and Δ values of different ACE algorithms

方法	ϵ	A_e	Δ	方法	ϵ	A_e	Δ
ACE		0.784	0.111	SAM 改进 ACE	0.130	0.928	0.012
SAM 改进 ACE		0.838	0.065	SID 改进 ACE	0.020	0.924	0.013
SID 加权 ACE		0.869	0.044	SAM-SID 改进 ACE	0.003	0.918	0.017
SAM-SID 加权 ACE		0.892	0.032	OSP 改进 ACE	3.400	0.927	0.013
OSP 加权 ACE		0.881	0.030	OPD 改进 ACE	0.600	0.926	0.010
OPD 加权 ACE		0.847	0.060	ED 改进 ACE	4.300	0.926	0.008
ED 加权 ACE		0.819	0.089				

较小的 Δ 值,其中以 SAM-SID 的 A_c 值最大,OSP 的 Δ 值最小;使用改进算法后,对于相同的光谱相似性度量, A_c 值较加权 ACE 明显增大, Δ 值明显减小,其中 SAM 的 A_c 值最大而 Δ 值最小,说明其检测效果最好,此时 $\epsilon = 0.13$ 。

取 ACE、SAM-SID 加权 ACE 与 SAM 改进 ACE 比较,检测结果如图 3 所示。可知,ACE 检测到的目标像元最少,SAM 改进 ACE 与 SAM-SID 加权 ACE 相比,检测到的目标像元更多,目标也较为清晰。三种算法的 ROC 曲线如图 4 所示,在相同虚警率条件下,SAM-SID 加权 ACE 算法的检测率与 ACE 比有显著提高,但低于 SAM 改进 ACE 算法,当虚警率为 0.1 时,SAM 改进 ACE 的检测率较 SAM-SID 加权 ACE 约高 10%。

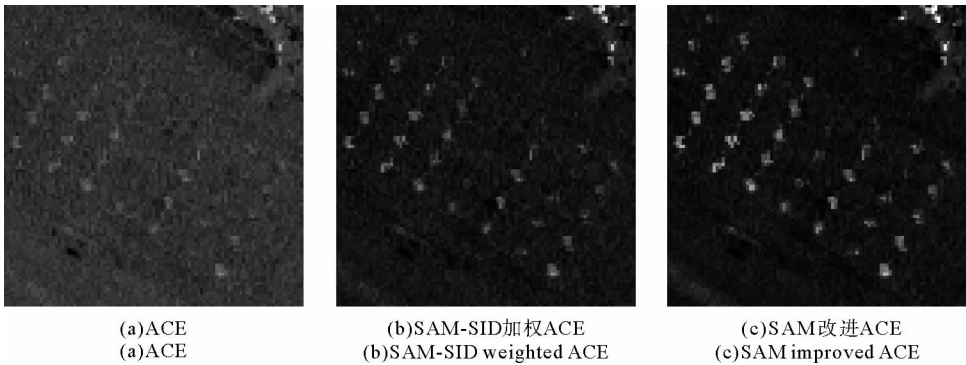


图 3 三种 ACE 算法的检测结果

Fig. 3 Detection results of three ACE algorithms

3.2 实验二

使用高光谱遥感影像 92AV3C,空间分辨率 17 m,影像大小为 100×100 像元,其中的人工建筑 stone-steel towers 是感兴趣目标,其空间位置如图 5 所示,可知目标像元的分布较为集中。220 个成像波段中去掉低信噪比波段和水汽吸收波段,保留 176 个波段,图 6 给出了影像的第 20 波段影像。

将 SAM-SID 的步长设定为 0.001,SAM 和 SID 的步长设定为 0.01,OSP、OPD 和 ED 的步长设定为 0.1。表 2 给出了 ACE、加权 ACE 和改进 ACE 三种算法的 A_c 值和 Δ 值,可以看出,加权 ACE 的 A_c 值明显小于改进 ACE,而 Δ 值明显大于改进 ACE;对于后者而言,ED 的 A_c 值最大,同时 Δ 值最小,此时 $\epsilon = 2$ 。取 ACE、SAM-SID 加权 ACE 和 ED 改进 ACE 进行比较,图 7 和图 8 分别给出相应的检测结果和 ROC 曲线。

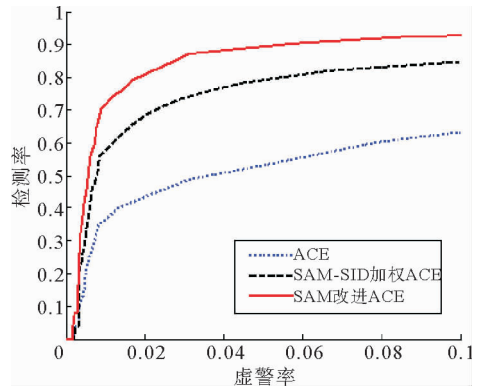


图 4 三种 ACE 算法的 ROC 曲线

Fig. 4 ROC curves of three ACE algorithms



图 5 目标的空间分布

Fig. 5 Target ground-truth map



图 6 第 20 波段影像

Fig. 6 Image of band 20

表 2 不同 ACE 算法的 A_z 值和 Δ 值

Tab. 2 A_z and Δ values of different ACE algorithms

方法	ϵ	A_z	Δ	方法	ϵ	A_z	Δ
ACE		0.891	0.041	SAM 改进 ACE	0.360	0.976	0.006
SAM 改进 ACE		0.934	0.021	SID 改进 ACE	0.120	0.975	0.007
SID 加权 ACE		0.940	0.014	SAM-SID 改进 ACE	0.041	0.976	0.006
SAM-SID 加权 ACE		0.952	0.015	OSP 改进 ACE	3.700	0.979	0.005
OSP 加权 ACE		0.945	0.015	OPD 改进 ACE	2.500	0.976	0.006
OPD 加权 ACE		0.934	0.021	ED 改进 ACE	2.000	0.982	0.002
ED 加权 ACE		0.908	0.030				

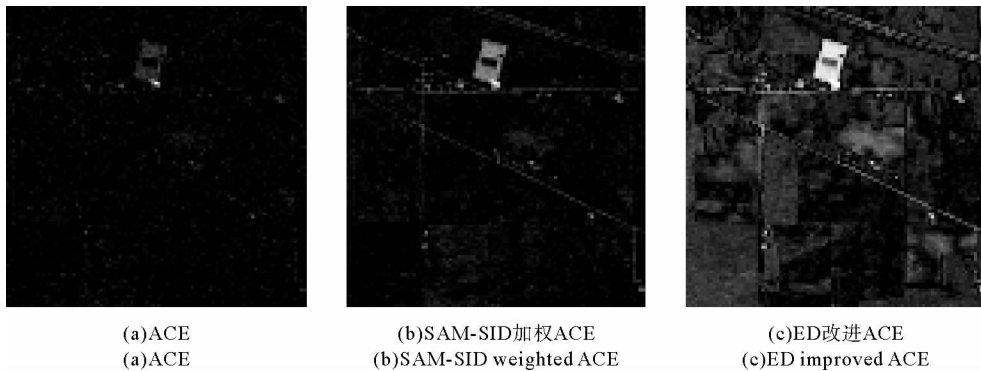


图 7 三种 ACE 算法的检测结果

Fig. 7 Detection results of three ACE algorithms

由图 7 可知,原始 ACE 算法仅能检测到少数目标像元;SAM-SID 加权后检测到的目标像元增多;使用 ED 对样本协方差阵改进后,背景得到很好的压制,检测出的目标像元最多,这在图 8 中有所反映。可以看出,三种算法中 ACE 的检测率最低;当虚警率小于 0.01 时,ED 改进 ACE 的检测率略高于 SAM-SID 加权 ACE;随着虚警率的增大,前者的检测率有了显著提高,其 ROC 曲线明显位于其余两条曲线之上。

4 结论与讨论

由上述实验可知:

1) 对同一幅高光谱遥感影像来说,在 ACE、加权 ACE 和改进 ACE 三种算法中,改进 ACE 算法的检测效果最好,加权 ACE 次之,ACE 最差。这是因为所有样本像元均参与 ACE 算法 Γ 的估计,目标像元和背景像元对 Γ 的贡献量相同;而对加权 ACE 算法来说,尽管和 ACE 算法一样,所有样本像元均参与了 Γ^* 的估计,但各像元对 Γ^* 的贡献量不同,与目标信号光谱差异大的样本像元对 Γ^* 的贡献大;改进 ACE 算法则是通过引入 ϵ ,使 Γ 尽可能只由背景像元组成,克服了目标信息“污染”背景协方差阵的问题。

2) 改进 ACE 算法和加权 ACE 算法均需使用光谱相似性度量。若使用的度量不同,检测结果不同。在高光谱影像处理领域存在多种光谱相似性度量,分别从不同角度对像元光谱的相似性进行描述。实验中仅选择六种代表性的度量进行比较,在以后研究中可尝试其他的光谱相似性度量,从众多度量中选择最佳的检

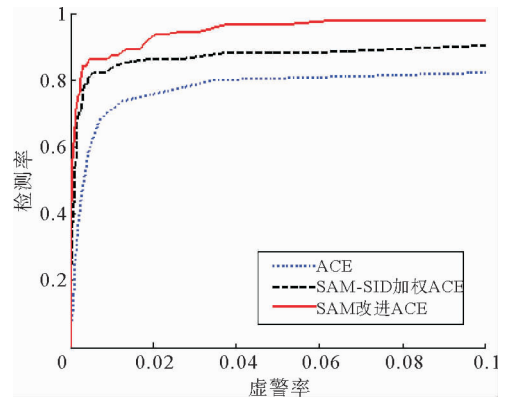


图 8 三种 ACE 算法的 ROC 曲线

Fig. 8 ROC curves of three ACE algorithms

测结果。

本研究提出的改进 ACE 目标检测算法,通过改变参与背景协方差阵估计的像元结构,使背景协方差阵克服目标信息的干扰,能更准确地描述背景的统计特性。将其用于 AVIRIS 高光谱遥感影像目标检测,实验结果表明,改进 ACE 算法显著提高了检测效果,在高光谱影像大目标检测方面具有一定优势。

参考文献:

- [1]孙康,耿修瑞,唐海蓉,等.一种基于非线性主成分分析的高光谱图像目标检测方法[J].测绘通报,2015(1):105-108.
Sun Kang,Geng Xiurui,Tang Hairong,et al. A new target detection method using nonlinear PCA for hyperspectral imagery [J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2015(1):105-108.
- [2]何元磊,刘代志,易世华,等.面向目标探测的高光谱影像层次聚类波段选择[J].仪器仪表学报,2011,32(4):825-830.
He Yuanlei,Liu Daizhi,Yi Shihua,et al. Band selection based on hierarchical clustering for hyperspectral target detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2011,32(4):825-830.
- [3]王静荔.波段最大筛选法及其在高光谱目标探测中的应用[J].红外与激光工程,2012,41(6):1514-1519.
Wang Jingli. Maximum band screening and its application to hyperspectral target detection[J]. Infrared and Laser Engineering,2012,41(6):1514-1519.
- [4]谷延锋,高国明,郑贺,等.高分辨率航空遥感高光谱图像稀疏张量目标检测[J].测绘通报,2015(1):31-38.
Gu Yanfeng,Gao Guoming,Zheng He,et al. High resolution airborne hyperspectral remote sensing images target detection via tensor and sparse[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2015(1):31-38.
- [5]刘凯,张立福,杨杭,等.面向对象分析的非结构化背景目标高光谱探测方法研究[J].光谱学与光谱分析,2013,33(6):1653-1657.
Liu Kai,Zhang Lifu,Yang Hang,et al. Hyperspectral unstructured background target detection approach based on object-oriented analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2013,33(6):1653-1657.
- [6]He Y L,Liu D Z, Yi S H. A novel endmember extraction and discrimination algorithm for target detection in hyperspectral imagery[J]. Journal of Optics,2011,13(8):1-6.
- [7]Manolakis D,Shaw G. Detection algorithms for hyperspectral imaging applications[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002,19(1):29-43.
- [8]Stefania M,Marco D. A tutorial overview of anomaly detection in hyperspectral images[J]. IEEE A&E Systems Magazine, 2010,25(7):5-27.
- [9]Chang C I. Multiparameter receiver operating characteristic analysis for signal detection and classification[J]. IEEE Sensors Journal,2010,10(3):423-442.
- [10]耿修瑞,赵永超.高光谱遥感影像小目标检测的基本原理[J].中国科学:地球科学版,2007,37(8):1081-1087.
Geng Xiurui,Zhao Yongchao. Principles of small target detection of hyperspectral imagery[J]. Science in China: Earth Sciences,2007,37(8):1081-1087.
- [11]张浚哲,朱文泉,董燕生,等.一种基于变权重组合的光谱相似性测度[J].测绘学报,2013,42(3):418-432.
Zhang Junzhe,Zhu Wenquan,Dong Yansheng,et al. A spectral similarity measure based on changing weight combination method[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2013,42(3):418-432.
- [12]Du Y Z,Chang C I,Hsuan R. New hyperspectral similarity measure for spectral characterization[J]. Optical Engineering, 2004,43(8):1777-1786.
- [13]苏红军,盛业华.基于正交投影散度的高光谱遥感波段选择算法[J].光谱学与光谱分析,2011,31(5):1309-1313.
Su Hongjun,Sheng Yehua. Orthogonal projection divergence-based hyperspectral band selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2011,31(5):1309-1313.
- [14]Capobianco L,Garzelli A,Camps G. Target detection with semisupervised kernel orthogonal subspace projection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2009,47(11):3822-3833.

(责任编辑:高丽华)