

基于位置向量统计的光谱匹配算子

邓世杰^{1*}, 王海晏^{1**}, 王孟爱^{2***}, 方诚喆^{1****}

¹空军工程大学航空工程学院, 陕西 西安 710038;

²93793 部队, 北京 102100

摘要 针对传统光谱匹配算子在“异物同谱”现象下对光谱精细化差异分辨能力较弱的情况, 提出基于位置向量统计(PVS)的光谱匹配算子, 同时提出通过匹配算子融合来提高目标识别的方法。PVS算子是在光谱吸收特征中吸收深度的一个延伸, 算子首先利用位置向量对光谱曲线进行放大, 然后利用投票统计的方法进行地物划分。实验结果表明, 在检测概率为 70% 的情况下, PVS 算子的虚警率在两个数据集上平均降低了 1.73 个百分点和 4.77 个百分点; 同时在算子融合识别中, 在检测概率为 75.43% 的情况下, 融合 PVS 算子的虚警率在两个数据集上平均能够分别降低 2.35 个百分点和 8.26 个百分点。

关键词 图像处理; 高光谱图像; 光谱匹配; 位置向量; 匹配算子; 融合算子

中图分类号 O433

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1610013

Spectral Matching Operator Based on Position Vector Statistics

Deng Shijie^{1*}, Wang Haiyan^{1**}, Wang Mengai^{2***}, Fang Chengzhe^{1****}

¹College of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710038, China;

²Unit 93793, Beijing 102100, China

Abstract In view of the weak resolution ability of traditional spectral matching operators in the phenomenon of “foreign objects in the same spectrum”, a spectral matching operator based on position vector measurement (PVS) is proposed, and a method of improving target recognition by fusion of matching operators is proposed. PVS operator is an extension of the absorption depth in the spectral absorption feature. The operator first uses the position vector to amplify the spectral curve, and then uses the method of voting statistics to divide the ground features. The experimental results show that when the detection probability is 70%, the false alarm rate of PVS operator is reduced by 1.73 percentage points and 4.77 percentage points on average in the two datasets. At the same time, in the case of the detection probability of 75.43%, the false alarm rate of the fused PVS operator can be reduced by 2.35 percentage points and 8.26 percentage points on average on the two datasets, respectively.

Key words image processing; hyperspectral image; spectral matching; position vector; matching operator; fusion operator

OCIS codes 100.4145; 100.3008; 100.5010

1 引言

高光谱技术发展的早期, 高光谱目标检测过程中研究者们希望建立地物与光谱之间的确定性关

系, 借助高光谱较高的光谱分辨率, 利用代表地物的指纹光谱(光谱标签)来完成对地物的准确识别, 但是, 在后来的研究中发现, 地物光谱存在不确定性, 即地物的真实光谱随外界环境和仪器噪声等不断变

收稿日期: 2020-11-23; 修回日期: 2020-12-01; 录用日期: 2020-12-22

通信作者: *m15934858087@163.com; **3295943213@qq.com; ***279802479@qq.com; ****857834624@qq.com

化,此外不同时刻同一地物测量光谱也存在差异,最终导致了“同物异谱、异物同谱”现象的出现^[1]。虽然存在不确定性现象,但是基于光谱信息的地物识别仍然得到了长足发展,其优势在于可以探测感兴趣的目标,还可以分类和识别目标,这在军事上可以有很大的应用前景。

在基于光谱信息的目标识别中包括两大类,第一是利用原始光谱特征直接进行目标匹配,这就需要用到光谱匹配算子来进行匹配;第二是 WCM (Weighted Correlation Matrix-Constrained Energy Minimization)、WCM-OSP (Weighted Correlation Matrix-Orthogonal Subspace Projection) 和 ACE (Adaptive Coherence/cosine Estimator) 等这类算法,这类算法会对光谱特征进行变换,但是这类算法在这个过程中需要只包含背景的自相关矩阵或者协方差矩阵,而在这个过程中需要用到光谱匹配算子对其进行加权,而加重的结果对最后的识别效果有重要影响,因此如何提高光谱匹配算子的匹配精度是一个重要的问题。

光谱匹配技术^[2]分为光谱特征参数匹配和光谱波形完全匹配。基于光谱特征参数匹配就是利用光谱吸收峰、吸收指数、吸收深度和吸收对称度等光谱特征来识别目标^[3-5],这类方法利用了波形上的部分特征对目标进行识别,也会因为光谱的不确定性而存在特征参数不足和难以度量两者相似性的情况。

基于光谱波形完全匹配就是利用光谱相似性度量算子并根据标准光谱和目标地物的相似性,通过门限来划分目标地物和背景,效果较为优异的算子有光谱角制图(SAM)、光谱信息散度(SID)和光谱协方差测量(SCM)等^[6]。SAM方法的显著特点就是简单高效,且光谱角的大小与向量的模无关,即与图像的增益系数无关^[7],仅仅比较光谱向量形状上的相似度,因此对于光照或其他原因造成光谱向量的整体幅度平移而形状未发生改变的情况不会影响匹配结果。SID是利用了信息论中熵的概念,基于光谱信息的相对熵来描述两光谱向量之间的相似度。SCM是依据参考光谱与测试光谱在不同位置处相关系数的大小来衡量两光谱向量之间的相似度^[8]。但是在上述研究中,很少从减少“异物同谱”的角度去对比各种算子的优劣,同时也缺乏在复杂背景环境下考查各种方法的优劣。

针对 SAM、SID 和 SCM 算法在复杂背景环境中的目标识别效果,提出一种基于位置向量统计(PVS)的光谱匹配算子,有效解决“异物同谱”情况

下上述三种算子对相似光谱分辨精度不足的问题,并且通过融合识别方法有效减小“异物同谱”现象所带来的影响,提高目标识别效果。

2 PVS 算子

选择一定数目的波段(可以连续也可以不连续),设选择的波段数为 n ,每一个需要识别的像元数据是一个波段数为 n 的光谱向量 $\mathbf{A} = [a_1 a_2 \cdots a_n]$,目标标准光谱数据也为一个波段数为 n 的光谱向量,即 $\mathbf{M} = [m_1 m_2 \cdots m_n]$ 。

2.1 光谱角匹配算子

光谱角匹配算子是一种基本的目标识别算法,其通过计算光谱向量之间的夹角来衡量待识别像素光谱与已知目标光谱之间的相似程度,从而判定该像素是否包含目标。光谱角匹配的数学表达式为

$$D_{\text{SAM}}(\mathbf{A}, \mathbf{M}) = \arccos\left(\frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{M}}{|\mathbf{A}| |\mathbf{M}|}\right) \quad (1)$$

$D_{\text{SAM}}(\mathbf{A}, \mathbf{M})$ 值越接近 0,则两个光谱向量越相似^[6,9]。

2.2 光谱信息散度匹配算子

光谱信息散度匹配算子是基于信息论中信息熵的概念提出的,将光谱向量看作随机变量,定义两条光谱向量分别为 $\mathbf{P} = [p_1 p_2 \cdots p_n]$ 和 $\mathbf{Q} = [q_1 q_2 \cdots q_n]$ 。其中 $p_i = a_i / \sum_{j=1}^n a_j (i = 1, 2, \cdots, n)$, $q_i = m_i / \sum_{j=1}^n m_j (i = 1, 2, \cdots, n)$,则 \mathbf{M} 关于 \mathbf{A} 的相对信息熵为

$$D(\mathbf{A} \parallel \mathbf{M}) = \sum_i p_i \lg(p_i / q_i) \quad (2)$$

\mathbf{A} 关于 \mathbf{M} 的相对信息熵为

$$D(\mathbf{M} \parallel \mathbf{A}) = \sum_i q_i \lg(q_i / p_i) \quad (3)$$

信息散度的数学表达式为

$$S_{\text{SID}} = D(\mathbf{x} \parallel \mathbf{y}) + D(\mathbf{y} \parallel \mathbf{x}) \quad (4)$$

S_{SID} 值越接近 0,则两个光谱向量越相似^[9]。

2.3 交叉相关系数匹配算子

交叉相关系数匹配算子通过计算目标光谱和标准光谱在不同匹配位置处的相关系数,来判断两光谱之间的相似程度。其数学表达式为

$$S_{\text{SCM}} = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - \mu_A)(m_i - \mu_M)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - \mu_A)^2 \sum_{i=1}^n (m_i - \mu_M)^2}} \quad (5)$$

式中: μ_A 为待识别像元光谱向量的平均值; μ_M 为目

标光谱向量的平均值。 S_{SCM} 值越接近 1, 则两个光谱向量越相似^[6]。

2.4 基于位置向量统计的光谱匹配算子

虽然光谱匹配算子已经得到很好的发展与应用, 但还是存在一些不足, 比如在像元光谱与目标光谱比较相似的情况下, 传统匹配算子不能很好地区分背景与目标。在图 1(a) 光谱非常相似的背景和

目标的一部分像元, 图 1(b)~1(d) 是根据参考光谱并利用 SAM、SID 和 SCM 三种光谱匹配算子计算的结果。从图 1(b)~1(d) 可以看到, 在光谱曲线相似度较高的情况下, 通过图中直线所代表的门限值并不能很好地分开目标和背景, 于是需要一种对光谱差异分辨能力更高的光谱匹配算子, PVS 就是在此基础上提出的。

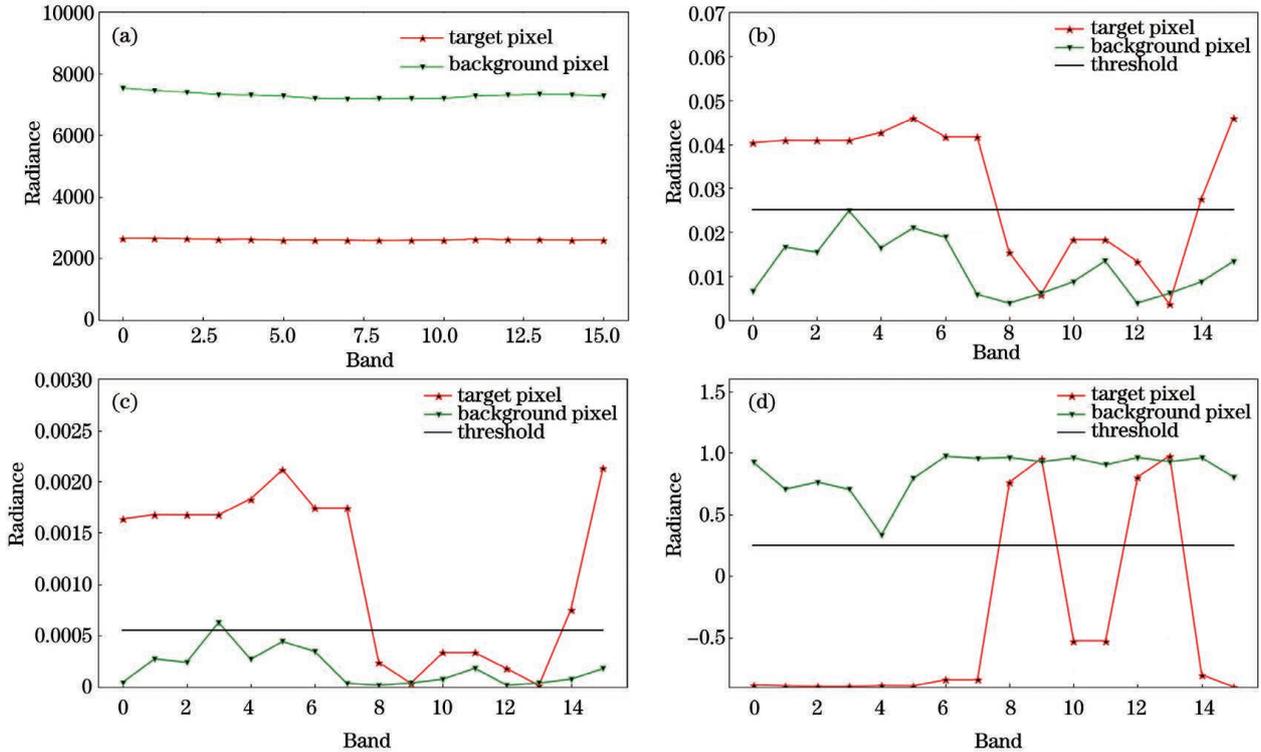


图 1 基于位置向量统计的光谱匹配算子的光谱。(a) 原始光谱曲线; (b) SAM 的结果; (c) SID 的结果; (d) SCM 的结果

Fig. 1 Spectra of spectral matching operator based on position vector statistics. (a) Original spectral curves; (b) results of SAM; (c) results of SID; (d) results of SCM

PVS 算子是光谱吸收特征中吸收深度的一个延伸, 吸收深度利用了波谷这一点来表征其曲线的部分特征, 而 PVS 算子的创新点则是刻画波形上所有点在光谱曲线中的位置来表征光谱曲线的变化特征, 同时在求解位置向量的过程中将差异进行了放大, 而后通过投票统计的方法对像元进行划分。具体步骤如下。

1) 计算光谱向量的位置向量 S 。通过像元向量中每一个元素分别与其他所有元素作差来生成特

征矩阵 R , R 的表达式为

$$R = \begin{bmatrix} a_1 - a_1 & a_1 - a_2 & \cdots & a_1 - a_n \\ a_2 - a_1 & a_2 - a_2 & \cdots & a_2 - a_n \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_n - a_1 & a_n - a_2 & \cdots & a_n - a_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

然后对 R 矩阵按行求和可以得到位置向量 S , 通过位置向量可以确定每一个点在光谱曲线中的位置。上述过程化简可得位置向量的数学表达式, 即

$$S_A = \left[na_1 - \sum_{i=1}^n a_i \quad na_2 - \sum_{i=1}^n a_i \quad \cdots \quad na_n - \sum_{i=1}^n a_i \right]^T \quad (7)$$

同理计算标准光谱向量的位置向量, 表达式为

$$S_M = \left[nm_1 - \sum_{i=1}^n m_i \quad nm_2 - \sum_{i=1}^n m_i \quad \cdots \quad nm_n - \sum_{i=1}^n m_i \right]^T \quad (8)$$

2) 生成统计向量。将(7)式和(8)式进行如下运算可以得到统计向量,数学表达式为

$$\mathbf{K}_s = S_A \otimes S_M, \quad (9)$$

式中: \otimes 为两个向量按对应元素相减得到新向量,再对新向量的每个元素求绝对值。

3) 投票统计。将向量 \mathbf{K}_s 的每一个元素与门限 η 进行比较,当元素小于门限 η 时该行标签为 1,否则为 0,对 1 的个数进行投票统计,再将 1 所占的概率与概率门限 γ 进行比较,大于该门限则认为是目标,流程如图 2 所示。

该方法利用的是光谱曲线上点与其他各点辐射

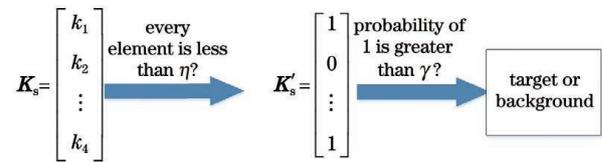


图 2 投票统计的流程

Fig. 2 Flowchart of voting statistics

值的相对量求和来表征其位置,其值与向量光谱的平均值和模长均无关,因此该算子能很好解决图像增益的问题;同时其对光谱曲线匹配的精细程度较高,克服“异物同谱”现象的效果较其他三种算子好,具体效果见实验部分。整个具体算子流程如图 3 所示。

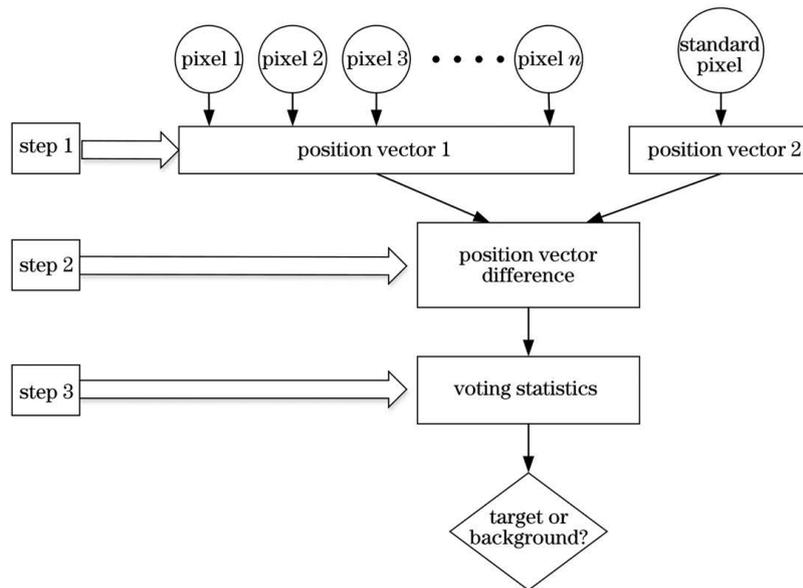


图 3 算子的流程图

Fig. 3 Flowchart of operators

2.5 算子可视化

首先选取像元并由(6)式产生特征矩阵,如图 4 所示,图中正三角曲线为该像元的原始数据,倒三角曲线为该像元在原始数据基础上产生的特征矩阵前

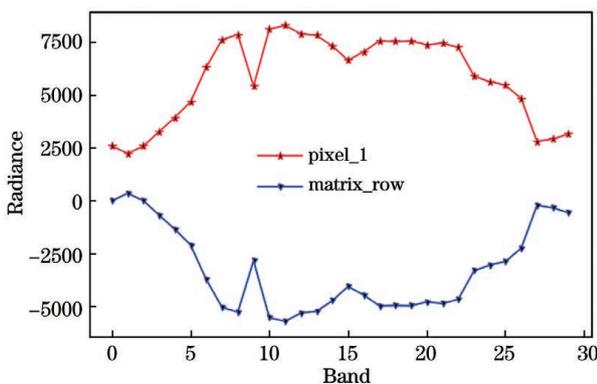


图 4 像元光谱曲线与特征矩阵的拟合曲线

Fig. 4 Pixel spectral curve and fitting curve of eigenmatrix

8 行拟合绘制而成。从图 4 可以看出拟合曲线是类似于原始数据的镜像。

然后特征矩阵按行求和得到位置向量,接着将两个光谱向量的位置向量作差,得到最后的统计向量。可视化结果如图 5 所示,其中 pixel_1 和 pixel_2 是同一种地物, pixel_3 是出现“异物同谱”现象的其他地物, KS 代表位置向量曲线。从图 5 可以看到,二者的光谱曲线非常相似,但是存在细微差异。通过门限 η 能对位置向量进行分类,设大于 2000 门限值的标签为 0,小于 2000 标签为 1,最后对标签的个数进行统计并通过门限 γ 对其进行分类。图 5(a)中处于门限 η 以下的位置向量元素偏多,1 的统计概率偏高,图 5(b)中处于门限 η 以上的位置向量元素偏多,1 的统计概率偏低,这可以很容易将其区分,并且对光谱曲线细节差异能够很好的放大。

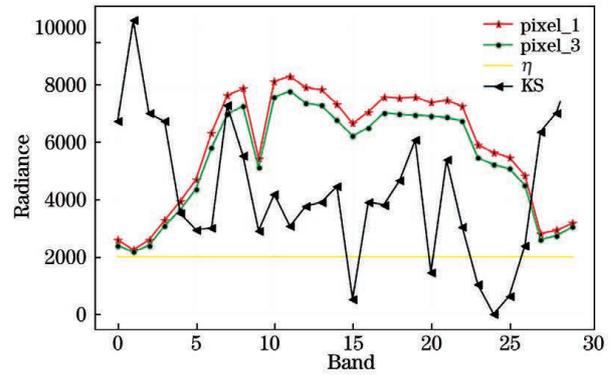
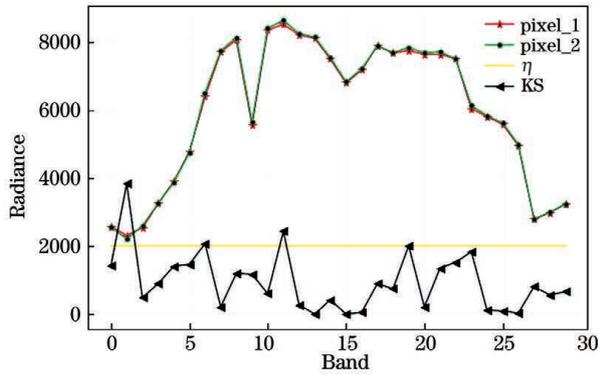


图 5 算子的可视化结果。(a)同一类的像元；(b)不同类的像元

Fig. 5 Visualization results of operator. (a) Pixels of the same class; (b) pixels of different classes

2.6 评价指标

2.6.1 检测概率和虚警概率

设目标区域的像元数为 h , 背景区域的像元数为 H , 算法识别的目标区域中真实目标区域所占的像元点数为 h_T , 算法识别的目标区域中背景所占的像元数为 H_B . 检测概率为 P_d , 虚警概率为 P_f ^[6,10], 则

$$P_d = \frac{h_T}{h}, \quad (10)$$

$$P_f = \frac{H_B}{H}. \quad (11)$$

2.6.2 接收机特性曲线

接收机特性曲线(ROC)在信号处理中作为评价模型性能的有效手段,在诸多领域得到了广泛的应用,如医学诊断^[11]、自动目标识别^[12]和融合分析等。在高光谱遥感图像目标检测性能评价中,ROC曲线也得到了广泛的应用。将虚警概率作为 X 轴,检测概率作为 Y 轴。通过调整参数可以得到不同参数情况下的检测概率和虚警概率,用同一个参数的检测概率和虚警概率绘制的曲线称为 ROC 曲线,ROC 曲线是评价识别算法的一个重要指标。一般来说代表某种检测算法的 ROC 曲线越靠近图示方框区域的左上角,其性能是越好的,这一特点从图6

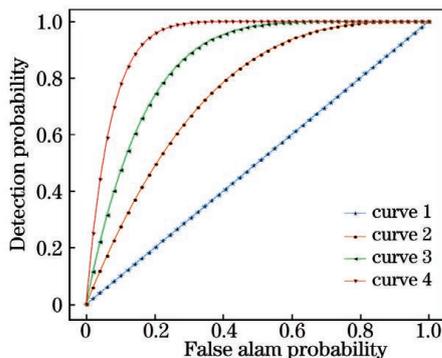


图 6 ROC 曲线

Fig. 6 ROC curves

可以得到验证。对图 6 进行分析,在给定虚警概率 P_f 的情况下,4 条曲线的检测概率由高到低分别为曲线 4,3,2,1;同理,给定检测概率 P_d 的情况下,4 条性能曲线的虚警概率由低到高分别为曲线 4,3,2,1,因此可知曲线 4 对应的算子可以得到最好的检测性能^[6]。

3 实验及分析

3.1 实验数据

实验数据 1 选择美国加州圣地亚哥 North Island 海军机场的高光谱图像,是由 AVIRIS 机载成像光谱仪拍摄而得。原始图像尺寸为 $400 \text{ pixel} \times 400 \text{ pixel}$,空间分辨率为 3.5 m ,探测波长范围为 $400 \sim 2500 \text{ nm}$,横跨可见光和近红外波段,波段数为 224,去掉低信噪比波段、传感器故障波段和水汽吸收波段影响较大的 89 个波段,还剩下 135 个波段,实验中的数据从这 135 个波段中选取。图像内主要地物有飞机、停机坪、公园和住宅等^[13-14]。目标区域选择图 7 的三架飞机,像元总数为 57,属于小目标。

实验数据 2 选择意大利帕维亚大学的高光谱图像,该数据是德国的机载反射光学光谱成像仪在 2003 年对意大利的帕维亚城所成的像的一部分。该光谱成像仪对 $430 \sim 860 \text{ nm}$ 波长范围内的 115 个波段连续成像,所成图像的空间分辨率为 1.3 m 。其中 12 个波段由于受噪声影响被剔除,实验使用的是剩下 103 个光谱波段所成的图像。该数据中的图像尺寸为 $610 \text{ pixel} \times 340 \text{ pixel}$,包含树、沥青道路、牧场和建筑等,地物种类众多,背景复杂。目标区域为建筑物,像元总数为 1330,属于大目标^[15]。

3.2 单一算子识别效果

实验数据 1 选取的波段数目为 80;实验 2 选取

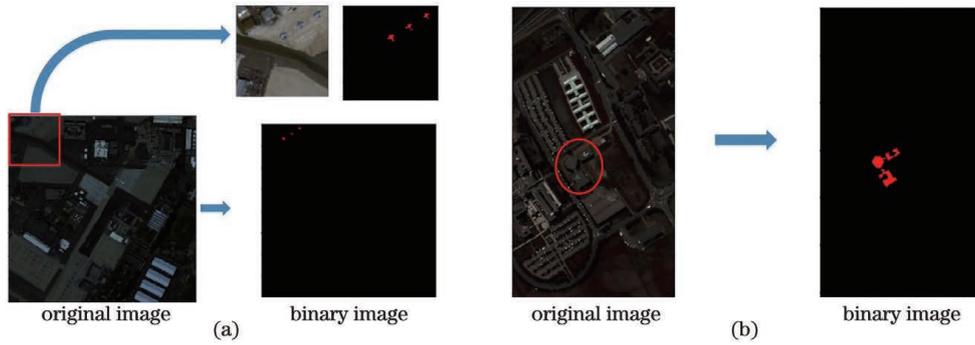


图 7 目标位置示意图。(a)数据 1;(b)数据 2

Fig. 7 Target location diagram. (a) Data 1; (b) data 2

的波段数目为 103。标准光谱使用目标像元的平均光谱,在检测概率约为 70%情况下的检测效果如图 8 和图 9 所示。

相应的 ROC 曲线、检测概率和虚警概率如图 10 和表 1 所示。

从表 1 可以看到,在检测概率约为 70%的情况

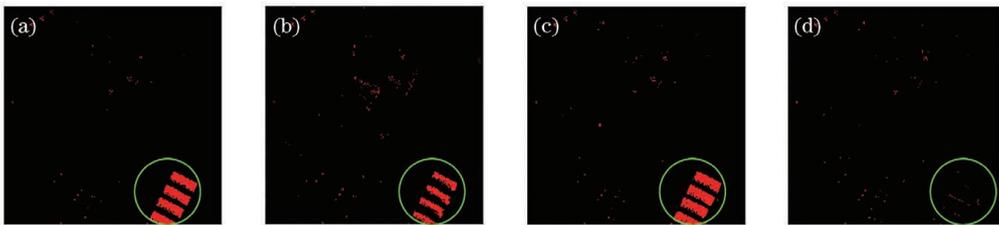


图 8 数据 1 单一算子的识别效果。(a) SAM;(b) SID;(c) SCM;(d) PVS

Fig. 8 Recognition effects of single operator in data 1. (a) SAM; (b) SID; (c) SCM; (d) PVS

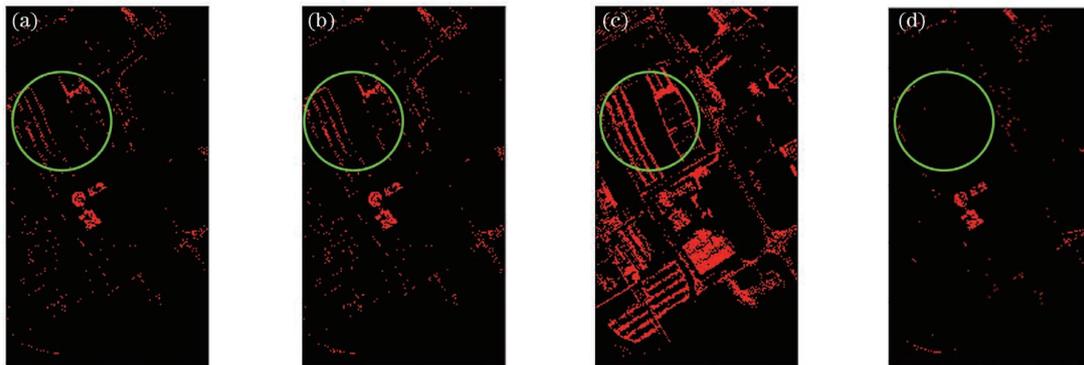


图 9 数据 2 单一算子的识别效果。(a) SAM;(b) SID;(c) SCM;(d) PVS

Fig. 9 Recognition effects of single operator in data 2. (a) SAM; (b) SID; (c) SCM; (d) PVS

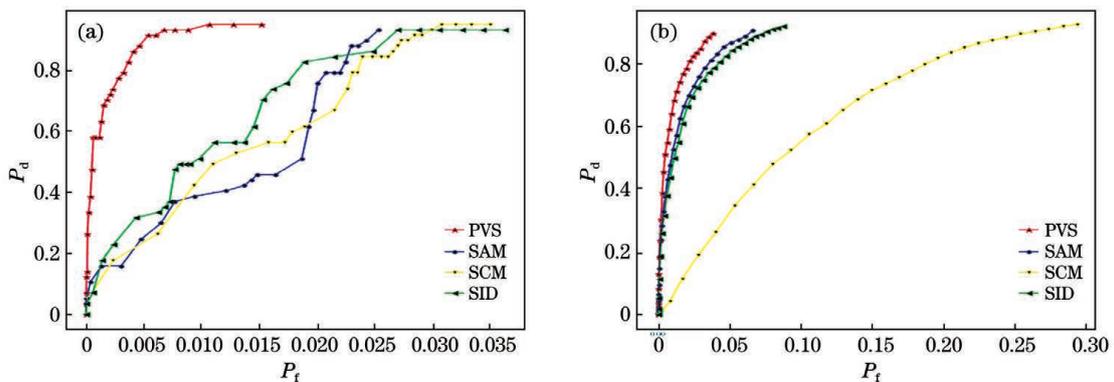


图 10 ROC 曲线。(a)数据 1;(b)数据 2

Fig. 10 ROC curves. (a) Data 1; (b) data 2

表 1 单一算子的 P_d 和 P_f
Table 1 P_d and P_f of single operator unit: %

Data	Parameter	SAM	SID	SCM	PVS
1	P_d		70.17		
	P_f	1.98	1.52	2.22	0.17
2	P_d		70.15		
	P_f	1.73	2.08	12.73	0.74

下,数据 1 中 PVS 算子的虚警率分别比 SAM、SID 和 SCM 算子低 1.81, 1.35, 2.05 个百分点;数据 2 中 PVS 算子的虚警率分别比 SAM、SID 和 SCM 算子低 0.99, 1.34, 11.99 个百分点, PVS 算子的虚警率分别比 SAM、SID 和 SCM 算子平均降低了 1.73 个百分点和 4.77 个百分点,表明此时 PVS 算子的效果较 SAM、SID 和 SCM 算子好。由于数据大小分别为 $400 \text{ pixel} \times 400 \text{ pixel}$ 和 $610 \text{ pixel} \times 340 \text{ pixel}$, 目标较小, 背景区域像元数较多, 在虚警率降低 0.1% 的情况下, 实际能够减少错误识别为目标的像元数分别约为 160 个和 206 个。因此文中所用数据集, 在相同检测概率的情况下, 虚警率能够降低 0.5%, 效果较好。

通过图 10 可以看出, 文中的 PVS 算子曲线位于其他算子的左上方, 且在虚警率小于 1% 的情况下, 检测概率均明显高于其他三种算子, 表明 PVS 算子的整体性能优于其他三种算子。

同时, 注意到文中 PVS 算子能够很好与其他三种算子形成互补。在图 8 和图 9 的椭圆区域, 其他三种算子都将其错误地识别为目标, 而文中的 PVS 算子能够精细区分这种差异, 将其识别为背景 [图 8(d) 和图 9(d)]。椭圆区域像元和目标的一部分光谱曲线如图 11 所示。从图 11 可以看出, 虽然光谱平均值不同, 但是光谱曲线比较相似。此外从

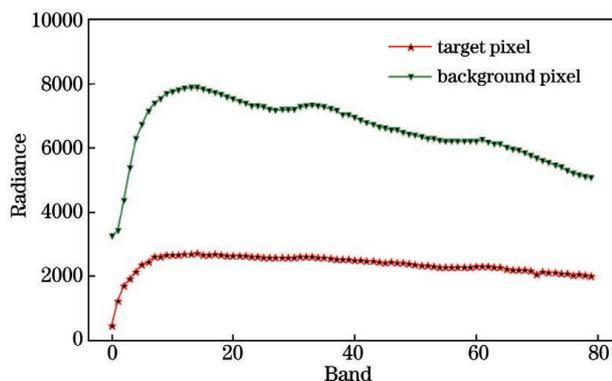


图 11 光谱曲线相似的两类像元

Fig. 11 Two types of pixels with similar spectral curves

图 11 还可以看出, 在不考虑其辐射平均值的情况下, 两种光谱曲线的变化趋势还是有差异的, PVS 算子对于这种差异能够很好区分。

3.3 融合识别

融合方法: 将每一种算子的检测图像目标像元的灰度值赋为 1, 其他像元为 0。将每一种算子的检测图像相应位置像元进行与运算以生成融合图像。多种算子融合的优点在于, 能够保证在较高检测概率的前提下, 有效降低虚警率。

改变门限来提高各种算子的检测概率, 为了保证最终融合图像具有较高的检测概率, 因此使用各种算子的检测概率高于 80% 的检测图像作为融合图像, 同时由于对比分析需要融合本文算子, 所以在相同条件下, 如果本文算子的检测概率低于任何一种其他算子, 那么与运算可能会使融合算子的检测概率降低, 因此本文算子的检测图像检测概率应高于其他几种算子。基于此, 各种算子融合之前的算子检测概率和虚警率如表 2 所示。

表 2 融合之前各算法的 P_d 和 P_f
Table 2 P_d and P_f of algorithms before fusion unit: %

Data	Parameter	SAM	SID	SCM	PVS
1	P_d	85.96	85.96	85.96	98.24
	P_f	2.25	2.39	2.65	2.60
2	P_d	85.03	85.03	85.03	92.70
	P_f	3.80	4.29	20.52	4.29

实验中 CEM、OSP 为传统的识别算法, WCM-CEM、WCM-OSP 是对 CEM、OSP 进行样本加权的算法, 旨在克服 CEM 和 OSP 算法对大目标识别效果不佳的缺点。通过对样本自相关矩阵进行加权, 希望与目标相似的像元对自相关矩阵的贡献尽可能小或者为零, 而背景像元对自相关矩阵的贡献尽可能大^[16-18]。各种算法的对比如图 12 和图 13 所示。

融合后目标的 ROC 曲线、检测概率和虚警率如表 3 和图 14 所示。

从图 12、图 13 以及表 3 可以看出, 在相同检测概率 (75.43%) 的情况下, 融合算子使虚警率有了明显下降, 并且好于大部分传统算子, 尤其是在融合文中的 PVS 算子之后; 相比于 CEM/WCM-CEM、OSP/WCM-OSP 和三种算子融合的情况, 融合 PVS 算子的在数据 1 下的虚警率分别低 0.15, 4.75, 2.17 个百分点, 数据 2 的虚警率分别低 10.14, 12.95, 1.69 个百分点。在两个数据集上平

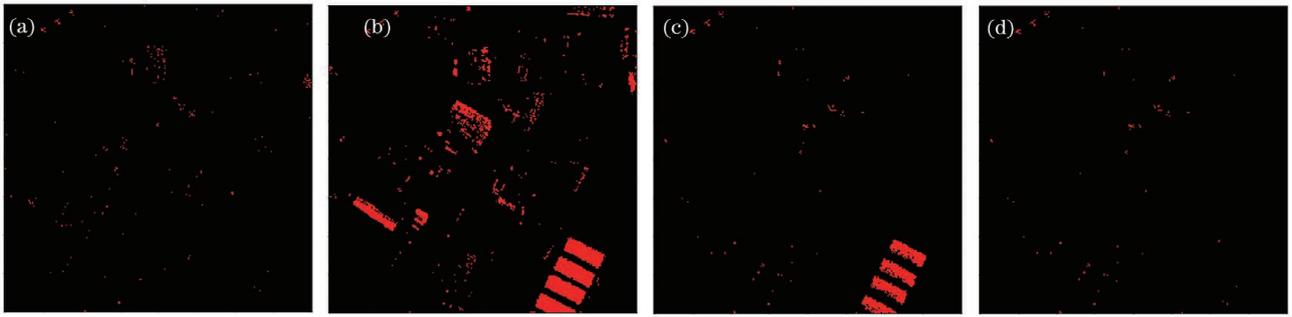


图 12 数据 1 的识别效果。(a) CEM; (b) OSP; (c) SAM, SID, SCM 融合; (d) SAM, SID, SCM, PVS 融合
 Fig. 12 Recognition effects of data 1. (a) CEM; (b) OSP; (c) SAM, SID, SCM fusion; (d) SAM, SID, SCM, PVS fusion

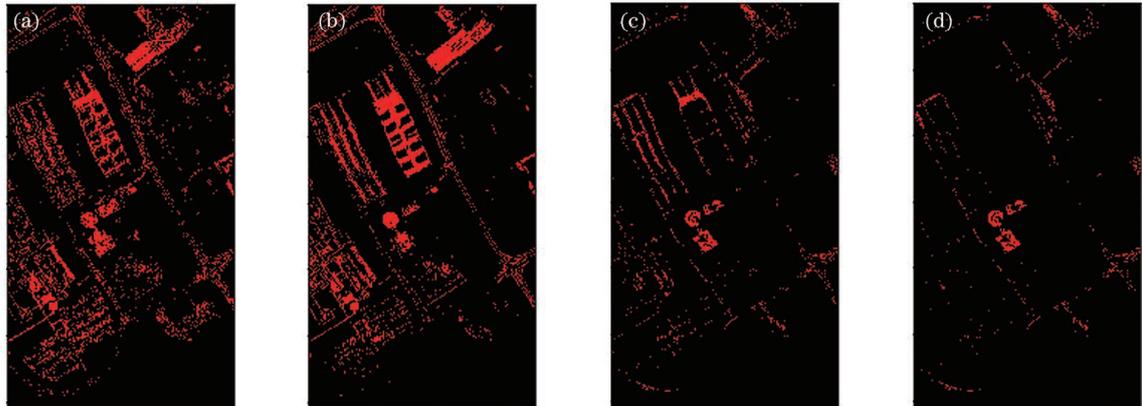


图 13 数据 2 的识别效果。(a) WCM-CEM; (b) WCM-OSP; (c) SAM, SID, SCM 融合; (d) SAM, SID, SCM, PVS 融合
 Fig. 13 Recognition effects of data 2. (a) WCM-CEM; (b) WCM-OSP; (c) SAM, SID, SCM fusion; (d) SAM, SID, SCM, PVS fusion

表 3 融合后的 P_d 和 P_f
 Table 3 P_d and P_f after fusion unit: %

Data	Parameter	CEM/WCM-CEM	OSP/WCM-OSP	SAM, SID, SCM fusion	SAM, SID, SCM, PVS fusion
1	P_d			75.43	
	P_f	0.30	4.90	2.32	0.15
2	P_d			75.56	
	P_f	11.86	13.55	3.29	1.60

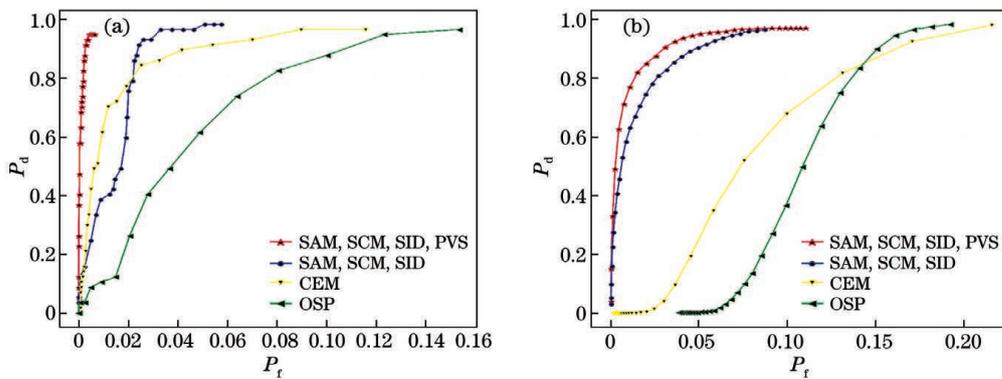


图 14 ROC 曲线。(a)数据 1; (b)数据 2
 Fig. 14 ROC curves. (a) Data 1; (b) data 2

均分别低 2.35 个百分点和 8.26 个百分点,由此说明了融合算子的有效性和可行性。

由图 14 可以看出三种算子融合的方法虽然识别效果较好,但也存在某些情况下不如传统算子的情况(如数据 1 中存在相交的情况),但是 4 种算子融合方法的 ROC 曲线一直位于其他曲线的左上方,且当虚警率较低时,检测率较高。这是因为 PVS 算子具有良好的光谱分辨能力,可以与其他算子形成互补以降低虚警率。

综上所述文中提出的 PVS 算子能够在识别光谱的精细化差异,并且能够有效弥补 SAM、SID 和 SCM 三种算子的部分缺陷,能够很好与这三种算子形成互补,实现更好的检测效果。

4 结 论

文中根据 SAM、SID 和 SCM 算子对光谱波形细微差异分辨能力较弱的问题,提出基于位置向量的光谱匹配算子,算子对光谱辐射平均值不敏感,但对光谱细微差异能够很好识别,可以作为单一目标识别算子使用。同时,PVS 算子通过图像融合的方法可以很好地弥补 SAM、SID 和 SCM 算子的不足,实现更好的目标检测效果。在复杂背景环境下,“异物同谱”的现象更为突出,PVS 算子分辨光谱细微差异的能力在这种情况下更能得到发挥。接下来可以对 PVS 算子波段和门限的选择问题、几种算子的融合识别算法构建和检测图像的目标定位问题等继续深入研究,以提高目标检测的效果。

参 考 文 献

- [1] Karlsson J, Georgiou T T. Uncertainty bounds for spectral estimation[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2013, 58(7): 1659-1673.
- [2] Gao N. Terrain and target detection in hyperspectral remote sensing imagery[D]. Xi'an: Xidian University, 2019: 21.
高暖. 高光谱图像地物及目标识别[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019: 21.
- [3] Su H J, Du P J, Sheng Y H. Study on feature extraction and experiment of hyperspectral data[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(2): 390-394.
苏红军, 杜培军, 盛业华. 高光谱遥感数据光谱特征提取算法与分类研究[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(2): 390-394.
- [4] Parker D R, Gustafson S C, Ross T D. Integrated receiver operating characteristic and confidence error metrics for assessing the performance of automatic target recognition systems[J]. Proceedings of SPIE, 2004, 5427: 354-365.
- [5] Wang L, Chen J, Gong P, et al. Land cover change detection with a cross-correlogram spectral matching algorithm [J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(12): 3259-3273.
- [6] Shao T. Research on target recognition in hyperspectral in hyperspectral imagery based on spectral information[D]. Harbin: Harbin University of Technology, 2010: 21-22.
邵涛. 基于光谱信息的高光谱目标识别方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010: 21-22.
- [7] Ye F. Hyperspectral identification technology research based on spectral matching[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2013.
叶凡. 基于光谱匹配的高光谱识别技术研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2013.
- [8] Gao X H. Research on technologies of hyperspectral data processing [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2013: 92.
高晓惠. 高光谱数据处理技术研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2013: 92.
- [9] Lü J H. Research on hyperspectral image target detection algorithms [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2014: 27-28.
吕建辉. 高光谱图像目标探测算法研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2014: 27-28.
- [10] Wang Y L. Real-time target detection algorithms for hyperspectral imagery[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2015: 22.
王玉磊. 高光谱实时目标检测算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015: 22.
- [11] Kumar R, Indrayan A. Receiver operating characteristic (ROC) curve for medical researchers [J]. Indian Pediatrics, 2011, 48(4): 277-287.
- [12] Nasrabadi N M. Regularized spectral matched filter for target recognition in hyperspectral imagery [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15: 317-320.
- [13] He Y L, Wang J L, Li H J, et al. Constrained energy minimization algorithm based on selected sample correlation matrix for hyperspectral imagery [J]. Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Sciences), 2014, 28(4): 13-19.
何元磊, 王静荔, 李红军, 等. 基于选择样本自相关阵的高光谱图像约束能量最小化算法[J]. 南昌航空大学学报(自然科学版), 2014, 28(4): 13-19.
- [14] Yin J H, Sun J Y, Wang Y S, et al. Sample weighting constrained energy minimization algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4):

- 788-792.
- 尹继豪, 孙建颖, 王义松, 等. 样本加权约束能量最小化算法[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 788-792.
- [15] Cen K. Research on band selection method of hyperspectral image based on low rank representation [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2020.
- 岑鹏. 基于低秩表示的高光谱图像波段选择方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2020.
- [16] Fu T T, Fu X N. An improved CEM target detection algorithm for hyperspectral images [J]. Applied Physics, 2019, 9(2): 63-70.
- [17] Yang L, Su L H, Wu B G, et al. Target detection algorithm of hyperspectral remote sensing imagery combined with CEM [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2017, 31(12): 146-150, 172.
- 杨磊, 苏令华, 吴宝刚, 等. 一种结合 CEM 的高光谱遥感影像目标检测算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2017, 31(12): 146-150, 172.
- [18] Zhang C X, Liu C Y, Qi H X, et al. Blind pixel detection algorithm using spectral matching for thermal infrared hyperspectral imager [J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(1): 0104002.
- 张长兴, 刘成玉, 亓洪兴, 等. 热红外高光谱成像仪光谱匹配盲元检测算法[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(1): 0104002.