文章编号:1007-2780(2019)08-0793-10

融合微分重排与匹配的高光谱快速目标检测

王含宇[1,2*],杨名宇[1,2],王 浩[1,2],孟令通[1,2],王檬檬[2]
(1.中国科学院 航空光学成像与测量重点实验室,吉林 长春 130033;
2.中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033)

摘要:为滤除大量冗余背景信息,提升目标检测速度,解决目标光谱获取困难等问题,提出一种融合光谱微分重排与光谱角匹配的高光谱快速目标检测算法。首先,对已知背景光谱信息微分重排,筛选出背景特征较少的谱段集;然后,计算相应谱段下,高光谱图像各像素点的光谱微分值与背景光谱微分值的差值,并对所得各谱段微分差值加权求和阈值化,粗提取出目标位置;最后,计算提取出的目标位置光谱与先验背景光谱角匹配的反余弦值,实现目标背景差异精细判别。通过自行拍摄的草地上黄、绿伪装网及 AVIRIS 获取的 San Diego 机场飞机高光谱图像进行实验,与 RX、CEM、OSP、ACE、SAM 等算法比较。实验结果表明,所提算法在保证检测精度的同时,具有较低的虚警率和较好的时效性:ROC 曲线下面积 AUC 均高于 0.98,虚警率分别为 3%和 1.6%,处理时间仅为 0.36 s 和 0.077 s。

关 键 词:光谱微分;光谱重排;光谱角匹配;快速目标检测;高光谱图像
中图分类号:TP751;O433.4 **文献标识码**:A **doi**:10.3788/YJYXS20193408.0793

A fast hyperspectral target detection fused on spectral derivative and recomposition and SAM

WANG Han-yu[1,2*], YANG Ming-yu[1,2], WANG Hao[1,2],
MENG Ling-tong[1,2], WANG Meng-meng[2]

(1.*Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Chinese Academy of Sciences, Changchun* 130033, *China*;
2.*Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun* 130033, *China*)

Abstract: In order to filter a large amount of redundant background information, improve the speed of target detection and solve the difficult access problem of target spectrum, a fast hyperspectral target detection algorithm which is fused on spectral derivative, recomposition and spectral angle mapper is proposed. Firstly, the derivative of background spectrum is calculated and reordered to find a spectral set with less background information. Secondly, each pixel of the spectral image in the corresponding spectral set are used to calculate the spectral derivative results subtracting the spectral derivative

收稿日期:2019-04-22;**修订日期**:2019-05-08.
基金项目:国家重点研发计划(No.2017YFC0822403);吉林省技术攻关项目(No.20190303074SF)
Supported by National Key Research and Development Program of China (No.2017YFC0822403); Key Technological Program of JiLin Province (No.20190303074SF)
*通信联系人,E-mail:wanghany123@163.com

results of background, then the threshold derivative difference of each spectrum is weighted and summed to extract the target location roughly. Finally, spectral angle mapper algorithm is utilized to calculate the arccosine values of target points and priori background to distinguish the difference between targets and background precisely. Two hyperspectral images of yellow and green camouflage nets on the grass and the planes on the San Diego airport captured by AVIRIS were selected in the experiment for comparing the proposed algorithm with RX, CEM, OSP, ACE, SAM algorithms. The experimental results indicate that the proposed algorithm has a good detection precision, low false alarm rate and high efficiency with AUC higher than 0.98, false alarm rate 3% and 1.6% respectively, the processing time only 0.36 s and 0.077 s.

Key words: spectral derivative; spectral recomposition; spectral angle mapper (SAM); fast target detection; hyperspectral imaging

1 引 言

高光谱技术具有图谱合一特性，可探测物体形貌特征及空间分布，还可获取辐射度及光谱信息，借助高光谱提供的精细反射率光谱信息及代表物体真实性的“指纹光谱”，可在自然背景中完成对目标的准确检测，在军事目标侦察探测、伪装隐身及民用环境监测、资源管理等领域都有着广泛的应用[1]。如何高效快速发现背景环境（如植被、沙漠、海洋、雪原）中的目标，是当前高光谱目标检测的一大热点与难点[2-3]。

目前，常见的高光谱目标检测算法有基于子空间投影的 RX 算法[4]和正交子空间投影算法（Orthogonal Subspace Projection，OSP）[5]，基于概率统计模型的约束能量最小化算法（Constrained Energy Minimization，CEM）[6-7]和自适应余弦估计探测器（adaptive coherence/cosine estimator，ACE）[7]，以及基于原始光谱特征的光谱角匹配（Spectral Angle Mapper，SAM）[8-9]。由于高光谱图像具有精细的反射率光谱信息，导致相邻谱段相似性强，冗余性较高[10-11]，在处理较大尺寸高光谱图像时，上述算法无法满足实时性需求，常通过降维的方法从原始数据中选择相关性小、有代表性的波段子集[9]。光谱微分法通过对反射率曲线进行相应的数学变换，实现将某些波段上的特征适当放大，同时消除一些噪声因素的影响，利用变换后特点更加明显的波段进行信息提取[12]。目前，光谱微分技术多用于已知目标光谱的高光谱目标检测中[12-15]，对于多类目标场景适应性较差。

本文从背景光谱特性出发，提出一种融合光谱微分重排与光谱角匹配的有监督快速目标检测算法，通过先验背景光谱微分放大目标背景差异，光谱重排提取差异最大谱段集，滤除背景信息锁定目标位置；再由光谱角匹配法精细筛选目标位置、细化目标间差异。与 5 种常用检测速度较快的算法在 ROC 曲线、检测时间、曲线下面积 AUC 及虚警率等方面进行比较，定量评估所提算法性能。

2 快速目标检测算法

为了降低高光谱影像的数据维度、减少数据冗余，提高检测效率，本文仅利用背景光谱微分重排与光谱角匹配融合算法检测大范围背景环境中的目标。通过背景光谱微分重排实现光谱降维，从大量高光谱波段中选择抑制背景、突出目标的最优谱段集，背景光谱可根据采集的高光谱图像人工判定背景位置读取或在美国地质调查局 USGS 网站（http://www.usgs.glovis）的地物光谱数据库中获取；计算图像各像素点在最优谱段的微分值并减去背景光谱的微分结果，再加权求和阈值化获取目标位置大致区域，结合抗干扰性强的光谱角匹配法对提取出的目标细化判别。

2.1 光谱微分

光谱微分技术常用于比较光谱维数据间差异，从广义光谱特征出发，利用光谱微分对光谱横轴变化敏感的优势，通过计算光谱不同阶数的微分值可快速获取光谱弯曲点及吸收峰（谷）的对应谱段。光谱微分既可消除基线漂移或者平滑背景干扰的影响，也可提供比原光谱更加清晰的光谱

轮廓变换[14]。从数学意义出发，光谱一阶微分表示的是光谱的变化率，二阶微分突出光谱的弯曲点，三阶微分则突出光谱轮廓的变化。假设一个光谱矢量 $s=[s(\lambda_1),s(\lambda_2),\cdots,s(\lambda_l)]$，其中 λ 为波长、$s(\lambda_i)$ 是对应波长 λ_i 时的反射率。一阶微分的定义为

$$\left.\frac{\mathrm{d}s}{\mathrm{d}\lambda}\right|_i \approx \frac{s(\lambda_j)-s(\lambda_i)}{\Delta\lambda}, \tag{1}$$

其中：$\Delta\lambda$ 是 λ_i 和 λ_j 两波段的谱段间隔，二阶、三阶光谱微分可由一阶微分导出，公式如下：

$$\left.\frac{\mathrm{d}s^2}{\mathrm{d}\lambda^2}\right|_i \approx \frac{s(\lambda_k)-2s(\lambda_j)+s(\lambda_i)}{(\Delta\lambda)^2}, \tag{2}$$

$$\left.\frac{\mathrm{d}s^3}{\mathrm{d}\lambda^3}\right|_i \approx \frac{s(\lambda_l)-3s(\lambda_k)+3s(\lambda_j)-(\lambda_i)}{(\Delta\lambda)^3}. \tag{3}$$

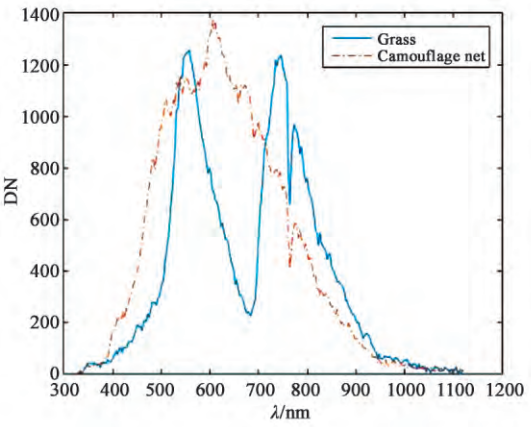
相邻谱段间隔为 $\Delta\lambda=\lambda_l-\lambda_k=\lambda_k-\lambda_j=\lambda_j-\lambda_i$，$\lambda_l>\lambda_k>\lambda_j>\lambda_i$。光谱微分可适当放大地物在某些波段上的特征，可利用变换后特征更明显波段进行信息提取。吕利利等人[12]对多光谱遥感影像的微分结果研究发现，更高阶的微分结果并不一定使信息量增加。相比一阶微分，二阶微分波段信息量有一定增加，三阶微分各波段特征则与二阶微分相似性较高。此外，Qu 等人[16]也证实了此观点，其将原始光谱分别与遥感影像的一阶到四阶微分组合进行目标提取，并分析提取精度，发现一到三阶微分的加入均能极大地提高目标识别精度，而四阶微分所包含的信息量较少。因此，三阶以内光谱微分对于提取特征、放大目标背景差异效果更好。

2.2　光谱重排

光谱重排常用于区分在形状、反射率（DN 值）和变化趋势等方面差异不大的地物光谱；针对原始光谱上需提取的地物无显著特征信息，地物间的不相关性均匀分布于各个波段的情况，采用光谱重排方法，打破原始光谱按照波长排列的次序，根据反射率或 DN 值（Digital Number）大小对各个波段重新排列，作为重排基谱的光谱曲线将呈现单调上升（下降）的趋势，而其他光谱曲线在按基谱的顺序重排后出现明显特征，且随基谱不同，相应特征出现的位置也不同[5]。

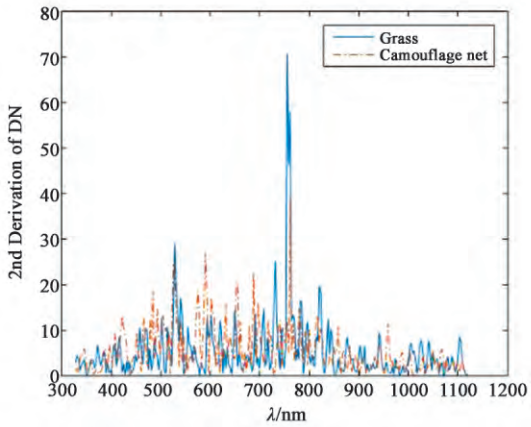
以两条光谱曲线 $r_1=(r_{11},r_{12},\cdots,r_{1L})$，$r_2=(r_{21},r_{22},\cdots,r_{2L})$ 为例来说明光谱重排的做法，其中 L 为波段数。以 r_1 为基谱，将 $r_{11},r_{12},\cdots,r_{1L}$ 的值按照从大到小的顺序重新调整，得到重排光谱为 $r_1{}^*=(r_1k_L,\cdots,r_1k_2,r_1k_1)$，满足：当 $i<j$ 时，必有 $r_1k_i\geqslant r_1k_j$。将 r_2 也按照相同的顺序重新排序得到 $r_2{}^*=(r_2k_L,\cdots,r_2k_2,r_2k_1)$。

为放大背景与目标差异，本文采用光谱重排法将背景光谱微分值重排，挑选抑制背景的最优谱段集合，仅计算最优谱段及其原邻域高光谱数据将目标从背景中初步检测出来，在不影响检测精度的前提下，提高计算实效性。最优谱段数取小于背景光谱微分均值 1% 的谱段个数。通过对比分析草地、伪装网的光谱 DN 值曲线不难发现（图 1(a)），草地与伪装网的光谱曲线变化较为相似，在波长 550 nm 和 680 nm 左右处分别为一个反射峰和吸收峰。原始光谱较难区分两种地物，而分别对两类地物微分后特征差异较明显，如图



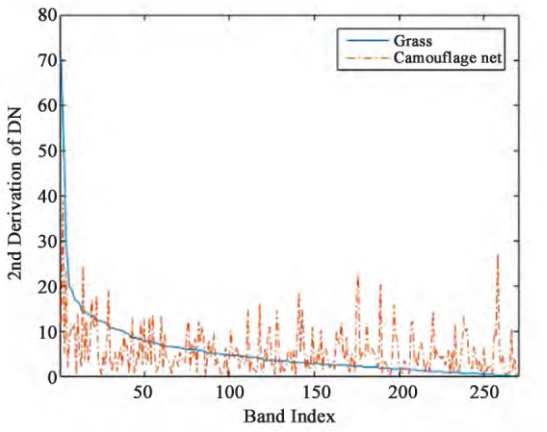
(a)光谱 DN 值

(a)Spectral digital number



(b)光谱微分

(b)Spectral derivative



(c)光谱微分重排

(c)Recomposition of spectral derivative

图 1 草地和伪装网的光谱曲线

Fig.1 Spectral curves of grass and camouflage net

1(b)所示,761 nm 波长草地轮廓发生剧烈变化,谱线上出现极大值点。将微分后的光谱曲线按草地微分 DN 值由大到小重排,如图 1(c)所示,获得的草地光谱特性由强渐弱,而伪装网光谱特性则强弱无序,微分重排放大了草地与伪装网差异,使两者易于区分。

2.3 光谱角匹配法

光谱角匹配法(Spectral Angle Mapper, SAM)[8-9]通过计算光谱向量间夹角衡量两光谱的相似程度,两个光谱向量的夹角越小,匹配度越高,从而判定出该像素是否包含目标。设在 l 个谱段的高光谱图像中,已知背景光谱矢量为 $\boldsymbol{T}=(t_1,t_2,\cdots,t_l)^{\mathrm{T}}$,待识别像素的光谱矢量为 $\boldsymbol{R}=(r_1,r_2,\cdots,r_l)^{\mathrm{T}}$。则反余弦夹角可表示为:

$$\alpha=\arccos\frac{\boldsymbol{TR}}{|\boldsymbol{T}||\boldsymbol{R}|}, \tag{4}$$

式(4)可进一步写为:

$$\alpha=\arccos\frac{\sum_{i=1}^{l}t_i r_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{l}t_i{}^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{l}r_i{}^2}},\alpha\in\left[0,\frac{\pi}{2}\right]. \tag{5}$$

光谱角与光谱矢量的模无关,不受谱段选取范围的影响,可消除或减弱因太阳入射角、地形、坡向和观测角等因素引起的同物异谱现象,光谱角对于乘性干扰具有良好的抗干扰性,不受照度变化的影响[9]。本文选用 SAM 算法精细判别粗提取出的像素点光谱与背景光谱差异,避免逐点计算,提高运算速度,除可提取出目标背景间差异外,还可区分不同种类目标,在一定程度上提高检测精度。

2.4 光谱微分重排与光谱角匹配融合算法具体实现步骤

本文提出的基于光谱微分重排与光谱角匹配融合的高光谱目标检测算法,如图 2 所示,主要分为以下步骤:

步骤 1:对原始光谱数据预处理,主要包括大气辐射校正和几何校正,图像拼接和裁剪以及波段选择等;大气辐射校正可减弱因云、水汽等造成的图像信息失真和畸变。几何校正可减小影像间几何位置差异。拼接和裁剪可获取位于研究区范围内的影像数据。波段选择则去除信噪比较低的“坏”波段。

步骤 2:人为选取背景像素位置或参考光谱数据库,获取背景光谱矢量,为避免选取误操作选到目标点,可同时选取多个背景点坐标,如图 2 中高光谱原始数据中的红点位置。

步骤 3:对背景光谱进行微分重排,挑选最优谱段序列。设定微分阶数 t、步长为 st,根据多组背景重排结果综合挑选出 n 个背景特征较少最优波长,即为最优谱段。

步骤 4:形成最优波长的谱段集。设挑选出的最优波长包含谱段 λ_i,则在预处理后的光谱数据集中提取 λ_i 及其后步长为 st 的 t 个谱段 λ_{i+1},λ_{i+2},$\cdots$,λ_{i+t} 的空间维信息,形成 n 个小谱段集。

步骤 5:计算小谱段集逐个像素点的 t 阶光谱微分值,减去背景位置点的光谱微分值 $f^t(x_i,y_i)$,再阈值化处理,得到新的 n 个微分去背景结果 p,初步滤除背景信息。

步骤 6:再对这 n 组数据加权求和阈值化,采用迭代线性加权法合并,公式如下:

$$\begin{cases}h_i(x,y)=p_1(x,y) & i=1\\ h_{i+1}(x,y)=\beta h_i(x,y)+(1-\beta)p_{i+1}(x,y) & 1<i<n\end{cases}, \tag{6}$$

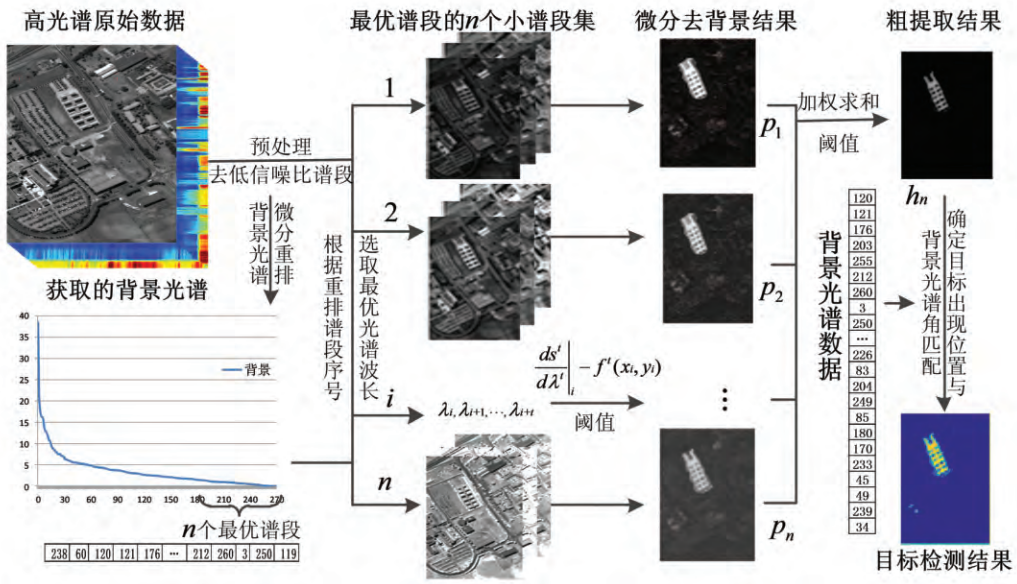


图 2　目标检测算法流程图

Fig.2　Flowchart of target detection algorithm

其中：β 为加权系数，$0<\beta<1$；$p_i(x,y)$ 为坐标 (x,y) 处的第 i 个小谱段集迭代加权后的粗检测结果。迭代加权的顺序与重排顺序相反，根据背景特征由小到大谱段顺序依次迭代，步骤 5 和 6 的阈值化处理均选当前空间维图像数据均值为阈值进行分割。从而得到进一步滤除背景、突出目标的粗检测结果 h_n。

步骤 7：找出粗检测结果中不为 0 的像素点位置即为目标位置点，与背景光谱角匹配，通过不同阈值的选取，细化分辨粗提取出的目标间差异，得到精确目标检测结果。

3　实验结果与分析

为验证本文算法的检测精度与检测效率，实验在 MATLAB R2015a 环境，Intel Core i7-6500U(主频 2.59 GHz)CPU，8 GB 内存的计算机上运行。对自行采集的伪装目标高光谱图像和 AVIRIS 传感器获取的美国圣地亚哥机场图像进行实验，将提出的算法及 5 种常见运算速度较快的目标检测 RX、CEM、OSP、ACE、SAM 算法进行性能定量比较。

3.1　伪装目标检测实验

选用远距离人眼无法分辨的伪彩色目标对本文算法进行验证。绿色伪装材料是最典型的模拟绿色植被的伪装材料，常用于技术兵器、车辆和军服等军事装备的迷彩伪装[17]。本实验将黄、绿两种伪装网平铺于草地，验证算法在植被背景下对伪装网目标的检测能力。采用自行设计的光栅型摆扫式成像光谱仪，波长范围为 0.4～1.0 μm，光谱分辨率为 3 nm，共有 270 个光谱通道。实验时将其放于转台上进行扫描成像。成像光谱仪实物如图 3(a)所示，外场实验设备如图 3(b)所示。



(a)成像光谱仪　(a) Imaging spectrometer　　(b)外场实验装置　(b) Field equipment

图 3　实验设备图

Fig.3　Experimental equipment

图 4(a)为光谱仪采集的 RGB 三通道彩色图像，图像尺寸为 220×180。图 4(b)和(c)为波长 549 nm 和 720 nm 谱段图像，很难直接辨别出伪装网位置。图 4(d)为伪装网在草地上的实际分布情况。本文算法首先进行预处理，将信噪比较低的谱段剔除，获取 180 个有效谱段。为了避免人为选中非背景点带来误差，实验选取 5 组坐标作为草地背景位置，提取对应位置光谱分别进行

二阶微分，步长为 3 nm。光谱重排后，截取每组最小的 80 个谱段，并统计 5 组中出现次数最多的 60 个谱段形成谱段集。图 4(e)为本文算法的检测结果，已基本将树木、矮灌木、草皮等与草地光谱相似的植被滤除掉，并将与草地背景光谱差异较大的黄、绿伪装网及石阶路提取出来。

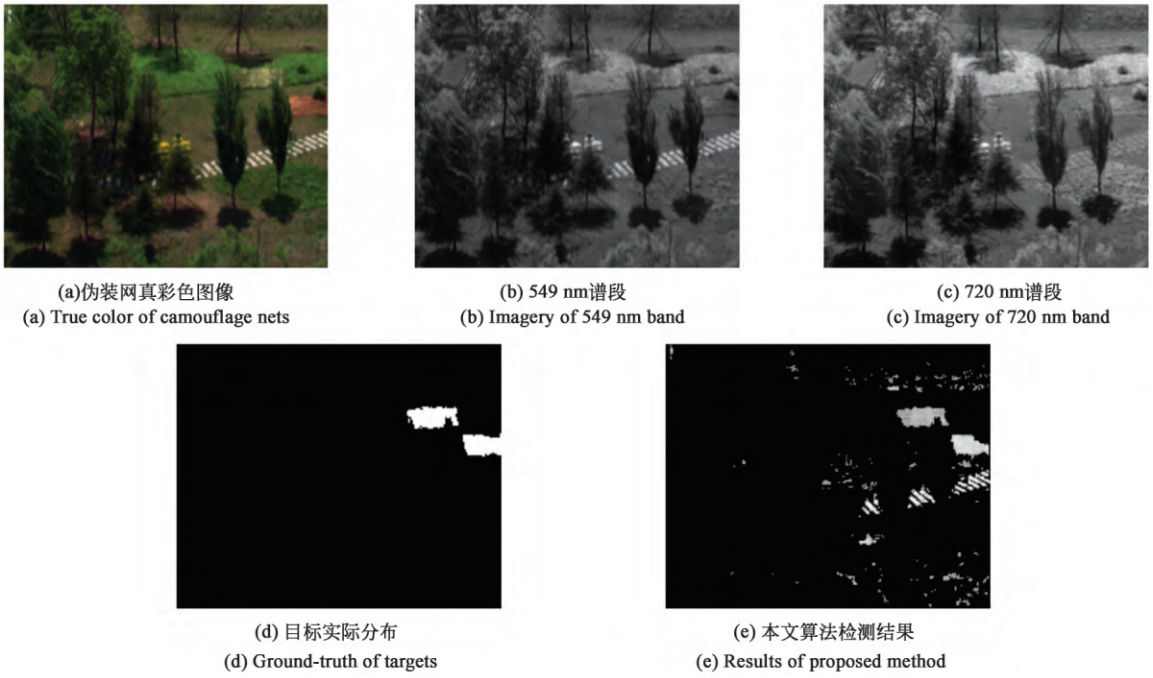


图 4 高光谱图像、目标实际分布情况及本文算法的检测结果。

Fig.4 Hyperspectral imagery, ground-truth and detection results of proposed method.

为了客观评价本文算法的检测能力，分别采用 RX、CEM、OSP、ACE、SAM 算法对伪装网光谱数据进行目标检测，阈值处理后的检测结果分别如图 5(a～e)所示，对比结果发现，6 种算法均

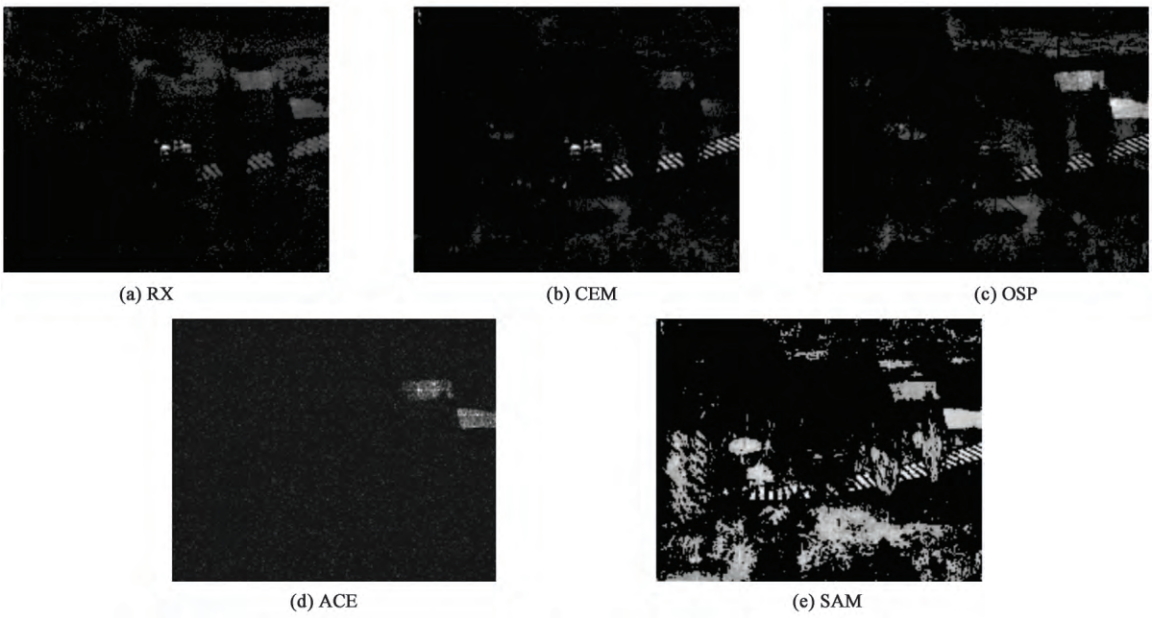


图 5 5 种算法的检测结果

Fig.5 Detection results of five algorithms

能将伪装网目标检测出来，对于树木和伪装网的区分能力较强，而除 ACE 外算法均会将石阶路检测出来。RX 算法区分草地、伪装网能力较弱，CEM 和 OSP 算法区分伪装网与裸地能力较弱，ACE 算法检测出大量噪声，仅用 SAM 算法检测会出现大量虚警信息，本文算法检测的伪装网目标较清晰且虚警点数目较少。

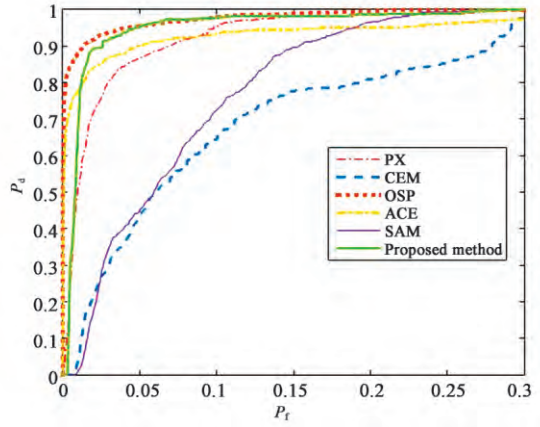


图 6　6 种检测算法的 ROC 曲线

Fig.6　ROC curves of six detection algorithms

为了定量地评价算法，使用接收者操作特性（Receiver Operating Characteristic，ROC）曲线（图 6）、检测时间、曲线下面积（Area Under Curve，AUC）、虚警率作为衡量检测特性的指标，比较结果如表 1 所示。ROC 曲线能够描述检测率 P_d 和虚警率 P_f 的变化关系，纵坐标为检测概率 P_d，横坐标为虚警概率 P_f。P_d 和 P_f 的定义如下：

$$P_d = \frac{N_d}{N_t}, \tag{7}$$

$$P_f = \frac{N_f}{N}, \tag{8}$$

N_d 为在某分割阈值下检测出的目标像元数目；N_t 表示所有目标像元总数目；N_f 为错分为目标的像元数目；N 表示高光谱图像的像素总数。在相同的虚警率的条件下，检测率越高，算法的性能越好。为了去除计算机本身所引起的脉冲误差，以下所有有关检测时间和 AUC 的数据均进行了 5 次实验后取平均分析，AUC 数值越大，算法的检测性能越好。

通过分析 ROC 曲线发现，在小于 0.05 时，OSP 算法检测率最高；虚警概率在 0.05～0.1 时，本文算法检测率最高，而后小于 OSP 算法；当虚警概率大于 0.28 时，本文算法与 OSP 算法检测率相同。本文算法的运行时间远小于其他 5 种算法，是 OSP 算法检测速度的一倍。6 种算法的 AUC 性能排序如下：OSP＞本文算法＞ACE＞RX＞ SAM＞CEM，本文算法虚警率最小仅为 3%。OSP 算法需已知目标和背景的先验光谱信息，ACE 和 CEM 需已知目标的先验光谱信息，而目标光谱信息通常较难获取，且光照条件等因素也会影响先验目标光谱的准确性，在实际应用中较难实现。本文算法仅需已知背景光谱信息即可检测出目标，在 SAM 算法的基础上提升了检测速度，提高了检测精度，减少了虚警率，可高效快速发现隐身于背景环境中的伪装目标。

表 1　6 种算法检测时间、AUC 及虚警率

Tab.1　Computation time，AUC and P_f of six detection algorithms

Method	Time/s	AUC	P_f/%
RX	5.35	0.975 4	9.5
CEM	2.01	0.901 5	7.3
OSP	0.71	0.992 5	11.1
ACE	4.48	0.977 4	11.8
SAM	1.01	0.927 6	18.7
Proposed	0.36	0.987 7	3.0

3.2　机场目标检测实验

为了进一步验证算法的稳定性和可靠性，实验选用一幅由 AVIRIS 传感器获取的美国圣地亚哥机场图像，共 224 波段，波长范围为 0.2～2.4 μm。去除受水汽影响和低信噪比的波段后，剩余 189 个波段用于检测实验。截取其中图像大小为 100×100 像素，其第 10 个波段图像和实际地面目标分布如图 7 所示，其中共包含 3 架飞机。



(a)第10波段机场图像　(b)实际目标分布

(a) Imagery of tenth band　(b) Ground-truth of targets

图 7　采集的机场图像

Fig.7　Captured airport images

选取 5 组机场停机位置光谱作为背景光谱，图 8 为本文算法与对比算法的检测结果，观察发现，本文算法能检测出较完整的飞机形状，且虚警点较少。当检测目标较小时，选取目标光谱信息会造成较大误差，若选取不当，CEM、ACE 和 OSP 算法很容易出现无法检测到目标的情况。而背景光谱由于范围较大选取相对容易，可通过点选多点减小误差。

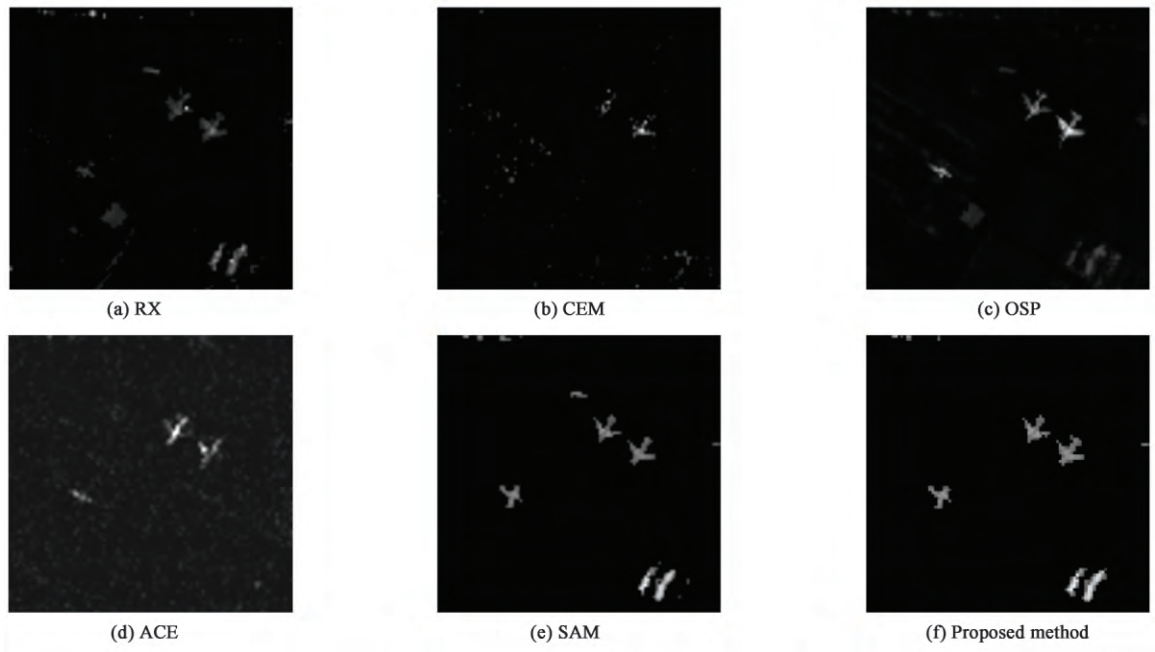


图 8 6 种算法检测结果

Fig.8 Detection results of six algorithms

图 9 和表 2 分别给出了 6 种算法的 ROC 曲线、检测时间、AUC 及 P_f。本文算法检测率最高与仅用 SAM 算法的 ROC 曲线几乎重合，当虚警率为 0.01 时，检测率已达到 1，检测速度最快且虚警率最低，AUC 性能排序为：本文算法＞SAM＞OSP＞RX＞ACE＞CEM，且结合伪装目标实验结果不难发现，本文算法有效性和稳定性均最优，较适用于实际应用。

表 2 6 种检测算法的检测时间、AUC 及虚警率

Tab.2 Computation time, AUC and P_f of six detection algorithms

Method	Time/s	AUC	P_f/%
RX	0.996	0.863 8	3.5
CEM	0.352	0.712 6	1.75
OSP	0.168	0.981 8	35.27
ACE	0.512	0.811 4	13.08
SAM	0.189	0.994 6	1.88
Proposed	0.077	0.995 6	1.64

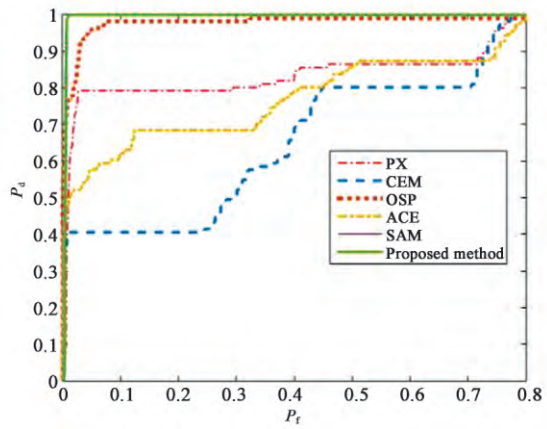


图 9 6 种检测算法的 ROC 曲线

Fig.9 ROC curves of six detection algorithms

通过两组实验可以发现，本文算法在保证检测精度的同时，具有较低虚警率和计算复杂度。仅通过背景光谱的微分重排，提取目标背景差异较大谱段，对谱段微分差值加权阈值化，放大目标背景差异，进而剔除图像上与背景光谱相似的位置点，如实验一中与草地光谱相似的植被位置，实

验二中的机场跑道、停机位等位置。再由光谱角匹配法精细区分剩余各点与背景的光谱相似性，提高了计算效率。这种粗检测与精判别相结合的方式，有效减少了检测虚警率，从而能够高效快速的发现背景环境中的目标。

4 结　论

针对高精度、准实时目标探测的实际应用需求，提出了融合光谱微分重排与光谱角匹配的高光谱快速目标检测算法，解决高光谱图像因具有精细反射率光谱信息而造成的数据量巨大的检测难题。本文提出了利用背景光谱矢量获取最优光谱集的方法，通过光谱微分重排技术放大目标与背景差异，抑制背景信息；再采用光谱角匹配法精细判别目标，在检测目标的同时还可区分出目标间的细微差异。实验结果表明：与 RX、CEM、OSP、ACE、SAM 等常见 5 种算法比较，本文所提算法的检测率较高，两组实验的 AUC 指标分别为 0.984 7 和 0.995 6，且虚警率均低于 3%。图像尺寸为 220×180×270 时，检测时间为 0.36 s；图像尺寸为 100×100×224 时，检测时间仅为 0.077 s。本文算法稳定性较好，适用范围较广，可用于高效快速的检测大范围背景环境中的目标。但方法也存在一定局限性：该检测方法对背景光谱的一致性要求较高。当表面光照不均匀或存在阴影时该检测方法的检测效能将会受到影响。

参 考 文 献：

[1] 王岩，杨小虎，王金玲，等.空间遥感光谱仪器光学性能地面检测系统[J].液晶与显示，2017，32(3)：206-212.
WANG Y，YANG X H，WANG J L，*et al*. Ground testing system for detecting optical performance of space remote sensing spectrometer [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*，2017，32(3)：206-212. (in Chinese)

[2] BACHER R，MEILLIER C，CHATELAIN F，*et al*. Robust control of varying weak hyperspectral target detection with sparse nonnegative representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*，2017，65(13)：3538-3550.

[3] 梅风华，李超，张玉鑫.光谱成像技术在海域目标探测中的应用[J].中国光学，2017，10(6)：708-718.
MEI F H，LI C，ZHANG Y X. Application of spectral imaging technology in maritime target detection [J]. *Chinese Optics*，2017，10(6)：708-718. (in Chinese)

[4] 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.

[5] 耿修瑞.高光谱遥感图像目标探测与分类技术研究[D].北京：中国科学院研究生院，2005.
GENG X R. Target detection and classification for hyperspectral imagery [D]. Beijing：University of Chinese Academy of Sciences，2005. (in Chinese)

[6] 张宁，赵睿，白郁，等.基于集成学习约束能量最小化的高光谱目标检测算法研究[J].上海航天，2018，35(1)：23-29.
ZHANGN，ZHAO R，BAI Y，*et al*. Research on hyperspectral target detection algorithm based on ensemble learning constraint energy minimization [J]. *Aerospace Shanghai*，2018，35(1)：23-29. (in Chinese)

[7] YANG S，SHI Z W. SparseCEM and SparseACE for hyperspectral image target detection [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*，2014，11(12)：2135-2139.

[8] LIU C，LI J W. Hyperspectral subpixel target detection based on extended mathematical morphology [J]. *Infrared and Laser Engineering*，2015，44(10)：3141-3147.

[9] 杜小平，刘明，夏鲁瑞，等.基于光谱角累加的高光谱图像异常检测算法[J].中国光学，2016，6(3)：325-331.
DU X P，LIU M，XIA L R，*et al*. Anomaly detection algorithm for hyperspectral imagery based on summation of spectral angles [J]. *Chinese Optics*，2013，6(3)：325-331. (in Chinese)

[10] 王晗，王阿川，苍圣.基于压缩感知的高光谱遥感影像重构方法研究[J].液晶与显示，2017，32(3)：219-226.
WANG H，WANG A C，CANG S. Hyperspectral remote sensing image reconstruction method based on compressive sensing [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*，2017，32(3)：219-226. (in Chinese)

[11] 闫敬文，陈宏达，刘蕾.高光谱图像分类的研究进展[J].光学 精密工程，2019，27(3)：680-693.

YAN J W, CHEN H D, LIU L. Overview of hyperspectral image classification [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(3): 680-693. (in Chinese)

[12] 吕利利.基于光谱微分法的荒漠稀疏植被提取及变化分析——以疏勒河流域走廊平原地区为例[D].兰州:兰州大学,2018.
LYU L L. Sparse vegetation extraction and change analysis based on spectral differentiation——an example in the Shule River basin plain [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2018. (in Chinese)

[13] WETTLE M, FERRIER G, LAWRENCE A J, *et al*. Fourth derivative analysis of red sea coral reflectance spectra [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(19): 3867-3872.

[14] 施英妮,张亭禄,魏雅利,等.光谱微分技术在高光谱遥感浅海海底底质中的应用初探[J].遥感信息,2010(3):21-25.
SHI Y N, ZHANG T L, WEI Y L, *et al*. Preliminary study on the seafloor type classification by using spectral derivative method [J]. *Remote Sensing Information*, 2010(3): 21-25. (in Chinese)

[15] 刘志刚,卢云龙,魏一苇.有监督的高光谱图像伪装目标检测方法[J].红外与激光工程,2013,42(11):3076-3081.
LIU Z G, LU Y L, WEI Y W. Supervised method for hyperspectral image camouflage target detection [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(11): 3076-3081. (in Chinese)

[16] QU Y F, LIU Z Y. Dimensionality reduction and derivative spectral feature optimization for hyperspectral target recognition [J]. *Optik*, 2017, 130: 1349-1357.

[17] 刘恂,华文深,杨佳.面向高光谱探测的伪装效果评价方法[J].红外与激光工程,2014,43(10):3228-3232.
LIUX, HUA W S, YANG J. Camouflage effect evaluation based on hyperspectral detecting technology [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(10): 3228-3232. (in Chinese)

作者简介:



王含宇(1991—),女,吉林长春人,助理研究员,硕士,2017 年于天津大学获得硕士学位,主要从事高光谱图像处理方面的研究。Email:wanghany123@163.com