基于空间上下文单类分类器的目标检测算法

王晓飞,王霄衣,史翔宇,阎秋静,陈向南

(黑龙江大学 黑龙江省普通高等学校电子工程重点实验室,黑龙江 哈尔滨 150080)

摘　要:为了实现对高光谱图像中的目标自动检测,提出了一种基于空间上下文单类分类器的目标检测算法。对所采用的空间与光谱结合的特征、SVDD 分类器原理、算法流程等进行研究。首先分析了支持向量数据描述(SVDD,support vector data description)的单类分类原理。接着,结合高光谱图像特点,介绍了如何利用空间上下文信息和光谱特征作为 SVDD 分类器输入特征。然后,在分析比较空间光谱结合单类分类器性能的基础上,说明了采用该算法的原理。最后,给出了该算法的具体实现方法。实验结果表明:该方法优于常规的直接利用光谱信息的 CEM 等算法,在 AVIRIS 成像的某国外海军基地数据中,检测飞机目标的精度达到了 90%以上。基本满足目标检测的稳定可靠、低虚警率、高识别率等要求。

关键词:高光谱图像;　目标检测;　单类分类;　支持向量数据描述

中图分类号:TP751.1　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1007-2276(2015)S-0236-05

Target detection algorithm based on spatial-contextual image one class classification

Wang Xiaofei, Wang Xiaoyi, Shi Xiangyu, Yan Qiujing, Chen Xiangnan

(Key Laboratory of Electronic Enginerring, College of Heilongjiang Province, Heilongjiang University, Harbin 150080, China)

Abstract: In order to implement the automatic target detection in hyperspectral image, a target detection algorithm was proposed based on spatial-contextual one classification. Features of combining space and spectrum were used for the algorithm, principles of SVDD classifier and the algorithm process were studied. Firstly, the single class classification principle of support vector data description (SVDD) was analyzed this paper. Secondly, considering the characteristics of hyperspectral image, how to use spatial and spectral features as the SVDD classifier input was introduced. Then, the principle of the algorithm was explained by comparing and analyzing the single class classifier performance combined space and spectrum. Last, the concrete realization method of the algorithm was given. Experimental results show that, this method is superior to the conventional CEM algorithm, in a foreign naval base´data in AVIRIS imaging, the accuracy that detects the aircraft target is more than 90%, which can meet the requirement of stablility and reliability, low false alarm rate, high recognition rate of the target detection.

Key words: hyperspectral image;　target detection;　one class classification;
support vector data description

收稿日期:2015-10-05;　**修订日期**:2015-11-03

基金项目:国家自然科学基金(61302075)

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

0 引 言

高光谱成像技术经过近几十年的发展，已经取得了很大的成就。高光谱图像具有“图谱合一”的特性,其不仅含有普通遥感图像的空间信息,还有丰富的光谱信息，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]。因此,研究如何高效地利用高光谱图像进行目标探测成为当前遥感领域中的一个研究热点,在军事侦察、公共安全、污染监测、星际探索、矿产勘探等许多方面都已获得成功应用,潜力巨大。

针对特定目标的检测是遥感技术中最重要的应用目的之一,从遥感图像出现起就被人们所重视。无论是在军事上如对车辆、飞机、碉堡等军事目标检测,以获取准确的识别和定位,为进一步的军事打击提供信息支持;还是在民用上如污染源检测、水电枢纽工程识别定位、罂粟/大麻等非法植物种植地检测等都具有十分重要的意义。

目前，对高光谱图像进行目标检测还是主要以利用光谱特征为主，其检测算法大致可以分为光谱异常检测和光谱匹配检测两种[2]。异常检测是指图像中具有与周围地物具有不同光谱地物的检测，这类算法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[3]及其派生算法,这种检测只有找到异物位置,但是否是指定目标的结论却无法给出。光谱匹配检测是根据已有的目标光谱信号的先验信息，在指定区域上搜索与之相匹配的点的位置,匹配过程可以在有约束或无约束条件下进行。光谱匹配检测算法可为两大类[4],一类是针对混合像素目标,对于这一类目标通常采用自适应子空间检测算子(ASD,Adaptive Subspace Detector)[5],正交子空间投影(OSP,Orthogonal Subspace Projection)[6],混合像素分解[7]等。另一类是针对纯像素目标,即目标像素中不含有其他地物，这一类目标主要有光谱角度填图法(SAM,Spectral Angle Mapper)法、有约束能量最小化[8](CEM,Constrained Energy Minimization)等算法,如果提供了合适的阈值,这些算法都可以获取不错的检测效果,但是,有时阈值需要靠经验获得。

文中将空间/光谱的支持向量数据描述应用于高光谱图像目标检测中，讨论了 SVDD 分类原理和应用于高光谱单类分类的可能性，提出了文中的基于空间和光谱信息的高光谱图像目标检测算法,该算法可以不需要经验提供的阈值。实验证明:该算法应用于高光谱图像目标检测领域，在保证较高检测概率的同时,相对于其他算法有更好的虚警概率。

1 支持向量数据描述

支持向量数据描述(SVDD,Support Vector Data Description)，是 Tax 和 Duin 等人在支持向量机基础上,提出的一种单值分类的算法[4]。该方法首先把训练样本通过核变换映射到一个高维特征空间，然后在此空间中构造一个尽可能多的包围目标样本的最小球体,称之为最小包围球,其目的让目标样本点尽可能的被包围在最小包围球体中，而非目标样本点尽可能的在此最小包围球体外，从而实现两类之间的划分[10]。

1.1 标准支持向量数据描述

假设高光谱图像有 M 个像素点,n 个波段,并且可以被分成目标类和非目标类,即:

$$p_j \in R^n \quad l_j \in \{-1,1\},\ j=1,\cdots,M \tag{1}$$

式中:p_j 表示第 j 个像素点对应的向量;l_j 表示第 j 个像素点的类别标号;1 表示是目标类;-1 表示为非目标类。

如前所述，支持向量数据描述算法即是构造出中心向量为 a、半径大小为 r 的最小包围球 S,描述成数学问题,即:

$$\min_{a,r} r^2 \tag{2}$$

约束条件:

$$\|p_i-a\|^2<r^2 \tag{3}$$

在求解该约束优化问题时，为使优化区域更紧致,引入核函数 $K(x,y)=\langle \phi(x),\phi(y)\rangle$,然后在核映射空间下,求解包含所有样本点的最小超球体 S。引入松弛变量 ξ_i,允许极少数的样本落在球体外。这里这样优化问题转化为:

$$\min_{a,r} r^2+C\sum_{i=1}^{m}\xi_i$$

$$\text{s.t. } \|\phi(p_i)-a\|^2\leqslant r^2+\xi_i,\ \xi_i\geqslant 0,\ i=1,2,\cdots,m \tag{4}$$

式中:$\xi_i>0$ 为一个惩罚常量,用于均衡最小包围球半径 r 的大小和可能落在球体外的样本数量之间的关系。

对于公式(4),利用 Lagrange 乘子法可得:

$$L=\sum_{i}^{m}\alpha_i K(p_i,p_i)-\sum_{i}^{m}\sum_{j}^{m}\alpha_i\alpha_j K(p_i,p_j) \tag{5}$$

其对偶问题为:

$$\max\sum_{i}^{m}\alpha_i K(p_i,p_i)-\sum_{i}^{m}\sum_{j}^{m}\alpha_i\alpha_j K(p_i,p_j)$$

$$\text{s.t. } 0\leqslant\alpha_i\leqslant C,\ \sum_{i}^{m}\alpha_i=1,\ i=1,2,\cdots,m \tag{6}$$

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

这样,对测试样本 z,设

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

$$\sum_{i}^{m}\sum_{i}^{m}\alpha_i\alpha_j K(p_i,p_j) \tag{7}$$

当 $f(z)<r^2$ 时,则认为测试样本落入球体内,表示该样本是目标类,否则为非目标类。

1.2 空间上下文的支持向量数据描述

在遥感图像中, 相邻像素间并不是独立不相关的。图像中的相邻像素对应的地物是同一类的可能性远大于异物的可能性。从而,如图 1 黑线包围的所示的邻近系统, 当 x_i 四邻域点或八邻域点多是某类的话,x_i 是该类的可能性就会变大。

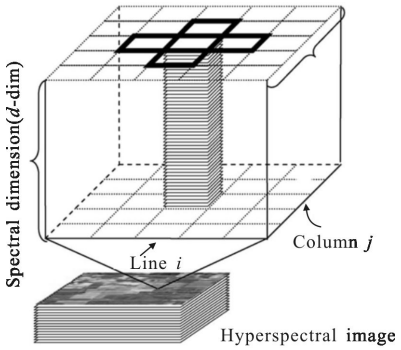


图 1 像素四邻域系统示意图

Fig.1 4-neighborhood system of pixel

在这个思想上,可以提出空间上下文的支持向量数据描述(SCSVDD,spatial-contextual support vector data description)算法。在 SCSVDD 里,可以通过类似于半标签法对属于图 2 所示的邻域系统中原始空间像素的测试样本进行处理, 来解决 SVDD 中同一地物光谱存在差距这一问题。

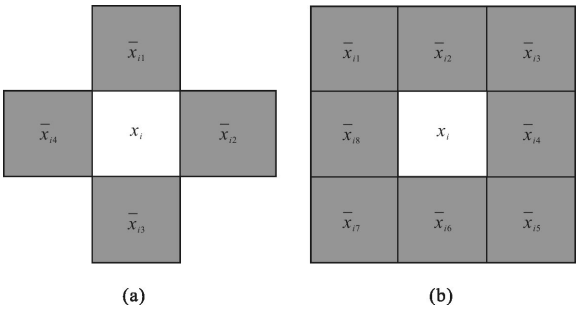


图 2 像素 4 邻域和 8 邻域系统

Fig.2 4-neighborhood and 8-neightborhood system of x_i

这里,对公式(3)和(4)进行一个必要的修改:

$$\|x_i-a\|-\varphi_i[m^+(x_i)-m^-(x_i)]\leqslant R^2+\xi_i,\ \forall i \tag{8}$$

$$F(R,a,\xi,\varphi)=R^2+C\sum_{i}\xi_i+D\sum_{i}\varphi_i \tag{9}$$

式中:$m^+(x_i)$和 $m^-(x_i)$为在邻域系统中的像素属于与目标同类和异类的个数。这样相应的拉格朗日函数式为:

$$L(R,a,\alpha,\gamma,\xi)=R^2+C\sum_{i}\xi_i-\sum_{i}\alpha_i[R^2+\xi_i-(\|x_i\|^2-2a\cdot$$

$$x_i+\|a\|^2)]-\sum_{i}\gamma_i\xi_i-\sum_{i}\alpha_i\phi_i[m^+(x_i)-m^-(x_i)] \tag{10}$$

这里的拉格朗日乘子及其他约束为 $\alpha_i\geqslant 0$, $\gamma_i\geqslant 0$, $\varphi_i\geqslant 0$。这样,在补充了 $m^+(x_i)$和 $m^-(x_i)$这一空间信息后,最终得到了 SCSVDD 的判决公式为:

$$\|z-a\|^2=(z\cdot z)-2\sum_{i}\alpha_i(z\cdot x_i)+$$

$$\sum_{i,j}\alpha_i\alpha_j(x_i\cdot x_j)-\phi[m^+(x_i)-m^-(x_i)]\leqslant R^2 \tag{11}$$

2 基于空间光谱结合的目标检测算法

根据先前对 SVDD 和SCSVDD 的描述和定义,将其引入到高光谱图像目标检测中, 但有两个问题需要解决:(1) 高光谱图像具有较同的光谱分辨率,但各波段之间实际上存在高度相关性, 产生了大量的冗余。同时,SVDD 直接在高维空间运算很难实现。因此,需要对原始光谱信息进行特征变换,在不损失与少损失信息的前提下,减小数据维数,提取可用特征,从而提高运算效率。(2) 空间信息的获取与描述问题,可以先通过标准 SVDD 进行第一次分类,然后获取待分类点的领域为目标类或非目标类的信

息,统计后即可得到公式(8)中 $m^+(x_i)$和 $m^-(x_i)$的值。

图 3 是文中提出的 SCSVDD 的高光谱图像目标检测系统基本框图。

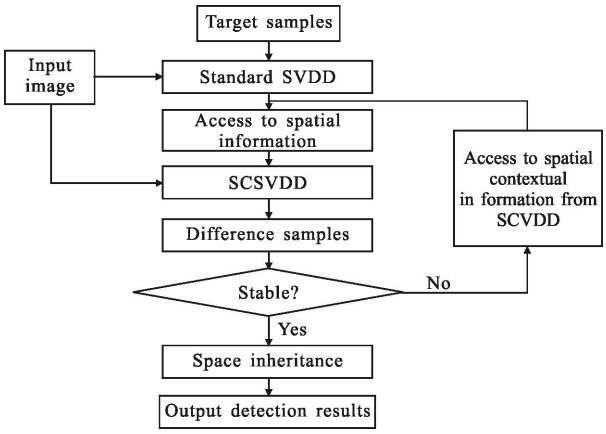


图 3 基于 SVDD 的目标检测算法框图

Fig.3 Block diagram of target detection algorithm based on SCSVDD

其具体步骤如下:

(1) 利用降维后的半标签样本对标准 SVDD 进行训练,训练后,对降维的高光谱图像进行分类,得到分类结果。

(2) 从步骤 1 得到的分类结果中获取空间上下文信息 $m^+(x_i)$和 $m^-(x_i)$。

(3) 利用获取的空间信息训练文中介绍的 SCSVDD,并利用 SCSVDD 进行再次分类,将结果输入到步骤(2)。

(4) 如果迭代终止条件不满足,则重复步骤(2)和(3)。如果系统已经稳定,上次迭代和本次迭代中的分类结果差值小于指定阈值,则结束迭代。

(5) 结合空间信息进行噪声去除,输出最终的目标检测结果。

3 实验结果

实验采用了 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, 共 224 个波段, 大小为 250 pixel×300 pixel。图 4 为其第 11 波段图像,后期用 2 个白圈标识了其中 6 个飞机。该数据已经对水汽吸收及信噪比过低波段进行了手动去除,同时,为了降低原始数据维数,该实验采用了 PCA 变换对该数据进行了降维处理。

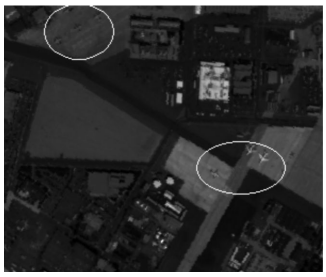


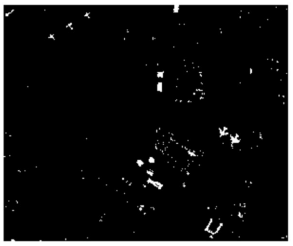
图 4 测试图像

Fig.4 Test images

文中分别采用文中法、标准 SVDD 法,还有在高光谱图像目标检测中常用的 SAM、CEM 法对其中的飞机目标进行检测, 其中 SVDD 的训练样本为从目标样本中随机选取的 20 个飞机样本曲线,占样本总数的 10%;同时从机场中任意选取 20 个光谱向量作为 SVDD 目标检测算法中的非目标样本。实验结果如图 5 所示。从检测结果可以看出, 由于 SCSVDD 法引入了空间信息,虚警率得到了有效的降低,从而保证了检测图中飞机翅膀的完整, 为后续进一步处理提供了有力支撑。

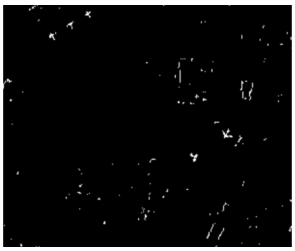
(a) SAM 检测结果

(a) SAM detection result



(b) CEM 检测结果

(b) CEM detection result



(c) SVDD 检测结果

(c) SVDD detection result

(d) SCSVDD 检测结果

(d) SCSVDD detection result

图 5 检测结果图

Fig.5 Detection result

在目标检测算法中, 经常用虚警率和检测概率来衡量方法的性能。文中采用了在参考文献[11]中提到的被广泛应用的一种计算方法: 假设总像素数

为 N,实际图像中有目标点的个数为 N_d,如果用 n_f 表示不包含目标而被错误标识为目标的像素点个数,n_d 表示像素点包含目标并且被检测出来 (或标识)的个数的话,则检测概率 P_d 和虚警概率 P_f 可由下式计算得到:

$$P_d=n_d/N_d \tag{12}$$

$$P_f=n_f/(N-N_f) \tag{13}$$

显然一个好的检测算法应当具有较高的检测概率,而虚警概率尽可能低。表 1 对文中数据采用不同算法进行目标检测的虚警概率和检测概率的对比,从结果中可以看出:文中算法不仅具有较高的检测概率,同时还具有较低的虚警概率,表明文中算法具有一定的优势。

表 1 不同算法的检测效果对比

Tab.1 Detection results of different algorithms

	CEM	SAM	SVDD	SCSVDD
Detection probability	0.862 7	0.681 4	0.912 3	0.936 4
False-alarm probability	0.004 2	0.005 2	0.004 1	0.003 8

4 结 论

文中针对高光谱图像中不仅包含光谱信息,同时还需要丰富的空间信息这一特点,提出了空间光谱结合的目标检测方法,并介绍了标准支持向量数据描述的基础上,研究了结合高光谱图像空间信息特点,研究了空间上下文支持向量数据描述(SCSVDD)算法。最后给出了将 SCSVDD 应用于目标检测的算法步骤和流程。实验结果证明:目标检测精度达到 90%以上,虚警概率低于 0.4%。基本满足了高光谱图像目标检测的要求,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,但文中提出的算法为目标检测提供了另一种选择。

参考文献:

[1] Dong Chao, Tian Lianfang. Hyperspectral image classification by steep est ascent relevance vector machine [J]. ***Opt Precision Eng***, 2012, 20(6): 1398-1405. (in Chinese)
董超, 田联房. 最速上升关联向量机高光谱影像分类[J]. 光学 精密工程, 2012, 20(6): 1398-1405.

[2] He Lin, Pan Quan, Di Wa, et al. Research advance on target detection for hyperspectral imagery [J]. ***Acta Electronice Sinica***, 2009, 37(9): 2016-2024. (in Chinese)
贺霖, 潘泉, 邸韡, 等. 高光谱图像目标检测研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(9): 2016-2024.

[3] Reed I S, Yu X. 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] Wang Xiaofei. Hyperspectral image resolution enhancement and its application on small target detection [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2011. (in Chinese)
王晓飞. 高光谱图像分辨率增强及在小目标检测中的应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.

[5] Scharf L L, Friedlander B. Matched sub-space detectors [J]. ***IEEE Transactions on Signal Processing***, 1994, 42 (8): 2146-2157.

[6] Hammoud R I. Advances in Pattern Recognition [M]. London: Springer, 2009: 173-194.

[7] Ren H, Chang Y L. Multispectral subpixel detection using least square unmixing [C]//IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2006: 2754-2756.

[8] Schaum A P. Spectral subspace matched filtering. algorithms for multispectral, hyperspectral, and ultraspectral imagery [C] //SPIE, 2001: 1-17.

[9] Harsanyi J C. Detection and classification of subpixel spectral signatures in hyperspectral image sequences [D]. US: University of Maryland, 1993: 21-42.

[10] Wang Xiaofei, Zhang Junping, Zhang Ye. Unmixing algorithm of hyperspectral images [J]. ***J Infrared Millim Waves***, 2010, 29(3): 210-215, 229. (in Chinese)
王晓飞, 张钧萍, 张晔. 高光谱图像混合像元分解算法[J]. 红外与毫米波学报, 2010, 29(3): 210-215, 229.

[11] Liu Xiang. Target detection on hyperspectral imagery based on transformation of spectral dimensions [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2008. (in Chinese)
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.