

基于非下采样 Contourlet 变换的异常检测 SVDD 算法

陈海挺

(浙江越秀外国语学院 网络传播学院, 浙江 绍兴 312000)

摘要: 由于图像复杂背景信息的干扰, 一般检测算法的应用受到了限制, 致使异常检测的虚警率较高, 而基于支持向量数据描述 (Support Vector Data Description, SVDD) 的异常检测算法不需要对背景或者目标数据作任何分布假设, 可将原始数据映射到高维特征空间进行异常检测。基于此, 本文提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换的异常检测 SVDD 算法。算法首先对高光谱数据进行 NSCT (Nonsubsampled Contourlet Transform) 分解, 得到高频信息图像和低频信息图像; 然后对低频信息作差, 得到背景残差数据, 抑制了背景信息; 接着通过加权融合得到背景抑制后的高光谱图像; 最后利用非线性 SVDD 将背景抑制后的高光谱图像映射到高维特征空间, 完成异常目标的检测。通过仿真实验验证可知, 所提出的算法与 RX 算法、KRX 算法和未进行背景抑制的 SVDD 算法相比, 具有较低的异常检测虚警率和优良的检测性能。

关键词: 高光谱图像; 异常检测; 非下采样 Contourlet 变换; SVDD 算法

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-8891(2016)01-0047-06

Anomaly Detection SVDD Algorithm Based on Nonsubsampled Contourlet Transform

CHEN Haiting

(Zhejiang Yuexiu University of Foreign Languages, The College of Network Communication, Shaoxing 312000, China)

Abstract: Due to the complex background information interference in the image, the application of general detection algorithm has been curbed and the false alarm rate of anomaly detection is higher. Anomaly detection algorithm based on Support Vector Data Description (Support Vector Data Description, SVDD) does not need to make any background or target Data distribution assumption, and the original data can be mapped to high-dimensional feature space for anomaly detection. On the basis of this, the paper puts forward a kind of anomaly detection based on the nonsubsampled Contourlet transform SVDD algorithm. First of all, the NSCT decomposition of hyperspectral data is carried out to obtain the high frequency and low frequency images. Then the low frequency information is used to get the background information, and the background information is suppressed. Then the high spectral image is mapped to a high dimensional feature space by the weighted fusion algorithm, and then the abnormal target is detected by SVDD. Through the simulation experiments, we can verify that the proposed algorithm has lower false alarm rate and better detection performance compared with RX algorithm, KRX algorithm and SVDD algorithm.

Key words: hyperspectral image, anomaly detection, nonsubsampled Contourlet transform, SVDD algorithm

0 引言

随着信息技术和空间技术的发展, 高光谱分辨率和高时间分辨率的遥感图像由于其特殊的图质成为图像领域的研究热点。以很窄的电磁波段所获取的图像含有几十至几百个波段, 具有较高的光谱分辨率,

使得目标光谱信息难以获得, 一般检测算法的应用受到了限制。异常目标检测算法不需要感兴趣目标的先验光谱信息, 只需要把与背景区域不同的地物目标检测出来就可^[1]。

文献[2]提出了经典的 RX 算法。算法假设背景符合高斯分布, 通过估计背景协方差矩阵, 利用 PCA

收稿日期: 2015-09-23; 修订日期: 2015-12-28.
作者简介: 陈海挺 (1980-), 男, 浙江永嘉人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 图像处理、计算机应用与数据处理。
基金项目: 全国教育信息技术研究课题项目 (146241819)。

的逆过程进行异常探测。但是当背景比较复杂，含有多种地物时，高斯分布的假设很难成立。针对RX算法检测的局部局限性，学者提出了不同的改进算法^[3-4]，针对复杂背景对检测算法的干扰，可以通过三维高斯马尔科夫场来描述高光谱图像背景的分布特性或者构造背景子空间，利用各像素到该子空间的正交投影，得到有效的抑制等方法^[5-7]。这些方法虽然增强了高光谱图像的空间分辨率，但异常检测效果易受图像像元分布特性影响。为了解决此问题，文献[8]提出了基于支持向量数据描述的异常检测算法。SVDD算法是一种数据驱动算法，不需要对背景或者目标数据作任何分布假设，通过把原始数据映射到高维特征空间，从而建立包含所给数据的最小超球体，很好地解决了异常检测问题。针对上述问题，本文把复杂背景抑制和高光谱图像波段间的高维统计特性相结合，提出了一种结合背景抑制的支持向量数据描述的异常检测算法。

1 基于非下采样 Contourlet 变换的异常检测 SVDD 算法

高光谱图像中含有多种复杂的背景信息，而低频图像中包含了高光谱图像大部分的背景信息，这些图像信息会对降低异常检测的精度。为了消除背景信息的干扰，本文利用非下采样 Contourlet 变换方法对高光谱图像进行各波段逐一分解，尽可能从原始高光谱图像中分离干扰信息，经过作差与加权融合得到背景抑制后的高光谱图像；最后利用 SVDD 算法对背景抑制后的图像进行异常目标检测。

1.1 NSCT 简介

NSCT 变换的构造由两部分组成：非下采样金字塔（Nonsampled Pyramid，NSP）分解和非下采样的方向滤波器组（Nonsampled Directional Filter Bank，NSDFB）^[9-10]。利用 NSP 将高光谱图像的各波段图像分解为低通子带和高通子带，然后利用 NSDFB 将高通子带分解为多个方向子带，最后对每一层的低

通子带重复上述操作。NSCT 分解示意图如图 1 所示。

对原始高光谱图像利用 NSCT 变换进行多尺度分解中，每一级非下采样金字塔分解都需要对上一级的分析滤波器使用采样矩阵进行上采样。在进行 NSP 分解的过程中，每一级的低通子带图像是由上一级的低通子带图像经过低通滤波器上采样得到，每一级的高通子带图像是由上一级的低通子带图像经过高通滤波器上采样得到。当图像进行 N 级 NSP 分解后，可以得到 1 个低频图像和 N 个高频图像。

1.2 支持向量数据描述（SVDD）方法

SVDD 算法是在支持向量机基础上发展而来的分类方法，其基本思想为构造非线性分类器，寻找一个能够包含所有训练样本的最小超球体，其他类别的样本对象最大程度地限制在最小超球体外^[11]。在判别的过程中，待测数据以居于最小超球体的内外来区别数据的异常，位于其中则认为是正常数据，反之亦然。由此可以通过求取最小超球体的分界面来检测异常数据。

设一类具有共同特征的样本数据集为 $S = \{x_i; i = 1, 2, \dots, N\}$ ，约束在包含样本数据集的超球体 $Q = \{\|x - e\|^2 < R^2\}$ ，其中 R 为超球体的半径， e 为超球体的球心，异常数据检测的问题就转化为求解包围样本集 S 最小超球体优化问题（ $\min R^2$ ）^[12]。将该最小超球体优化通过拉格朗日展开得：

$$L(R, e, \delta_i) = R^2 - \sum_i \delta_i (R^2 - \langle x_i, x_i \rangle + 2 \langle e, x_i \rangle - \langle e, e \rangle) \quad (1)$$

式中： $\delta_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N$ ，求解 L 函数的偏导数并令其为 0，可得：

$$\frac{\partial L}{\partial R} = 0 \Rightarrow \sum_i \delta_i = 1 \quad (2)$$

$$\frac{\partial L}{\partial e} = 0 \Rightarrow e = \frac{\sum_i \delta_i x_i}{\sum_i \delta_i} \quad (3)$$

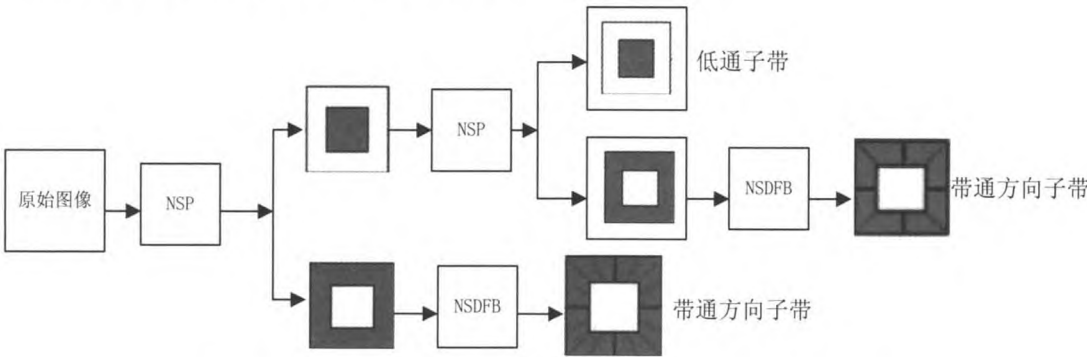


图 1 NSCT 分解示意图 Fig.1 NSCT decomposition diagram

根据上式(2)和(3)可得超球体中心为：

$$e = \sum_i \delta_i x_i \tag{4}$$

将式(2)和(4)代入式(1)进行优化后，表达式化为：

$$L(R, e, \delta_i) = \sum_i \delta_i \langle x_i, x_i \rangle - \sum_{i,j} \delta_i \delta_j \langle x_i, x_j \rangle \tag{5}$$

将 L 对 e 求取最大优化后而非零元素 δ_i 所对应的样本 x_i 就是支持向量，这些向量分布在超球体分界面，决定了分类区域的边界。设检测图像数据集合为 Y ，其中 y 为检测图像数据中的像素点，则检测异常数据的判别函数为：

$$f(y) = \|y - e\|^2 \tag{6}$$

展开上式可得：

$$f(y) = \langle y, y \rangle - 2 \sum_i \delta_i \langle y, x_i \rangle + \sum_{i,j} \delta_i \delta_j \langle x_i, x_j \rangle \tag{7}$$

如果 $f(y) < R^2$ ，则检测数据 y 属于同类；如果 $f(y) > R^2$ ，则表示检测数据 y 属于异常值。

为了更好地表示原始高光谱图像的数据边界，本文把原始高光谱图像数据投影到高维特征空间中，高光谱图像数据对应特征空间的数据优化表达式为：

$$L(R, e, \delta_i) = \sum_i \delta_i \langle \varphi(x_i), \varphi(x_i) \rangle - \sum_{i,j} \delta_i \delta_j \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle \tag{8}$$

根据公式(6)，则相应的异常数据判决表达式为：

$$f(y) = \langle \theta(y), \theta(y) \rangle - 2 \sum_i \delta_i \langle \theta(y), \theta(x_i) \rangle + \sum_{i,j} \delta_i \delta_j \langle \theta(x_i), \theta(x_j) \rangle \tag{9}$$

对公式(9)中利用核技巧将含有的内积转换成核函数再进行判别计算：

$$g(x_i, x_j) = \langle \theta(x_i), \theta(x_j) \rangle = \theta(x_i) \cdot \theta(x_j) \tag{10}$$

径向基函数是某种沿径向对称的标量函数，用于计算空间中任一点到中心点间欧氏距离的单调函数。本文采用文献[8]中性能最优的高斯径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)， $g(x,y)=\exp(-\|x-y\|^2/\beta^2)$ ， β 为尺度参数。简化公式(9)可得：

$$f(y) = 1 - 2 \sum_i \delta_i g(y, x_i) + \sum_{i,j} \delta_i \delta_j g(x_i, x_j) \tag{11}$$

2 本文算法

结合 1.1 节和 1.2 节的内容本文所提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换的异常检测 SVDD 算法，该算法采用非下采样 Contourlet 变换方法首先对高光

谱图像进行各波段逐一分解，得到各波段上的低频图像和高频图像。低频图像包含了高光谱图像大部分的原始信息，可看做高光谱图像的背景图像，对于异常目标突变信息可认为大部分包含在多幅高频图像中；接着把高光谱图像与分解得到的低频图像进行作差，得到抑制高光谱图像背景信息的残差数据；同时对分解得到的多幅高频图像进行重构，得到只含高频信息新高光谱图像；然后将两者进行重新加权融合，得到背景信息被抑制后的新高光谱图像。最后将得到的新高光谱图像映射到高维特征空间中，利用基于支持向量数据描述的异常检测算法进行异常目标检测。算法流程如下：

输入：原始高光谱图像 P 。

输出：异常检测后的二值图像 P_{Res} 。

1) 对原始高光谱图像 P 的 M 个波段进行多级(N 级) NSCT 分解，每一波段分解成 1 个低频图像 P_{i0}' 和 N 个高频图像 P_{ij}' ($1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$)；

2) 用原始高光谱图像数据 P 减去低频图像数据 P_{i0}' ，得到高光谱图像背景残差数据 P_{i0}'' ；

3) 每一波段对 NSCT 分解后的 N 个高频图像数据 P_{ij}' 进行重构得到 P_{ij}'' ，并与背景残差数据 P_{i0}'' 进行加权融合，得到新的高光谱图像数据 P_{new} ；

4) 对背景抑制后的新高光谱图像 P_{new} 进行归一化处理，利用 SVDD 方法进行异常检测；

5) 确定用于异常检测的内外窗口的大小和采用高斯径向基核函数参数 σ 值；

6) 利用双窗得到背景像元的训练样本集合和初始异常像素点集合，按公式(8)计算 SVDD 模型中的参数(R, e, δ_i)；

7) 最后利用判决公式(11)进行判决，如果 $f(y) < R^2$ ，表明素点 y 不是异常点；反之则为图像数据中的异常点；

8) 循环第 7) 步，直至待测图像数据集合完全检测完毕，输出检测结果的灰度图像，并通过阈值分割得到相应的二值图 P_{Res} 。

本文算法流程如图 2 所示。

3 实验结果与分析

实验在 PC 机上(Intel(R)Core i3-3240 CPU@3.4GHz 4G 内存)运行，以 AVIRIS 传感器获取的美国圣地亚哥机场高光谱图像为数据，用 Matlab 编程实现仿真，实验原始图像 100×100 个像素点，图像分辨率为 3.5 m×3.5 m。原图像有 218 个波段，去除噪声后得到 178 波段。其中第 7 波段和地面目标分布如图 3 所示。

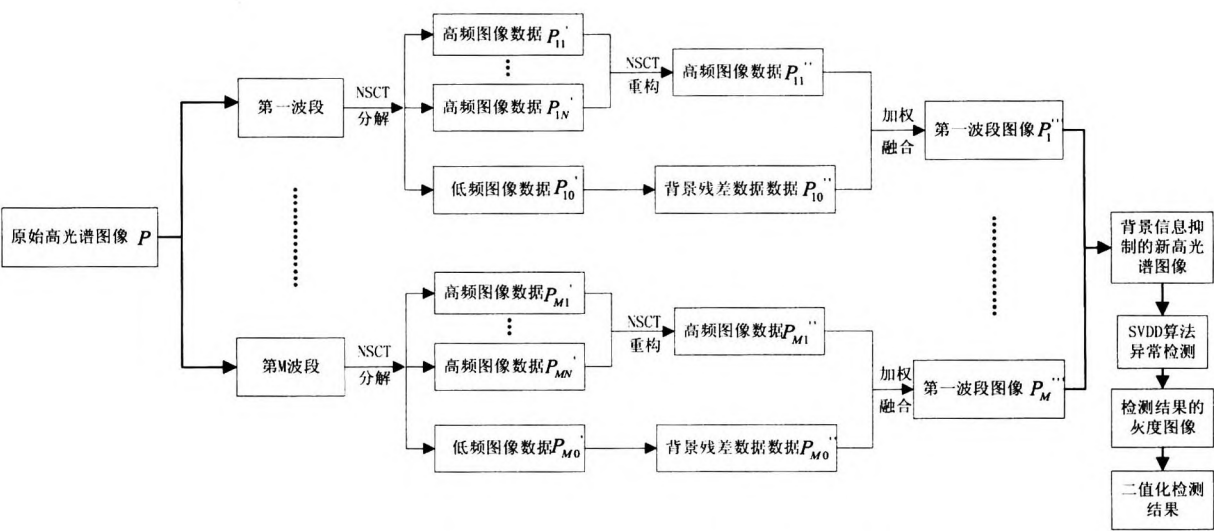


图 2 本文算法流程

Fig.2 The algorithm flow

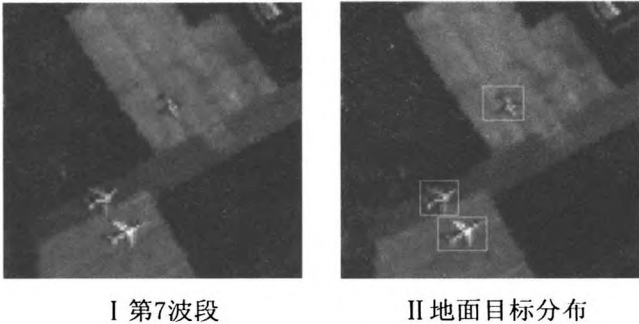


图 3 第 7 波段及地面目标分布图

Fig.3 The Seventh band and its ground target distribution

对原始高光谱图像数据进行归一化处理，利用非下采样的 Contourlet 变换对处理后的各波段进行分解，这里设方向分解数为 2 和 4；尺度分解的 LP 滤波器组采用“9-7”，方向滤波器组采用 pkva，邻域大小取 3×3 窗口。经过 NSCT 分解后得到背景图像和高频重构结果。原始高光谱图像数据与 NSCT 分解得到的低频部分作差得到背景残差图像；再与高频系数重构后的高光谱图像加权融合后得到背景抑制后新高光谱图像，各阶段结果如图 4 所示。

利用 SVDD 算法对实验得到的新高光谱图像进行目标异常检测。根据新高光谱图像的空间和光谱特性，将内外检测窗口的大小设为 3×3 和 12×12 像素；经过多次实验确定高斯径向基核函数中的尺度参数 β 为 42。为了证明本算法的有效性，将实验结果与 RX 算法、KRX 算法和直接利用 SVDD 算法检测结果进行对比，结果如图 5 所示。

由图 5 的实验结果可知：本文算法在既抑制了复杂背景的干扰的同时又利用了波段间的高阶统计特性使检测结果要明显好于其他 3 种算法。图像背景复杂时不符合 RX 算法的高斯分布假设，且 RX 算法没有利用高光谱波段间的强相关性，检测结果出现了较高的虚警率；KRX 算法和 SVDD 算法虽然都利用光谱波段间的高阶统计特性，但无法有效消除复杂背景的干扰，致使检测结果的虚警率相比本文算法有点高。

为了验证多目标和背景复杂情况下本文检测算法的检测性能。选取含有 38 个异常小目标的高光谱多目标图像进行仿真实验，实验高光谱图像在去除水的吸收带和信噪比较低的波段后，余下的 132 个波段，图 6 为实验图像第 10 波段、目标分布及各算法检测结果。

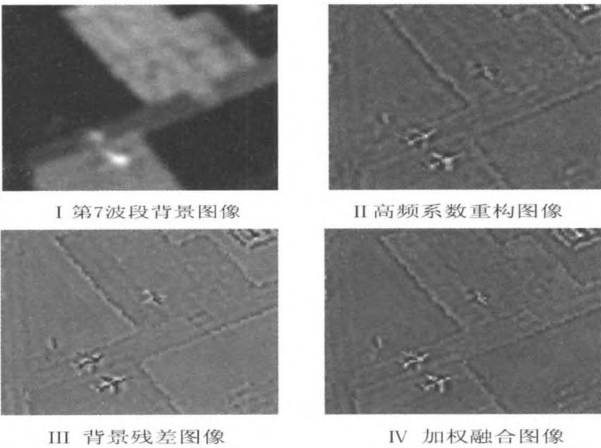


图 4 各阶段实验结果

Fig.4 Each stage of the experimental results

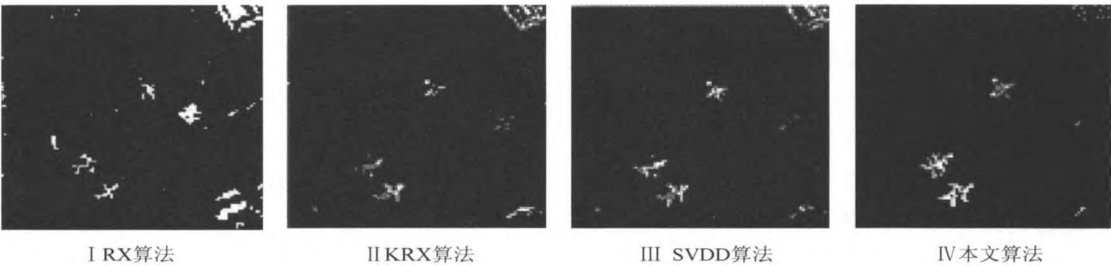


图 5 四种算法检测的二值图 Fig.5 Four kinds of algorithm binary chart of detection

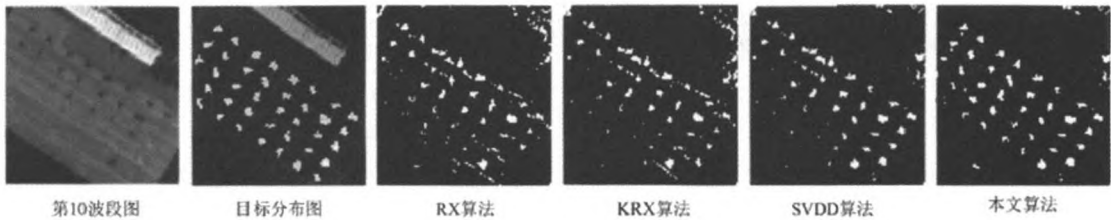


图 6 四种算法的多目标检测结果 Fig.6 Four algorithms for multi object detection results

由图 6 的实验结果可知：由于无法较好地抑制复杂背景信息，RX 与 KRX 算法的检测结果出现了较高的虚警率，左下方的目标几乎没有检测到，并且对右上方目标的检测效果也不是很好；SVDD 算法利用光谱波段间的高阶统计特性对复杂背景有一定的抑制作用，检测结果相较于前两种有一定改善，但虚警率还是高于本文算法。本文算法能较好的锁定并检测出目标，检测结果与目标分布相近，虽然有一些细节上的瑕疵（椭圆框内），但可以基本满足异常检测的需求。

为了进一步说明本文算法的优越性，在相同的检测阈值下，对高光谱图像检测得到的目标个数、目标像素数、虚警像素为指标对 RX 算法、KRX 算法、未对背景抑制的 SVDD 算法以及本文所提出的 4 种算法进行比较分析^[13]，结果如表 1 所示。

表 1 算法性能比较

Table 1 Algorithm performance comparison				
算法名称	目标个数	目标像素数	虚警像素数	耗时/s
RX	3	27	326	363
KRX	3	32	138	328
SVDD	3	36	127	312
本文算法	3	48	75	318

从上表可以看出，本文算法的检测效果要明显好于其他 3 种检测算法。RX 检测算法的检测综合性能最差，KRX 检测算法与 SVDD 检测算法性能相差无几。与 RX 检测算法、KRX 检测算法、SVDD 检测算法相比，本算法分别多检测出 43.75%、33.33%和 25%的目标像素，虚警像素个数分别减少了 76.99%、45.65%和 40.94%。在检测耗时上本文算法中规中矩。

接收机工作特性（ROC）用于描述不同检测阈值下检测率 P_d 和虚警概率 P_f 的对应点构成的关系曲线^[14]。检测概率 P_d 和虚警概率 P_f 的公式如下：

$$P_d = \frac{N_d}{N_r}$$

(12)

$$P_f = \frac{N_f}{N_a}$$

(13)

上式中，检测率表示检测到真实目标像素个数 N_d 与地面真实目标像素个数 N_r 的比值；虚警率表示检测到的虚警像素个数 N_f 与图像中所有像素个数总和 N_a 的比值。上述 3 种算法的 ROC 曲线如图 7 所示。

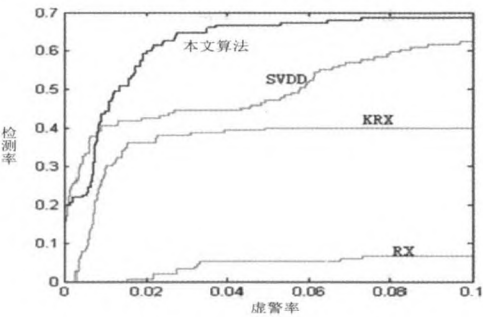


图 7 4 种检测算法的 ROC 曲线图

Fig.7 The four detection algorithm of ROC curves

由图 7 可知本算法具有较好的 ROC 特性，说明本文算法改善了原始 SVDD 算法的检测性能，不仅有效降低了虚警率还一定程度上提高了检测率，满足高光谱图像异常检测的要求。

4 结论

高光谱图像中含有多种复杂的背景信息，为了消除背景信息的干扰，本文提出一种新的解决背景信息

干扰问题的高光谱异常检测算法。本算法把 NSCT 变换技术和基于核方法的支持向量数据描述结合起来,利用非下采样 Contourlet 变换方法对高光谱图像进行各波段逐一分解,得到相应的高低频数据,尽可能从原始高光谱图像中分离干扰信息,经过作差与加权融合得到背景抑制后的高光谱图像;最后利用 SVDD 算法对背景抑制后的图像进行异常目标检测。仿真实验验证,本文所提出的异常检测算法对背景抑制后的高光谱图像进行异常检测时,不仅提高了检测率,还大大降低了虚警概率,具有较为理想的有效性和优越性。

参考文献:

[1] Williams P J, Geladi P, Britz T J. Investigation of fungal development in maize kernels using NIR hyperspectral imaging and multivariate data analysis[J]. *Journal of Cereal Science*, 2012, 55(3): 272-278.

[2] 王坤, 屈惠明. 基于改进最小噪声分离变换的异常检测算法[J]. *激光技术*, 2015, 39(3): 381-387.

WANG Kun, QU Huiming. Anomaly detection method based on improved minimum noise fraction transformation[J]. *Laser Technology*, 2015, 39(3): 381-387.

[3] 蒲晓丰, 雷武虎, 张林虎, 等. 基于改进 RX 算法的高光谱异常检测[J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(9): 1632-1638.

PU Xiaofeng, LEI Wuhu, ZHANG Linhu, et al. Anomaly detection based on improved RX algorithm in hyperspectral imagery[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(9): 1632-1638.

[4] 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): 796-804.

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): 796-804.

[5] 高旭辉, 祁蒙. 基于三维纹理分割的高光谱图像异常检测[J]. *激光与红外*, 2012, 42(5): 561-568.

GAO Xuhui, QI Meng. Anomaly detection based on 3D texture segmentation for hyperspectral image[J]. *Laser & Infrared*, 2012, 42(5): 561-568.

[6] 赵春晖, 胡春梅, 包玉刚. 一种背景误差累积的高光谱图像异常检测算法[J]. *光子学报*, 2010, 39(10): 1830-1837.

ZHAO Chunhui, HU Chunmei, BAO Yugang. A kind of anomaly detection algorithm for hyperspectral image through background error cumulation[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, 39(10): 1830-1837.

[7] 蒲晓丰, 雷武虎, 黄涛. 基于稳健背景子空间的高光谱图像异常检测[J]. *光子学报*, 2010, 39(12): 2224-2230.

PU Xiaofeng, LEI Wuhu, HUANG Tao. Robust background subspace based anomaly detection algorithm for hyperspectral imagery[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, 39(12): 2224-2230.

[8] Banerjee A, Burlina P, Diehl C. A support vector method for anomaly detection in hyperspectralimagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(8): 2282-2291.

[9] Wu Yiquan, Wu Chao, Wu Shihua. Fusion of multispectral image and panchromatic image based on NSCT and NMF[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2012, 21(3): 415-420.

[10] 孟强强, 杨枕, 卢珊, 等. 利用 NSCT 分解的高光谱异常检测[J]. *红外技术*, 2014, 36(5): 372-376.

MENG Qiangqiang, YANG Guang, LU Shan, et al. Anomaly detection algorithm based on NSCT decomposition in hyperspectral imagery[J]. *Infrared Technology*, 2014, 36(5): 372-376.

[11] 成宝芝, 赵春晖, 王玉磊. 结合光谱解混的高光谱遥感图像异常目标检测 SVDD 算法[J]. *应用科学学报*, 2012, 30(1): 82-88.

CHENG Baozhi, ZHAO Chunhui, WANG Yulei. SVDD algorithm with spectral unmixing for anomaly detection in hyperspectral images[J]. *Journal of Applied Sciences*, 2012, 30(1): 82-88.

[12] 梅锋, 赵春晖, 王立国, 等. 基于支持向量描述的自适应高光谱异常检测算法[J]. *光子学报*, 2009, 38(11): 2820-2825.

MEI Feng, ZHAO Chunhui, WANG Liguang, et al. Support vector data description based on adaptive anomaly detection method in hyperspectral imagery[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, 38(11): 2820-2825.

[13] 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.

[14] Khazai S, Safari A, Mojaradi B, et al. An approach for subpixel anomaly detection in hyperspectral images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(2): 769-778.