

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201309081
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.3969/j.issn.1673-4785.201309081.html>

基于主成分建模的 SVDD 高光谱图像异常检测

曾现灵¹, 张立燕², 胡荣华¹
(1. 首都师范大学 资源环境与地理信息系统北京市重点实验室, 北京 100048; 2. 首都师范大学 三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048)

摘 要:针对 SVDD 背景建模时混入异常点造成的检测率下降的问题,提出了基于主成分建模的 SVDD 方法并应用于高光谱图像异常检测。利用高光谱图像的光谱特征提取背景的主要成分,并分别对不同成分构建超球体,形成单种背景成分 SVDD 模型,最后利用综合决策函数对单个 SVDD 背景模型进行综合判断待检测像元,从而实现高光谱图像异常像元的检测。用仿真数据和真实数据对算法的性能进行验证,并将其与 SVDD 方法进行性能比较。结果表明,新算法在低虚警概率下较之 SVDD 模型有更高的检测概率,实验结果证明了算法的有效性。
关键词:主成分建模;SVDD;局部邻域聚类;光谱角余弦;高光谱异常检测
中图分类号: TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2014)03-0343-06

中文引用格式:曾现灵,张立燕,胡荣华. 基于主成分建模的 SVDD 高光谱图像异常检测[J]. 智能系统学报, 2014, 9(3): 343-348.
英文引用格式:ZENG Xianling, ZHANG Liyan, HU Ronghua. An SVDD algorithm for hyperspectral anomaly detection based on principal component modeling[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2014, 9(3): 343-348.

An SVDD algorithm for hyperspectral anomaly detection based on principal component modeling

ZENG Xianling¹, ZHANG Liyan², HU Ronghua¹
(1. Key Laboratory of Resource Environment and GIS of Beijing, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 2. Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application of the Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China)

Abstract:An SVDD algorithm based on the principal component modeling is presented for hyperspectral anomaly detection, in order to solve the problem of its low detection rate caused by mixing abnormal points in the process of modeling background. This method extracts the principal components of the background samples by using the hyperspectral image's spectral signature, and then uses these different components to build different super spheres respectively, forms different single background component SVDD models by these super spheres, finally uses the integrated decision function to judge these SVDD background models to detect any anomalies. The performance of the algorithm is verified by simulated and real data. The results show that the proposed method can obtain a higher detection rate under low false rate than the algorithm based on SVDD, verifying the effectiveness of this proposed method.
Keywords:principal component modeling; SVDD; local neighborhood clustering; spectral angle cosine; hyperspectral anomaly detection

高光谱图像具有图谱合一的性质,其连续的光谱曲线可以反映被检测对象的物理特征,在复杂的环境下可用来进行目标检测。高光谱异常检测技术的应用价值不断凸显,并且近年来成为了高光谱图像研究的热点。

经典的高光谱异常检测算法主要有:1990 年

收稿日期:2013-09-27. 网络出版日期:2014-06-17.
基金项目:国家自然科学基金资助项目(41201075);北京市教委科技资助项目(KM201210028012).
通信作者:张立燕,E-mail:zhangliyan010@126.com.

Reed 和 Xiaoli Yu 提出的应用最多的 RX 算法^[1-2], 该算法的局限是要求背景分布为局部多维高斯分布, 但并不是所有的异常检测都满足这个条件, 而且该算法对全局范围的异常以及背景差异不大的异常检测能力有限, RX 变种算法^[3-6]则利用了正则化技术、正交投影技术、高维非线性核空间、双窗口技术和核主成分分析等技术, 在一定程度上改善了 RX 算法的性能, 降低了虚警率, 但是容易受图像分布特性的影响, 使得其异常目标检测性能降低; 第2种是1993年 J Harsanyi 提出的低概率检测算法 (low probability detection, LPD)^[7-8], 该算法是一种基于光谱混合模型的全局异常检测算法, 容易受背景复杂度、地物类型和光谱混合方式复杂度影响, 导致较高的虚警率; 还有2006年 A Banerjee 提出的支持向量数据描述算法 (support vector data description, SVDD)^[9]。

与前2种算法相比, SVDD 算法的背景假设模型与背景数据分布不存在不相符的情况^[10], 该算法在检测时与训练样本的概率密度无关, 直接解决待检测像元的归属问题, 判断其是否为异常像元, 检测性能得到较大改善^[11], 但是 SVDD 算法模型的训练样本中如果混入异常样本时, 会影响模型的准确性, 检测率会大大降低, 并且这种情况在高光谱异常检测中比较常见。

为了除去训练样本中混入的异常像元, 本文分析空间信息的利用方式, 并将空间信息与光谱信息有效结合进行异常检测。

1 SVDD 算法

SVDD 方法的基本思想是: 把相同特性的同类样本归入能将该类样本全部包含的超球体内, SVDD 就是寻找满足这个条件的最小封闭超球体, 并利用一个判别准则对该类样本和其他类别的样本进行区分^[9, 13]。异常检测是在异常目标信息未知的情况下, 将局部背景光谱作为正常类样本建立分类器, 待检测区域中所有偏离正常类的像元光谱视为异常目标像元。

设样本集为 $X = \{x_i, i = 1, 2, \dots, m\}$, $x_i \in R^n$, m 是训练样本集的数目, 用映射函数 $\Phi(x)$ 代替 x_i , 得到

$$\begin{aligned} & \max \sum_{i=1}^M \alpha_i (\langle \Phi(x_i), \Phi(x_i) \rangle) - \\ & \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \alpha_i \alpha_j (\langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle) \\ & \text{s.t. } \alpha \geq 0, \sum_{i=1}^M \alpha_i = 1 \end{aligned}$$

设测试样本为 y , 判决式表示为

$$f(y) = \langle \Phi(y), \Phi(y) \rangle - 2 \sum_i \alpha_i \langle \Phi(y), \Phi(x_i) \rangle + \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle \quad (1)$$

在式(1)中, 映射函数内积运算能够通过核函数 $K(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle$ 表达, 选用径向基 (RBF) 函数作为核函数, 表示为

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2}\right)$$

判别式简化为

$$f(y) = 1 - 2 \sum_i \alpha_i K(y, x_i) + \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j)$$

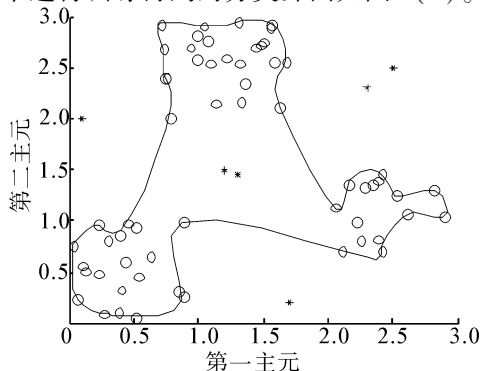
2 主成分建模的 SVDD 异常检测算法

SVDD 算法就是将每个像元的光谱信息视为特征空间中的一个数据元素, 只从数据特性的角度进行处理, 而没有考虑这些数据所代表地物的空间信息。SVDD 对训练样本中混入的异常像元较为敏感, 如训练样本中混入异常像元时, 用训练样本构建的超球体将会将这一类异常像元包含在超球体内, 将会影响模型的准确性, 导致检测率下降。

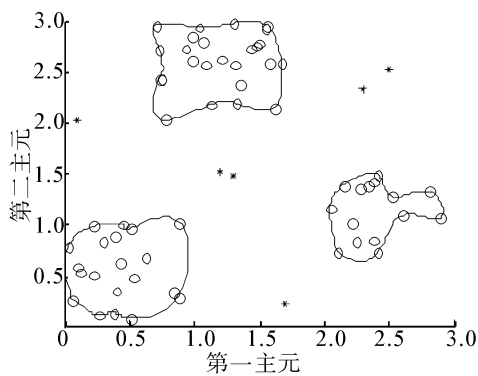
本文将光谱特征引入高光谱图像异常检测算法的研究中, 弥补了仅利用光谱信息的算法存在的光谱信息多样性以及复杂性造成检测效果不理想的不足, 尽可能地将孤立点排除在训练样本外, 充分发挥高光谱图像的空间信息具有实际物理意义这一重要特征。

2.1 方法思想

选用一组样本集来解释主成分建模 SVDD 方法的思想。该样本集包括 60 个正常样本和 6 个异常样本。用 SVDD 方法对训练样本进行训练得到图 1(a) 所示的分类界面, 用主成分建模的 SVDD 方法对样本进行训练得到的分类界面如图 1(b)。



(a) SVDD



(b) 基于主成分建模的 SVDD

图 1 支持向量的分类边界

Fig.1 class boundary of Support vector

在实验中,核数参数 $\sigma = 23$ 。图中“*”表示异常样本,“o”表示正常样本。对图 1(a) 进行分析发现,正常类样本的分布影响了 SVDD 方法的训练过程,使得到的分类面包围了过大的区域,导致包含了一部分异常样本,使得检测概率下降;而图 1(b) 基于主成分建模的 SVDD 方法在背景样本中选择了 3 个主成分,用这 3 个主成分分别构建 SVDD 超球体,将异常点排除在用于构建 SVDD 超球体的训练样本中,从而能够较好地检测出较弱的异常样本。

2.2 算法实现步骤

基于主成分建模的 SVDD 的高光谱图像异常检测算法实现步骤如下:

1) 邻域聚类分割,提取主成分。

本文采用邻域聚类分割的方法,将背景像元中 80% 以上的主要背景类别提取出来作为背景的主成分。邻域聚类分割的基本思想是:把光谱相似度在特定阈值范围内的像元归为一类,即根据光谱相似性计算公式求待分类像元与其相邻像元之间的相似值,如果该像元与其相似性最大的相邻像元之间的相似值在该方向的阈值范围内,则该像元的所属类别与该方向上相邻像元的类别相同,依此对整幅图像进行遍历,最终得到分类后图像^[12-15]。

邻域聚类分割方法采用光谱角余弦作为其光谱相似性度量,其计算公式为 $\cos(X,Y) = \langle X,Y \rangle / \sqrt{\langle X,X \rangle} \sqrt{\langle Y,Y \rangle}$, X 和 Y 表示像元光谱矢量, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积运算。图 2 是邻域聚类分割的示意图,利用上述算法从左到右、从上到下遍历整幅图像。例如,当遍历进行到方格 1 时,把此方格与相邻 4 个方向上已遍历的方格(即 2,3,4,5)进行比较,

按照所得光谱余弦值进行排序,从而确定与方格 1 相似度最大的相邻方格(假设为 3);然后把方格 1、3 之间的光谱余弦值与此方向上设定的阈值相比,若大于所设阈值(表明相似性在阈值范围内),则方格 1 的类别与方格 3 的相同。否则比较其他 3 个方格,判断是否归入其类别。如果 4 个光谱角余弦值都小于相应方向上的阈值,则方格 1 为新的类别,总类别数加 1^[12-15]。

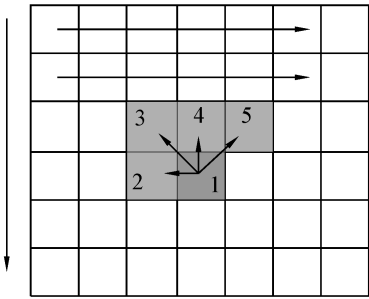


图 2 邻域聚类分割示意图

Fig.2 Schematic diagram of neighborhood clustering segmentation

2) 确定背景像元收集窗维数。如图 3 所示,外区用于背景像元的选取,而内区是要进行检测的像元。内外区的大小主要取决于预期目标几何尺寸的大小^[13]。

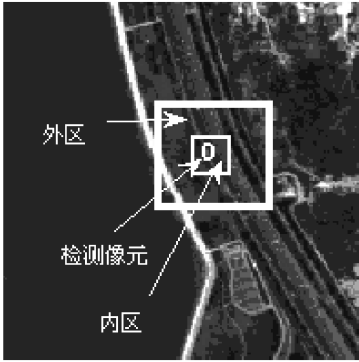


图 3 背景像元收集窗示意图

Fig.3 Schematic diagram of background pixels collection window

3) 在背景像元窗内将占 80% 以上的主要背景类别提取出来作为背景类别的主成分,选择作为主成分的背景像元构建训练样本,分别建立 SVDD 超球体。

4) 对内区的每个像元进行 SVDD 检测,判断是否属于某一个主成分类别。如果不属于任何一个主成分类别,则判断此像元是异常像元。

5) 将内区的大小作为步长遍历整幅图像,最终得到异常像元的检测结果。

图 4 是主成分建模 SVDD 异常检测算法流程。

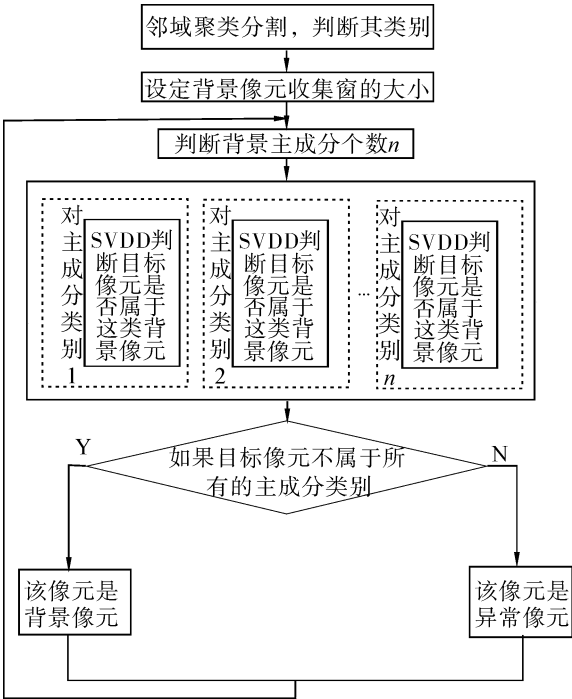


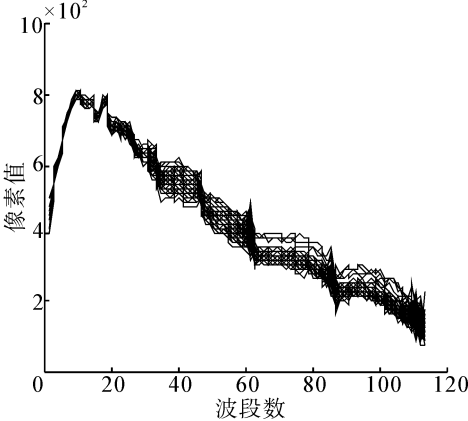
图 4 主成分建模的 SVDD 异常检测算法流程图
Fig.4 The flow chart of SVDD algorithm that based on principal component modeling

3 实验与结果分析

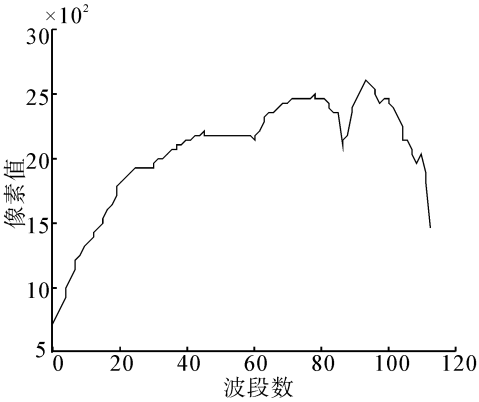
通过实验验证了高光谱异常检测中主成分建模的 SVDD 算法比 SVDD 有较大的改善。

3.1 仿真数据实验

仿真数据的背景采用海水域,其光谱如图 5(a)所示,异常点采用堤岸,其光谱如图 5(b)所示。图像大小为 100×100,波段数为 113。背景是由 20×20 大小的海域光谱(如图 5(a)所示)拼接而成。仿真数据的第 32 波段图像如图 6 所示。图 6 中,1 点为 5×5 的正方形异常目标,2 和 3 点为包含 5 个像元点的条形异常目标,4 点为 10×4 的长方形异常目标,5 点为 4×10 的长方形异常目标。根据文献[13],本文实验中选取的背景窗的大小为 13×13-5×5,核函数参数为 $\sigma = 23$,对仿真数据进行检测。



(a) 背景像元光谱曲线



(b) 退化仿真图像

图 5 原始图像和退化仿真图像
Fig.5 Original image and simulated degraded image

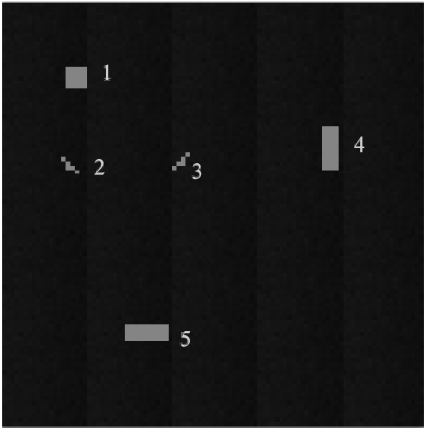


图 6 仿真数据 32 波段图像

Fig.6 32nd band imagery of simulation data

分别用 SVDD 方法和主成分建模的 SVDD 方法对这个仿真数据进行试验。异常值检测的结果如图 7 所示。

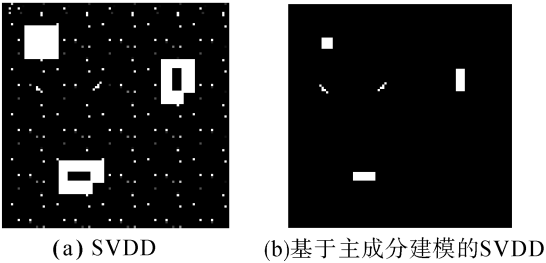


图 7 仿真数据异常检测结果

Fig.7 Results of the two method on simulation data

由图 7 中可知,主成分建模的 SVDD 方法优于 SVDD 的方法;SVDD 方法检测仿真数据存在着大量的虚警和漏检;而基于主成分建模的 SVDD 方法则检测出了仿真数据中所有的异常像元而且不存在虚警。基于仿真数据的实验证明,基于主成分建模的 SVDD 算法性能要远远优于 SVDD 算法。

3.2 高光谱图像实验

为了对算法的性能进行进一步的验证,用真实的 AVIRIS 数据进行实验。实验数据包括 224 个波段,空间分辨率为 20m×20m。该检测区域内所含异常目标的数目为 13 个,它的第 100 个波段及所含异常目标的分布情况见图 8。实验选取的参数是:背景收集窗内窗 7×7,外窗 15×15,背景类别个数设置为 3,以 7 个像元为单位逐行对图像进行遍历。算法检测出的异常分布图如图 9 所示。

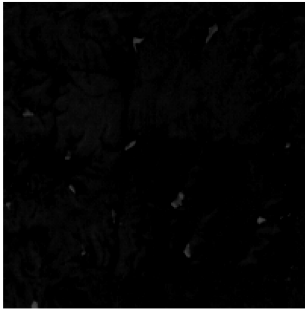


图 8 高光谱数据

Fig.8 The 100th band image of AVIRIS data

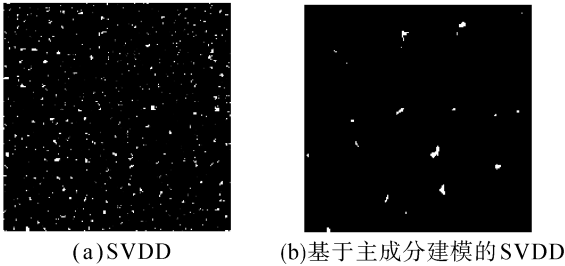


图 9 检测结果分布图

Fig.9 Result of the two method on AVIRIS data

从图中的异常检测结果可以看到:主成分建模的 SVDD 算法的检测率比 SVDD 算法要高,这是因为基于主成分建模的 SVDD 算法在建模时减少了混入训练样本集中的异常样本的影响,提高了检测率。但是在一些比较弱的异常目标检测中,训练样本集构建时有时不包括极少数的背景像元,从而将有些背景像元误检为异常目标,这些误检像元一般分布在较弱异常像元周围。

3.3 性能比较分析

算法特性(ROC)曲线用于描述不同检测阈值下检测概率 P_d 与虚警概率 P_f 之间的变化关系,提供算法检测性能的定量分析^[16]。图 10 为 SVDD 算法、基于 VCA 的 LPD 算法^[8](基于顶点成分分析的高光谱图像低概率异常检测算法)与主成分建模的 SVDD 算法在真实高光谱图像 AVIRIS 高光谱数据下测试得到的 ROC 曲线,通过曲线进一步说明了本文算法有较好的检测性能。

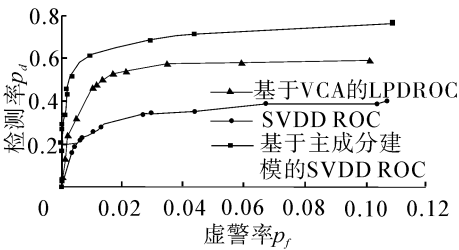


图 10 3 种算法的 ROC 曲线

Fig.10 ROC curves of the three methods

定量分析这 2 种算法的检测性能,由图 10 可得出,与传统 SVDD 方法相比,主成分建模的 SVDD 方法的检测性能得到很大改善,由此可见,这种主成分建模的方法在特征空间得到的超球体的分类界线更为紧致,它对异常像元表现出更强的敏感性。

4 结束语

针对 SVDD 模型的异常样本混入背景训练样本降低检测精度的问题,提出了基于主成分建模的 SVDD 高光谱异常检测算法。该算法通过对背景训练样本进行分类,分别构建单个背景类别的超球体,使得分类界面更加的紧凑,减少了异常像元混入训练样本的概率,增强了算法对异常的敏感度,对高光谱异常检测研究有更好的效果。基于仿真数据以及真实 AVIRIS 高光谱数据的实验证明了该算法的有效性。

参考文献:

[1] 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.

[2] THOMAS A M. Extending the rx anomaly detection algorithm to continuous spectral and spatial domains[C]//Proc of IEEE SoutheastCon. Huntsville, Alabama, 2008: 557-562.

[3] 史振威, 吴俊, 杨硕, 等. RX 及其变种在高光谱图像中的异常检测[J]. 红外与激光工程, 2012, 41(3): 796-802.

SHI Zhenwei, WU Jun, YANG Shuo, et al. RX and its variants for anomaly detection in hyperspectral images[J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(3): 796-802.

[4] 刘明, 杜小平, 孙洁. 一种改进的基于正交子空间投影的高光谱图像异常检测算法[J]. 装备学院学报, 2013, 23(4): 92-96.

LIU Ming, DU Xiaoping, SUN Jie. Anomaly detection based on improved orthogonal subspace projection algorithm in hyperspectral imagery[J]. Journal of Academy of Equipment,

- 2013, 23(4): 92-96.
- [5] 肖雄斌, 厉小润, 赵辽英. 基于最小噪声分离变换的高光谱异常检测方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(4): 125-128.
- XIAO Xionghbin, LI Xiaorun, ZHAO Liaoying. On anomaly detection of hyperspectral image based on minimum noise fraction[J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(4): 125-128.
- [6] 成宝芝, 赵春晖, 王玉磊. 基于四阶累积量的波段子集高光谱图像异常检测[J]. 光电子·激光, 2012, 23(8): 1582-1588.
- CHENG Baozhi, ZHAO Chunhui, WANG Yulei. Anomaly detection of hyperspectral image for band subsets based on fourth order cumulant[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2012, 23(8): 1582-1588.
- [7] HARSANYI J C. Detection and classification of subpixel spectral signatures in hyperspectral image sequences[D]. Baltimore: University of Maryland, 1993: 116.
- [8] 张立燕, 谌德荣, 陶鹏. 基于顶点成分分析的高光谱图像低概率异常检测方法研究[J]. 宇航学报, 2007, 28(5): 1262-1265.
- ZHANG Liyan, CHEN Derong, TAO Peng. Anomaly detection for hyperspectral imagery based on vertex component analysis[J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(5): 1262-1265.
- [9] BANERJEE A, BURLINA P, DIEHL C. A support vector method for anomaly detection in hyperspectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(8): 2282-2291.
- [10] 谌德荣, 宫久路, 何光林, 等. 高光谱图像全局异常检测 RFS-SVDD 算法[J]. 宇航学报, 2010, 31(1): 228-232.
- CHEN Derong, GONG Jiulu, HE Guanglin, et al. A RFS-SVDD algorithm for hyperspectral global anomaly detection[J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(1): 228-232.
- [11] 蒲晓丰, 雷武虎, 汤俊杰, 等. 基于带野值的 SVDD 的高光谱图像异常检测[J]. 光电工程, 2010, 37(12): 83-87.
- PU Xiaofeng, LEI Wuhu, TANG Junjie, et al. Anomaly detection for hyperspectral image based on svdd with negative examples[J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(12): 83-87.
- [12] 谌德荣, 张立燕, 陶鹏, 等. 结合邻域聚类分割的高光谱图像异常检测支持向量数据描述方法[J]. 宇航学报, 2007, 28(3): 767-771.
- CHEN Derong, ZHANG Liyan, TAO Peng, et al. Support vector data description for anomaly detection in hyperspectral imagery combined with neighboring clustering segmentation[J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(3): 767-771.
- [13] 张立燕. 高光谱图像异常检测算法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2007: 111.
- ZHANG Liyan. Hyperspectral image anomaly detection algorithm research[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2007: 111.
- [14] 何守印, 张立燕. 支持向量异常检测在图像有损压缩中的应用[J]. 电子器件, 2008, 31(2): 410-413.
- HE Shouyin, ZHANG Liyan. Research on image compression method based on anomaly detection[J]. Chinese Journal Of Electron Devices, 2008, 31(2): 410-413.
- [15] 陶鹏, 谌德荣, 范宁军, 等. 基于 RFS 和 ART 的高光谱图像主成分提取方法[J]. 中北大学学报: 自然科学版, 2010, 31(3): 286-290.
- TAO Peng, CHEN Derong, FAN Ningjun, et al. Hyperspectral image principle component extraction method based on RFS and ART[J]. Journal of North University of China Natural Science Edition, 2010, 31(3): 286-290.
- [16] 李杰, 赵春晖, 梅锋. 利用背景残差数据检测高光谱图像异常[J]. 红外与毫米波学报, 2010, 29(2): 150-155.
- LI Jie, ZHAO Chunhui, MEI Feng. Detecting hyperspectral anomaly by using background residual error data[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2010, 29(2): 150-155.

作者简介:



曾现灵, 女, 1989 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为高光谱图像处理。



张立燕, 女, 1977 年生, 讲师, 博士后, 主要研究方向为高光谱图像处理与应用。近年参与国家“863”计划项目 1 项、主持北京市教委项目 1 项, 发表学术论文 13 篇。



胡荣华, 男, 1987 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为高光谱遥感图像处理及应用。