基于空间分布特性多层RX高光谱点目标检测

张 宁^{1,2},朱浩文^{1,2},谢少彪³,兰先超^{1,2},陈 乾^{1,2}

(1.上海航天电子技术研究所,上海201109;2.上海航天智能计算技术重点实验室,上海201109;

3.上海航天技术研究院,上海201109)

摘 要:针对目前高光谱图像异常点目标检测过程中准确率低和虚警率高的问题,本文结合目标的空间分布 特性,提出了一种多层级RX检测方法。通过计算被检测区域图像谱向相似性响应图,采用非线性抑制的方法,突 出点目标并抑制背景。为进一步提高检测算法的表达能力和泛化性能,采用多级检测器级联的方式,逐层级增强 异常点处的相对能量,削弱背景的影响,从而达到较高的检测性能。在外场挂飞试验数据集上进行验证,结果表 明:该方法AUC值达到0.9881,明显优于CEM算法的0.9626和传统RX算法的0.9392。

关键词:高光谱图像;目标检测;多层级;RX算法;背景压制 中图分类号:N37 文献标志码:A

DOI: 10.19328/j.cnki.2096-8655.2021.04.018

Multi-layer RX Hyperspectral Point Target Detection Based on Spatial Distribution Characteristics

ZHANG Ning^{1,2}, ZHU Haowen^{1,2}, XIE Shaobiao³, LAN Xianchao^{1,2}, CHEN Qian^{1,2}

(1.Shanghai Aerospace Electronic Technology Institute, Shanghai 201109, China;
2.Key Laboratory of Intelligent Computing Technology(SAST), Shanghai 201109, China;
3.Shanghai Academy of Spaceflight Technology, Shanghai 201109, China)

Abstract: In order to solve the problems of low accuracy and high false alarm rate in the detection process for abnormal point targets of hyperspectral images, a multi-level RX detection method based on the spatial distribution characteristics of targets is proposed. With the nonlinear suppression method, the point target can be highlighted and the background can be suppressed during the calculation for the spectral similarity response graph of the detected region. In order to further improve the expression ability and generalization performance of the detection algorithm, a cascade of multi-level detectors is used to enhance the relative energy of the outliers level by level and weaken the influence of the background so as to achieve high detection performance. The results show that the area under curve (AUC) value of this method reaches 0.988 1, which is better than that of the constrained energy minimization (CEM) algorithm (0.962 6) and the traditional RX algorithm (0.939 2).

Key words: hyperspectral image; object detection; multilevel; RX algorithm; background suppression

0 引言

高光谱图像具有光谱响应范围广、图谱合一等 特点,在目标检测和识别等应用中具有显著的优势^[1-2]。我国高分五号卫星高光谱载荷具有30m空 间分辨率和5~10nm的光谱分辨率,在我国农作物 估产、环境监测、城市规划和国防安全等领域发挥 了重要的作用^[3-4]。

民航飞机和油轮在高光谱图像中通常呈现亚 像元的状态,即点目标。民航飞机等目标的搜索关 系到人民生命安全等问题,因此,具有重要的研究 意义。星上信息系统实现高光谱图像的处理,由于 星上硬件资源有限,所采用的目标检测和识别算法

收稿日期:2021-04-16;修回日期:2021-06-16

基金项目:国家自然科学基金(616710137)

作者简介:张 宁(1982-),男,高级工程师,主要研究方向为空间信息系统。

(3)

复杂度不宜过高。星上高光谱目标检测方法可分为两类:一类是基于先验信息的光谱匹配方法;另一类是无监督的异常检测方法。常见光谱匹配方法有正交子空间投影(Orthogonal Subspace Projection, OSP)、约束能量最小化(Constrained Energy Minimization, CEM)等。异常检测方法不依赖事先提供目标的光谱信息,通过统计目标和背景的光谱差异来确定异常目标。常见的异常检测方法有REED和YU提出的RX算法、奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)等^[58]。对于未知异常目标检测的应用,适合采用异常检测的方法,由于缺少先验光谱信息,且检测效果受到图像背景的干扰,容易产生虚警。

综上所述,针对异常点目标检测的应用,本文提 出了一种基于空间分布特性分析的多层级 RX 检测 方法,根据点目标空间分布的特点,逐层级调整检测 概率,使得能量朝点目标聚集,抑制背景的影响。最 终实现凸显异常点目标的效果,从而提升检测性能。

1 RX算法高光谱异常检测

目标所在位置的光谱与其周围的背景光谱存 在一定程度的差异,认为是"异常点"。如果把全图 建模为一个高维的高斯分布,那么目标向量应该大 多集中在该分布的边缘。经典的RX异常检测算 法,假设数据空间白化而且符合高斯分布,通过分 析窗口的均值与方差,并与设定的阈值比较判断是 否为异常值^[9-10]。

对于一副高光谱图像X,每一个像素可以用一 个P维向量x表示,假设该图像共有N个像素,则该 图像可以用一个 $P \times N$ 的矩阵来表示,X =[x_1, x_2, \dots, x_N] $\in \mathbb{R}^{P \times N}$,X的每一列代表一个光谱向 量。给定一个光谱向量 x_i ,自适应滤波算法要判断 它是感兴趣目标还是背景,即判断如下两个假设:

$$H_0: \quad \boldsymbol{x}_i = \boldsymbol{n} \tag{1}$$

$$H_1: x_i = \alpha s \tag{2}$$

式中:n为一个代表背景和噪声的向量;a为一个正的常数值;s为代表目标模式的向量。

 H_0 把背景建模为一个高斯分布 $N(\mu_b, C_b), H_1$ 把目标建模为一个高斯分布 $N(s, C_b)$ 。这里假设两 个分布有不同的均值,但有相同的协方差阵 C_b 。为 了将 x_i 从 H_0 、 H_1 之间区别开,RX算法为每个 x_i 计 算如下测度 $\delta(x_i)$: 其中,

$$\hat{\mu}_{\mathrm{b}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i \tag{4}$$

$$\hat{C}_{b} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_{i} - \hat{\mu}_{b}) (x_{i} - \hat{\mu}_{b})^{\mathrm{T}}$$
(5)

式中: $\hat{\mu}_{b}$ 、 \hat{C}_{b} 为对图像数据均值和协方差阵的极大 似然估计。

 $\delta(x)_{i} = (x_{i} - \hat{\mu}_{b})^{\mathrm{T}} \hat{C}_{b}^{-1} (x_{i} - \hat{\mu}_{b})$

式(3)实际上是计算像素点到背景高斯分布 的马氏距离,图像中的背景光谱向量会得到较小 的输出,图像中比较异常的光谱会得到较大的输 出。然而,工程中遥感图像比较复杂,且容易受到 噪声的影响,把图像建模为一个高斯分布往往不 够准确。所以,RX 异常检测效果受到图像源类型 的影响较大,且不易区分点目标和面目标,容易造 成误判。

2 特征子区间选择

高光谱图像具有较高的光谱分辨率,谱段数可 达几百个。通过RX和CEM等方法验证,随着谱段 数的增多高光谱目标检测的性能呈现增高的趋势。 然而,海量的数据矩阵计算对硬件资源也提出了更 高的需求。在应用中,通常通过降维的方法挑选原 始谱段集合中目标和背景光谱特征差异显著的谱 段,组成特征子区间集合^[11,13]。

特征子区间选择,即特征波段选择,常用主成 分分析的方法进行投影变换。本文提出一种快速 筛选特征子区间的方法,能够保留光谱原始特征的 物理含义。首先,通过目标和背景的相关先验特 性,比如目标的反射率特性或者辐射特性,划分初 始的光谱区间;其次,对划分后的光谱区间依据光 谱的可区分性进行光谱子区间的提取,对所提取的 光谱子区间进行重组,获取新的光谱区间;然后,对 重组后的光谱区间重复进行光谱子区间的提取直 至所获取光谱具有稳定可分性的特征子区间。如 图1所示,通过区间差异性分析,选取子区间1和子 区间2组成特征子区间。

3 基于空间分布特性高光谱点目标检测

本文针对高光谱图像点目标检测,目标光谱与 周围邻域光谱应具有一定的光谱差异,符合图像局 部显著性的原理。传统的RX检测算法主要统计像



图 1 特征子区间选择 Fig.1 Feature subinterval selection

素点和背景光谱的差异性,没有考虑目标的空间分 布特性,所以检测结果容易受到岛屿、碎云以及厚 云边缘的影响。

3.1 检测区域谱向相似性

首先分析异常点目标和周围邻域像素的谱向 相似性(Spectral Similarity, SS)。定义 $I(x, y, \lambda)$ 为 一个像素的像素值,其中, x, y, λ 分别为图像的行、 列和谱段序号,设RX计算窗口分块大小,行、列和 光谱数分别为X、Y、n。计算被检测目标和周围邻 域像元的谱向相似度。

当被检测目标能量较大时,目标与周围背景光 谱差异较大,邻域谱向相似性呈拉普拉斯或高斯分 布。当被检测目标与周围邻域像元谱向相似性类 似时,则很可能是均匀单一的背景。如图2所示,选 取被检测区域中心像元为疑似目标,区域大小为 5×5,该区域大小可以调整,依次计算区域像元与 疑似目标的谱向相似性。





$$e_{I}(x, y, \lambda) = I(x, y, \lambda) - I'(x', y', \lambda)$$
(6)
定义 μ_{U}, σ_{U} 分别为集合U的均值和标准差,符
号 $I(x, y, \circ)$ 为 $I(x, y, \circ) = \{I(x, y, \lambda) | 1 \leq \lambda \leq n\}$ 。
谱向相似度SS为

$$SS(x, y) = \sqrt{R_{_{\text{MSE}}x, y}^2 + \left(1 - C_{_{\text{corr}}x, y}^2\right)^2}$$
(7)

其中,

$$R_{\text{MSE}x,y} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{\lambda=1}^{n} \left(e_I(x, y, \lambda) \right)^2}$$
(8)

$$C_{\operatorname{corr} x, y} = \frac{\sum_{\lambda=1}^{N} (I_{c}(x, y, \lambda)) (I'_{c}(x', y', \lambda))}{(N-1) \sigma_{I(x, y, \circ)} \sigma_{I'(x', y', \circ)}}$$
(9)

其中,

$$I_{\varepsilon}(x, y, \lambda) = I(x, y, \lambda) - \mu_{I(x, y, \epsilon)}$$
(10)

$$I_{c}'(x',y',\lambda) = I'(x',y',\lambda) - \mu_{I(x,y,\circ)}$$
(11)

3.2 不同空间分布谱向相似性响应

根据遥感图像局部区域背景类型,可以分为均 匀背景无目标、均匀背景有目标、多背景无目标和 多背景有目标。海面粗糙度小的海水背景、薄云、 亮云等近似作为均匀背景,碎云、岛屿边缘,以及起 伏较大的海面、厚云为多背景区域。

图 3(a)~(d)分别为均匀背景无目标、均匀背景 有目标、多背景无目标、多背景有目标分布示意图。 首先计算中心点与邻域像元的谱向相似性SS(i),i为块的序号,本例块大小为5×5。设定阈值T,当 max(SS(i))<T时,认为该区域为单一背景,相对 均匀如图 3(a)所示。当max(SS(i)) $\geq T$ 时,认为该 区域有疑似异常点,则设定max(SS(i))为中心点, 计算检测区域i+1的SS(i+1)并统计SS(i+1)的 分布规律,如果SS(i+1)与SS(i)类似,则为均匀背 景有疑似目标,如图 3(b)所示;如果SS(i+1)呈聚

中心点

中

-心点

背景

А

异常点

类分布,且较为均匀,则为多背景无目标,如图3(c) 所示;如果SS(*i*+1)呈聚类分布,且有异常值,则为 多背景有目标,如3(d)所示。依次计算该图的区域 谱向相似性,得到谱向相似性响应图。





选取GF-5号高光谱图像为测试图像,图像包 括薄云图像、岛屿海水图像,如图5(a)和图5(c)所 示,并增加人工异常目标,如图5(b)和图5(d)所示。 按照上述步骤,分别测试图像的SS响应图。根据式 (7)计算可知,当两个像素点光谱越相似,则SS值越 小,反之,当两个像素点光谱差异越大,则SS值越 大。SS响应图的值域范围较大,为了进一步突出异 常目标,压制背景,对SS响应图进行非线性调整,按 照式(12)对SS响应图背景进行压制。k为控制抑 制程度的参数,取值范围为(0,1),式(12)的非线性 调整曲线如图4所示。通过非线性调整后,保留了 异常目标的响应,而背景较为均匀的区域得到 抑制^[14-15]:



g.4 Adjustment function of spectral similarity response value

$$Q(t) = 1 - e^{-kt}$$
(12)

按照上述方法进行调整,图5(e)为图5(a)对应 SS调整响应图,值域范围为[0,0.0780];图5(f)为 图5(b)对应SS调整响应图,值域范围为[0,0.9954]; 图5(g)为图5(c)对应SS调整响应图,值域范围为 [0,0.6101];图5(h)为图5(d)对应SS调整响应图, 值域范围为[0,0.9163]。该计算结果与图像的空 间分布主观判别一致。图5(e)中SS值变化不大,



(a) 薄云图像无目标



(c) 岛屿图像无目标



(e) 薄云SS抑制曲面图



且值域较小,背景影响较小;图 5(f)中点目标的 SS 值为 0.995 4,背景的 SS 值相对较小,影响可以忽 略;图 5(g)中 SS 值可以近似看作为二分类,海背景 部分 SS 值较小,岛屿部分最大为 0.610 1;图 5(h)中 目标 SS 值为 0.916 3,明显大于岛屿部分和海水部 分。经过非线性压制后,凸显了异常点目标,薄云 背景 SS 响应得到抑制,岛屿 SS 响应得到一定程度 的抑制。



(b) 薄云图像有目标



(d) 岛屿图像有目标



(f) 薄云有目标SS抑制曲面图







上文对不同空间分布场景的谱向相似性进行 了分析,通过非线性抑制函数可以对响应图进行调 整。本节在传统RX算法的基础上结合点目标空间 分布信息,提出光谱多层级RX方法(Spectral Hierarchical RX, SH-RX), 来进一步增强 RX 算法的非 线性表达能力和更强的泛化性能。利用图像的谱 向相似性增强异常点处光谱的相对能量,逐级调整 RX检测的权重,使得每级RX异常检测朝着点目标 方向权重增加。上一层级RX检测结果作为异常目 标的初始概率值,然后通过每层级谱向相似性图对 概率值权重进行非线性调整,以抑制背景的概率响 应,同时减少面积较大异常目标的权重。

W,"计算过程如下:

$$W_i^m = \frac{(\delta_i^m - \delta_{\min}^m + \Delta)}{(d^m + \Delta)} Q(ss^m)$$
(13)

式中:Q(ss^m)为迭代函数;△为一个极小值,避免权 值等于0,导致权重调整后协方差矩阵不可逆;δ,为 RX检测输出概率值;δ,的最大值和最小值分别记为 δ_{\max} 和 δ_{\min} ; $d = \delta_{\max} - \delta_{\min}$; W_i^m 为每级RX计算后高 光谱图像的权重值;m为层级数。

多层级 RX 异常检测方法是将单层 RX 检测器 级联构成多层检测器,每层检测完成后,通过计算 高光谱图像的谱向相似性响应图,通过非线性抑制 函数进行调整,对背景光谱进行抑制,以增强异常 点目标的响应。多层级RX异常检测算法公式 如下:

$$I_i^{m+1} = W_i^m I_i^m$$
 (14)

式中:I^m为高光谱数据,用第m次RX检测结果增强 第*m*+1次的结果。

循环终止的条件为判断相邻两次检测SS抑制 响应图的平均峰值相关能量(Average Peak-to Correlation Energy, APCE)的差值, APCE计算公式 如下:

$$A_{\text{APCE}} = \frac{\left| \max(y) - \min(y) \right|^{2}}{ \operatorname{avg} \left(\sum_{i,j} (y_{i,j} - \min(y))^{2} \right)}$$
(15)

终止条件计算公式如下:

$$\left|A_{\text{APCE}}^{m}-A_{\text{APCE}}^{m+1}\right| < t \tag{16}$$

即两次 SS 抑制响应图 APCE 差值小于一定 阈值。

4 实验结果及分析

实验测试数据采用外场机载挂飞试验,背景为 靠近岸边的海背景。高光谱成像光谱仪成像波长 范围400~950 nm,空间分辨率为0.7 m。靶机为小 型无人机,面积为600 cm²,目标所占面积比约为 12%,为亚像元目标。

分别采用典型RX、CEM和SH-RX算法对原始 高光谱图像进行点目标检测验证比对分析,如图6所 示。图 6(a)为原始高光谱彩色合成图像,图 6(b)、图 6(c)、图 6(d)分别为 RX、CEM 和 SH-RX 的检测结 果。从检测结果可以看出,由于目标较小,传统RX 容易受到背景的干扰,目标可以被检出,但置信度不 高;CEM由于采用了相似先验信息,背景得到一定 抑制,性能略好;本文提出方法SH-RX结果中点目 标得到突出,背景得到多层压制,背景影响较小。











3种方法检测结果的受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线如图7所示, 对 应的 ROC 曲线下面积(Area Under the ROC Curve, AUC)结果分别为0.9881、0.9626、0.9392。1~10 层SH-RX的检测结果局部放大图如图8所示,随着

检测层级的增多,检测性能得到了提升,异常点目 标更加凸显。



图 7 测试图像检测 ROC 曲线





图 8 SH-RX 多层级检测结果 Fig.8 Results of multi-level SH-RX detection

5 结束语

本文提出一种多层级RX异常检测方法,并通过 对目标的空间分布特性分析,逐层压制背景噪声,实现 了在没有先验光谱信息的情况下,异常点目标较高的 检测性能。实验表明,本文方法相比于传统的RX和 CEM等经典方法,更加适合高光谱图像异常点目标检 测。本文方法对于高光谱图像为海背景和云背景时性 能提升较为明显,当图像为复杂陆地背景时,抑制背景 干扰的性能下降,需要进一步结合其他方法进行检测。

参考文献

[1] GREENR R O, EASTWOOD M L, SARTUREC M, et al. Imaging spectroscopy and the airborne visible/ infrared imaging spectrometer (AVIRIS) [J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 65(3): 227-248.

- [2] WANG F, ZHANG C S. Label propagation through linear neighborhoods [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2007, 20(1): 55-67.
- [3] 张宏俊.空天一体联合体系作战及其技术展望[J].上 海航天,2021,38(3):1-7.
- [4] 陈占胜.未来智能化网络化多功能卫星系统技术发展 思考[J].上海航天,2021,38(3):63-67,108.
- [5] XIA J S, GHAMISI P, YOKOYA N, et al. Random forest ensembles and extended multiextinction profiles for hyperspectral image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2018, 99: 1-15.

(下转第151页)