

基于支持向量数据描述的高光谱图像目标检测

王晓飞^{1,2} 张钧萍³ 阎秋静² 迟耀斌¹

¹ 北京二十一世纪科技发展有限公司, 北京 100096
² 黑龙江大学电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080
³ 哈尔滨工业大学信息工程系, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘要 高光谱图像目标检测具有重要的理论研究价值和应用前景,是遥感信息处理领域中的一个热点课题。当前大部分检测算法需要设置一个合适的判决阈值,这个阈值是由人工设置或利用目标与背景信息进行计算得到的。实际中对背景的先验知识往往很少,这限制了很多算法的应用。针对这一问题,提出了一种新的纯像素目标检测算法——基于支持向量数据描述(SVDD)的高光谱图像目标检测算法,把目标检测问题转化为了单值分类问题。首先训练 SVDD 分类器,然后对数据进行类内(目标)和类外(背景)的分类,对分类的图像再利用目标的空间特征降低虚警率,最终得到目标检测结果。利用实际高光谱数据的实验表明,与经典的光谱角度制图和有约束能量最小化算法相比,该方法仅需要较少的目标类训练样本就可以得到与前两者选取最佳阈值时接近的检测结果,当增加背景样本时,该方法优于上述两种算法。

关键词 遥感;高光谱图像;目标检测;支持向量数据描述;单值分类

中图分类号 TP751.1 文献标识码 A doi: 10.3788/CJL201441.s114003

Target Detection for Hyperspectral Image Based on Support Vector Data Description

Wang Xiaofei^{1,2} Zhang Junping³ Yan Qiuqing² Chi Yaobin¹

¹ Beijing Twenty-First Century Science & Technology Development Co., Ltd., Beijing 100096, China

² College of Electronic Engineering, Heilongjiang University, Harbin, Heilongjiang 150080, China

³ Department of Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China

Abstract Hyperspectral imagery target detection has an important theoretical research value and application prospect, and it is a hot topic in the field of the remote sensing information processing. At present, most detection algorithms need to set an appropriate decision threshold, which is set by hand or computed by using the objects and background information. In practice, the little prior knowledge of the background often limits the application of many algorithms. To solve this problem, a new pure-pixel target detection algorithm for hyperspectral image is presented, which is based on the support vector data description (SVDD). Then the target detection problem is transformed to one-class classification problem. Firstly, SVDD classifier is trained by selected samples, and then the data are classified into inner-class (the target) and outer-class (the background). Next, the spatial characteristics of the target are used to reduce false alarm rate of the classified image. Finally, the ultimate detection results can be obtained. Experimental results of the hyperspectral data show that compared with the two classical spectral angle mapping and constrained energy minimization methods, the proposed method, which only requires a small number of target training samples, can reach the close results as the two algorithms when the optimal threshold values are selected. When the background samples increase, the method is superior to the mentioned two algorithms.

Key words remote sensing; hyperspectral image; target detection; support vector data description; one-class classification

OCIS codes 100.2980; 350.2660

收稿日期: 2013-10-20; 收到修改稿日期: 2013-11-13

基金项目: 国家自然科学基金(61271348)、北京市博士后工作资助项目、北京市科技计划项目(Z121100006112032)、黑龙江省高校电子工程重点实验室项目

作者简介: 王晓飞(1977—),男,博士,副教授,主要从事高光谱图像处理方面的研究。E-mail: nk_wxf@hlju.edu.cn

1 引言

具有“图谱合一”特性的高光谱图像除了包含普通图像的空间信息之外,还具有丰富的光谱信息,其较高的光谱分辨率使每个像素都可以用一条近似连续的光谱曲线表示,为地物目标的检测识别提供了有利的条件^[1]。针对高光谱图像目标检测算法研究成为当前遥感领域中的一个研究热点,在公共安全、军事侦察、污染监测、食品卫生、星际探索等许多方面都已获得成功应用^[2],并且潜力巨大。

现有的高光谱图像目标检测的算法可以大致分为光谱异常检测和光谱匹配检测两种^[3]。异常检测不需要目标物光谱的先验信息,将不符合背景模型的异常光谱点判为目标,如 RX 检测算法^[4]及其派生算法,但这种检测往往无法直接从图像中搜索到感兴趣的。而光谱匹配检测需要使用目标光谱信号的先验信息,可以在有附加约束或无附加约束条件下实施。主要可细分为两大类,一类是针对混合像素目标,即某像素可能只包含背景,或者同时包含目标和背景。对于这一类目标通常采用自适应子空间识别算子(ASD)^[5],正交子空间投影(OSP)^[6],混合像素分解^[7]等方法进行检测识别。另一类是针对纯像素目标,即某像素完全属于背景或目标。作为对这一类目标行之有效的基本算法,光谱角度制图(SAM)因其简单易实现而一直被人关注。其他比较典型的还有:根据 Fisher 线性判别准则构造的匹配滤波器(MF)法^[8],为解决 MF 法目标协方差矩阵不易估计的问题而提出的自适应匹配滤波(AMF)法^[9],另外子空间匹配滤波(SMF)^[10]和有约束能量最小化(CEM)^[11]等算法也经常采用。这些算法的原理基本上都是利用目标信息,或是背景和背景光谱信息进行检测统计,得到一个检测算子 $y=D(x)$,利用算子比较检测数据与目标光谱的相似程度。这些算法都需要设置一个合适的判决阈值,一旦阈值设置不恰当,识别的结果会很差。阈值可由人工设置,或是根据背景与目标的一些先验信息得到,但受人为因素影响较大,不利于实际应用。同时,由于背景多变的,影响了多数算法对背景信息的使用。

近些年 Tax 等^[12]在支持向量机基础上,提出了在小样本单类分析中具有良好的机理和应用前景的支持向量数据描述(SVDD)算法。本文在分析了 SVDD 的原理基础上,提出了一种新的算法。该算法中超平面判别是由训练样本直接获得的,不需要人工或引入其它算法进行设置阈值,因而更方便使用。同时,背景信息作为 SVDD 的负样本使用,也

能提高目标检测的效果。

2 支持向量数据描述

支持向量数据描述的重要思想是:首先把训练数据通过非线性变换映射到一个高维特征空间,然后在此特征空间中去寻找尽可能多的包围这些映射数据的最小球体,称之为最小包围球。让目标样本点尽可能被包围在最小包围球体中,而非目标样本点尽可能地在此最小包围球体外,从而实现两类之间的划分。即认为最小包围球体内的点是目标类数据,而最小包围球体外的点是非目标类数据。

假设高光谱图像有 m 个像素点, n 个波段,并且可以被分成二类,即

$$p_j \in \mathbf{R}^n, l_j \in \{-1, 1\}, j = 1, 2, \dots, m, \quad (1)$$

式中 p_j 表示第 j 个像素向量, \mathbf{R}^n 为 n 维实数向量空间, l_j 表示第 j 个像素的类别标号。支持向量数据描述算法的目的是设法找到一个其中心为 a ,半径为 r 的能够包含所有样本点的最小包围球 S ,对于高维空间就是一个超球体,描述成数学问题,即

$$\min_{a,r} r^2, \quad (2)$$

约束条件为

$$\|p_i - a\|^2 \leq r^2. \quad (3)$$

最小包围球可以通过求解上面带约束的二次优化问题得到,为了使优化区域更紧致,可采用核映射的思想,首先将低维的输入空间 F 通过非线性映射函数 ϕ 映射到高维特征空间 H ,即用满足 Mercer 条件的核函数来代替高维空间中的内积运算,即找到核函数 $K(x, y)$,使得 $K(x, y) = \langle \phi(x), \phi(y) \rangle$,然后在此空间中求解包含所有样本点的最小超球体 S 。通常应当允许极少数的样本落在球体外,因此可适当放松约束条件^[(3)式]。引入松弛变量 ξ_i ,这样优化问题转化为

$$\min_{a,r} r^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i, \quad \text{s. t. } \|\phi(p_i) - a\|^2 \leq r^2 + \xi_i, \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m, \quad (4)$$

式中 $C > 0$ 是一个惩罚常量,用来平衡最小包围球半径的大小 r 和可能落在球体外的样本数量。通常上述问题可利用相提并拉格朗日乘子法求得

$$L = \sum_i \alpha_i K(p_i, p_i) - \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j K(p_i, p_j), \quad (5)$$

式中拉格朗日乘子 $\alpha_i \geq 0$ 。最终将问题进一步转化为对偶问题:

$$\max \left\{ \sum_i \alpha_i K(p_i, p_i) - \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j K(p_i, p_j) \right\},$$

$$\text{s. t. } 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad \sum_i^m \alpha_i = 1, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (6)$$

解该优化问题可得到 α_i , 其中使 $0 < \alpha_i \leq C$ 的样本点被称为支持向量(SV)。

这样, 对新样本 z 而言, 设

$$f(z) = \|z - a\|^2 = K(z, z) - 2 \sum_{i=1}^m \alpha_i K(z, p_i) + \sum_i^m \sum_i^m \alpha_i \alpha_j K(p_i, p_j), \quad (7)$$

如果样本落入球体内, 即 $f(z) < r^2$ 则认为该样本是目标类, 否则为非目标类。

可以证明对 SVDD 的训练过程中加入负样本数据, 相当于增加了训练样本数。即如果训练过程中有非目标样本数据, 则由于非目标样本数据的存在, 使得超球面在两边都得到了支撑, 相比只有目标样本数据的情况, 其超球面应该更符合数据点的实际分布情况, 从而提高分类效果。

3 基于 SVDD 的纯像素目标检测算法

纯像素目标, 即目标像素完全由感兴趣的物质构成。纯像素目标检测算法面临的主要困难是光谱变化(如成像噪声等因素使目标的光谱偏离本身)和背景干扰(如与目标材质相同或相近的其他非目标地物或接近目标光谱的噪声等)。前者引起漏警, 后者产生虚警, 都是目标检测中不希望出现的。由于光谱变化, 图像中很难有完全与目标样本相同的点, 因此需要找到一个合适的准则以及恰当的门限来衡量测试样本与目标样本的相似程度, 从而判决其是否为目标。对于背景干扰问题, 可以通过一些空间信息来降低这种干扰, 如小汽车与大卡车虽然光谱接近, 但空间形状却相差甚远。

在实际中, 由于噪声及具有与目标相近材质的其他非感兴趣目标的存在, 识别结果往往具有较高的虚警率(FP)。对于纯像素目标而言, 其目标检测结果往往是多个点组成, 这时可以利用空间特征对其进行进一步处理来降低虚警率。对于大的目标, 可以利用其不变矩等信息对虚警进行滤除, 对于小目标, 可以利用面积等基本空间信息来减少虚警。

算法的基本步骤如下:

1) 输入用于训练的目标样本光谱曲线, 得到训练集 $\{e_i\}, i = 1, 2, \dots, N$, 其中 N 为正样本数。或补充加入的已知非目标样本集 $\{e_i\}, i = 1, 2, \dots, M, M$ 为非目标样本数。

2) 对高光谱图像进行降维处理。本文采用 LDA 变换, 分别提取数据前 N 个分量 $\{Lx_i\}$ 和训练集的前 N 个分量 $\{Le_i\}, i = 1, 2, \dots, N_s$ 。

3) 训练 SVDD, 选取合适的核函数 $K(x, y)$, 利用训练集 $\{Le_i\}$ 进行训练。本文采用高斯核函数。

4) 利用训练好的 SVDD 对数据集 $\{Lx_i\}$ 进行类内和类外的判别, 标识类内数据(目标)为 1, 类外(背景)数据为 0, 得到二值图像。

5) 对获取到的二值图像利用目标的空间信息^[13]进行再处理, 降低虚警率。

6) 输出检测结果, 结束运算。

4 实验结果与分析

实验采用了机载可见光/红外成像光谱仪(AVIRIS)传感器成像的美国圣地亚哥海军基地高光谱数据, 地面分辨率为 3.5 m, 光谱分辨率为 10 nm, 成像光谱在 400~2500 nm 范围内, 共 224 个波段, 大小为 250 pixel×300 pixel。第 11 波段图像如图 1 所示, 2 个白圈内共有 6 个飞机。分别采用本方法和常用的纯像素点目标检测算法 SAM、CEM 对其中的飞机目标进行识别, 其中 SAM 和 CEM 的参考光谱采用多样本平均得到, SVDD 的训练样本为从目标样本中随机选取的 20 个飞机样本, 占样本总数的 10%; 从机场中任意选取 20 个光谱向量作为负样本。为了使该方法更具有一般性, 空间信息采用面积作为特征。

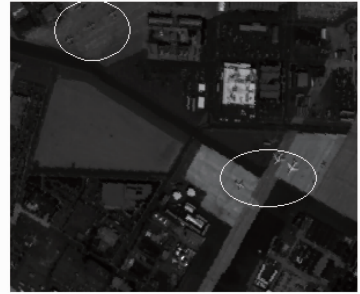


图 1 第 11 波段图像

Fig. 1 Image of band 11

实验 1 首先考查训练数据是否包含负样本对该算法的影响。图 2 为仅采用正样本时该算法获得的检测结果, 其具体过程是首先通过 PCA 变换后保留前 5 个波段, 仅利用正样本对 SVDD 进行训练, 得

到 SVDD 的(7)式中的各参数值及超球体半径 r , 利用该公式计算图像各像素点到球心距离(核空间)与 r^2 的比值后分割, 图 2(a)为 SVDD 分类结果, 即比值小于等于 1 的被标为 1, 大于 1 的标为 0。从图中可以看出, 目标被较好地从背景中分离出来, 而且其几何特征保持得较好(飞机的头、尾和机翼等都清晰

可见), 而且虚警也较少。由图像的分辨率及目标先验信息, 可以估计待检测目标的大小在 30~50 pixel 之间, 因此可以设置面积阈值设置为 20~60 pixel, 即将面积小于 20 pixel 和面积大于 60 pixel 的连通区域去除。图 2(b)为最终目标检测结果, 可以看出目标没有丢失, 虚警率大幅下降。

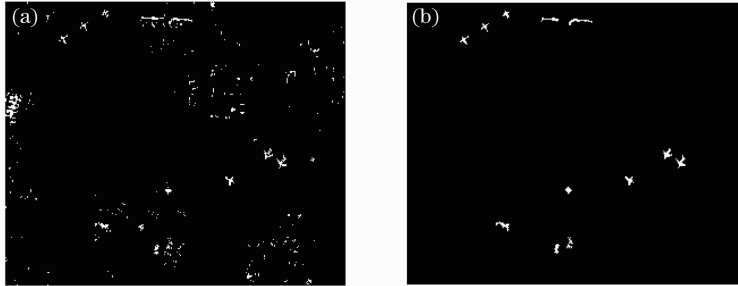


图 2 仅利用正样本时实验结果。(a) SVDD 分类结果; (b) 该方法检测结果

Fig. 2 Detection results of positive samples. (a) Result of SVDD; (b) result of the proposed method

图 3 为加入了负样本后本文算法获得的检测结果。图 3(a)为分类结果, 图 3(b)为检测结果。分别将图 2(a)与图 3(a), 图 2(b)与图 3(b)进行对比, 可

以发现加入负样本后, 训练样本数增加, 使 SVDD 的分类精度得到提升, 识别结果的虚警率相对于未加入负样本时有所下降。

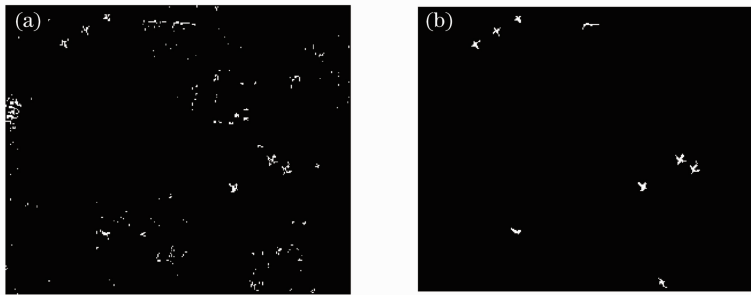


图 3 含正负样本时实验结果。(a) SVDD 分类结果; (b) 该方法检测结果

Fig. 3 Detection results of positive and negative samples. (a) Result of SVDD; (b) result of the proposed method

实验 2 进行了该算法与经典的 SAM 和 CEM 算法的目标检测性能比较。图 4(a)为各像素点到参考光谱的光谱角大小。分别采用了 0.04、0.07、0.1 三个阈值对其进行处理, 结果如图 4(b), (d), (f)所示, 可以看出, 当阈值选用 0.07 时, 目标全部被识别出来, 同时虚警率也不高。而在其他阈值时, 或过多的目标被划分为背景[图 4(b)], 或过多的背景划为目标[图 4(f)], 使目标的几何特征被破坏。这样再进行空间特征识别时, 效果往往很差。如图 4(c)和(h)由于阈值设置不合适, 分别出现过高的漏警率或虚警率。图 5 所示为 CEM 法检测结果, 仅在阈值为 0.25 时, 得到一个不错的结果。而在其他阈值时, 同 SAM 的情况相似, 结果都不很理想。可以看出, 无论 SAM 还是 CEM 都过多地依赖于阈值的设置, 只有设置了合适的阈值, 其目标检测结果才

能满足于实际需要。

采用虚警率、检测率(TP)及受试者工作特征(ROC)曲线对 SVDD 法与 SAM 法、CEM 法进行比较。得到的 ROC 曲线如图 6 所示。图中, 圆圈标注点为 SVDD 检测结果, 左三角形、右三角形标注的点分别为相同虚警下 CEM 和 SAM 方法的检测结果, 可以看出, SVDD 检测得到的结果就可以较好地兼顾识别率与虚警率, 而且在相同的虚警率下的检测率略高于其他算法。但在实际应用中, ROC 特性曲线虽然可以在一定程度上反映算法性能, 但却无法反映目标与相邻地物的分离情况。例如, 虚警过多地出现在飞机附近, 会严重影响光谱检测结果中飞机的形状, 而如果虚警出现在远离飞机区域, 飞机形状将会得到更好的保持, 这对于利用空间信息降低虚警是很有利的。而加入空间信息条件下, 计算

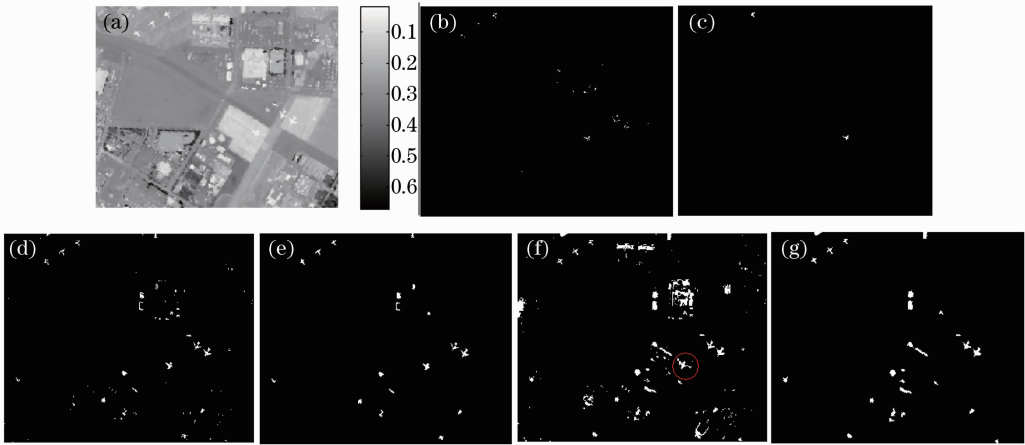


图 4 SAM 检测结果。(a) 各像素点到参考光谱的光谱角大小；(b) 阈值为 0.04 时 SAM 判别结果；(c) 阈值为 0.04 时识别结果；(d)阈值为 0.07 时 SAM 判别结果；(e) 阈值为 0.07 时识别结果；(f) 阈值为 0.1 时 SAM 判别结果；(g)阈值为 0.1 时识别结果

Fig.4 SAM detection results. (a) Spectral angles from each pixel to the reference spectrum; (b) result of SAM by threshold of 0.04; (c) result by threshold of 0.04; (d) result of SAM by threshold of 0.07; (e) result by threshold of 0.07; (f) result of SAM by threshold of 0.1; (g) result by threshold of 0.1

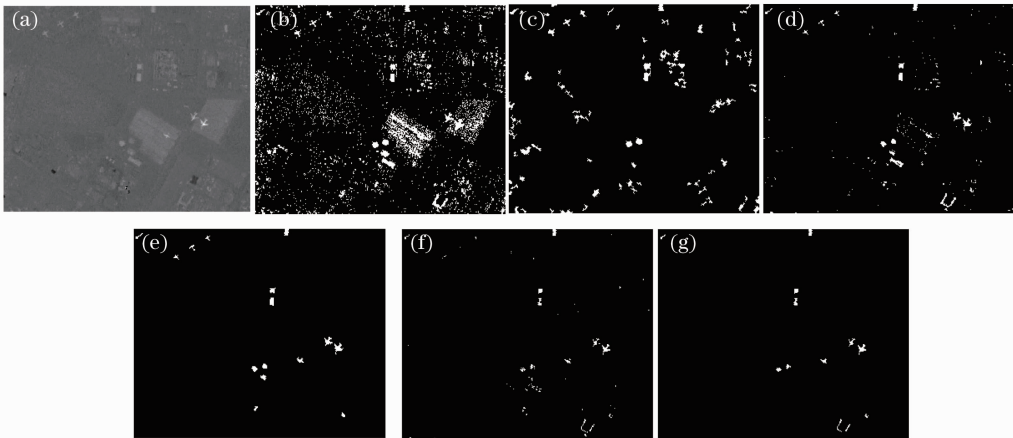


图 5 CEM 检测结果。(a) CEM 计算结果；(b) 阈值为 0.1 时 CEM 判别结果；(c) 阈值为 0.1 时识别结果；(d) 阈值为 0.25 时 CEM判别结果；(e) 阈值为 0.25 时识别结果；(f) 阈值为 0.4 时 CEM 判别结果；(g) 阈值为 0.4 时识别结果

Fig.5 CEM detection results. (a) CEM result; (b) result of CEM by threshold of 0.1; (c) result by threshold of 0.1; (d) result of CEM by threshold of 0.25; (e) result by threshold of 0.25; (f) result of CEM by threshold of 0.4; (g) result by threshold of 0.4

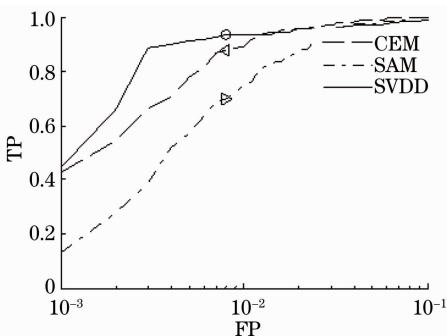


图 6 ROC 曲线
Fig.6 ROC curves

图 3(c),图 4(e)和图 5(e)的检测概率和虚警概率,结果如表 1 所示,相对于 CEM 和 SAM 算法而言,本算法可以得到更低的虚警概率,而获取更高的检测概率,从这个角度讲,本算法的检测效果也优于前两种。

表 1 加入空间信息后不同算法的检测效果对比
Table 1 Detection result comparison of different algorithms with spacial information

	CEM	SAM	SVDD
TP	0.8627	0.6814	0.9363
FP	0.0042	0.0052	0.0039

5 结 论

传统纯像素目标检测算法多数需要人工或其他算法额外的设置阈值,而且识别结果对阈值敏感,限制了算法的实际应用。在对比分析了 SAM 算法与支持向量数据描述之间的关系基础上,提出了基于支持向量数据描述的高光谱图像纯像元目标检测算法,该算法不需要额外设置阈值,更便于应用。实验表明,在提供同样的少量正样本时,该方法与 SAM 和 CEM 算法在较好阈值时的识别效果基本相当。而在增加部分负样本的情况下,该算法识别结果优于这两种算法。虽然现在也有一些算法可以利用目标及背景信息为检测算法找到合适的判别阈值,但该算法为目标检测提供了另一种选择。

参 考 文 献

- 1 Wu Chao, Wu Yiquan. Target detection in hyperspectral image using projection pursuit based on chaotic particle swarm optimization[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(12): 1211003.
吴超, 吴一全. 基于混沌粒子群优化投影寻踪的高光谱图像目标检测[J]. 光学学报, 2011, 31(12): 1211003.
- 2 Zhao Liaoying, Shen Yinhe, Li Xiaorun, *et al.*. Composite kernel target detection based on mathematical morphology for hyperspectral imagery[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(12): 1228003.
赵辽英, 沈银河, 厉小润, 等. 基于数学形态学的高光谱图像组合核目标检测[J]. 光学学报, 2011, 31(12): 1228003.
- 3 I S Reed, X Yu. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution[J]. IEEE

- Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990, 38(10): 1760–1770.
- 4 L L Scharf, B Friedlander. Matched sub-space detectors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(8): 2146–2157.
- 5 R I Hammoud. Advances in Pattern Recognition[M]. London: Springer, 2009. 173–194.
- 6 H Ren, Y L Chang. Multispectral subpixel detection using least square unmixing [C]. IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2006. 2754–2756.
- 7 D Manolakis. Detection algorithms for hyperspectral imaging application: a signal processing perspective [C]. IEEE Proceedings of Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, 2003. 378–384.
- 8 N M Nasrabadi. Regularized spectral matched filter for target recognition in hyperspectral imagery[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15(2): 317–320.
- 9 A P Schaum. Spectral subspace matched filtering[C]. SPIE, 2001, 4381: 1–17.
- 10 J C Harsanyi. Detection and Classification of Subpixel Spectral Signatures in Hyperspectral Image Sequences[D]. Baltimore: University of Maryland Baltimore County, 1993.
- 11 Shaw G, Manolakis D. Signal processing for hyperspectral image exploitation[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1): 12–16.
- 12 Tax D, Duin R. Support vector data description[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 45–46.
- 13 Cheng Gong, Guo Lei, Han Junwei, *et al.*. Infrared dim small target detection based on morphological band-pass filtering and scale space theory [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(10): 1015001.
程 攀, 郭 雷, 韩军伟, 等. 基于形态学带通滤波和尺度空间理论的红外弱小目标检测[J]. 光学学报, 2012, 32(10): 1015001.

栏目编辑:史 敏