

面向伪装目标识别的高光谱图像波段选择方法

王贝贝 刘凯新 陈平

Hyperspectral image band selection method for camouflage target recognition

WANG Beibei, LIU Kaixin, CHEN Ping

引用本文:

王贝贝, 刘凯新, 陈平. 面向伪装目标识别的高光谱图像波段选择方法[J]. 应用光学, 2025, 46(2): 336–342. DOI: 10.5768/JAO202546.0202006

WANG Beibei, LIU Kaixin, CHEN Ping. Hyperspectral image band selection method for camouflage target recognition[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(2): 336–342. DOI: 10.5768/JAO202546.0202006

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202546.0202006>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于光谱指数的高光谱伪装效果评估

Hyperspectral camouflage effect evaluation based on spectral indices

应用光学. 2023, 44(3): 523–532 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0301008>

基于加权块稀疏联合非凸低秩约束的高光谱图像去条带方法

Hyperspectral images destriping approach with weighted block sparsity regularization and non-convex low-rank penalty

应用光学. 2021, 42(2): 283–291 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0202005>

基于注意力和角度间隔损失的高光谱目标跟踪

Hyperspectral target tracking based on attention mechanism and additive angular margin loss

应用光学. 2022, 43(5): 893–903 <https://doi.org/10.5768/JAO202243.0502003>

基于ACE算法的高光谱隐蔽目标探测

Hyperspectral concealed target detection based on ACE algorithm

应用光学. 2023, 44(4): 801–808 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0402005>

基于光谱图像的森林病虫害自动检测方法

Automatic detection method of forest diseases and insect pests based on spectral images

应用光学. 2023, 44(2): 420–426 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0203009>

基于卫星高光谱遥感的水体和林木面积测绘

Area mapping for water and forest based on satellite hyper-spectral remote sensing

应用光学. 2022, 43(5): 886–892 <https://doi.org/10.5768/JAO202243.0502002>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2025) 02-0336-07

引用格式: 王贝贝, 刘凯新, 陈平. 面向伪装目标识别的高光谱图像波段选择方法 [J]. 应用光学, 2025, 46(2): 336-342.

WANG Beibei, LIU Kaixin, CHEN Ping. Hyperspectral image band selection method for camouflage target recognition[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(2): 336-342.



在线阅读

面向伪装目标识别的高光谱图像波段选择方法

王贝贝^{1,2}, 刘凯新^{1,2}, 陈平^{1,2}

(1. 中北大学 电子测试技术国家重点实验室, 山西 太原 030051; 2. 中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051)

摘 要: 随着伪装技术的不断进步, 伪装目标与背景的光谱相似度越来越高, 给识别任务带来了挑战。现有的波段选择方法大多关注波段的信息量或图像整体可分性, 难以选择出能够有效区分相似光谱的特征波段组合。为此, 提出了一种面向伪装目标识别的高光谱图像波段选择方法, 通过构建光谱差异度指数模型, 定量描述各波段中伪装目标与相似背景的光谱差异度, 进而指导特征波段选择。模型首先引入光谱梯度角来挖掘光谱的局部形态特征; 然后通过 Fréchet 距离度量光谱之间的幅值差异, 并对其进行归一化以消除尺度变化的影响; 最后结合皮尔逊相关系数强化光谱差异性和波段独立性。在伪装车辆数据集以及 San Diego 停机场公共数据集上的实验结果表明, 该方法在伪装目标识别任务中的效果优于对比方法。

关键词: 高光谱图像; 波段选择; 光谱差异度指数模型; 伪装目标

中图分类号: TN202; TP751.1

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202546.0202006

Hyperspectral image band selection method for camouflage target recognition

WANG Beibei^{1,2}, LIU Kaixin^{1,2}, CHEN Ping^{1,2}

(1. State Key Laboratory for Electronic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Department of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: With the continuous development of camouflage technology, the spectral similarity between the camouflage target and the background is getting higher and higher, which brings challenges to the recognition task. Most of the existing band selection methods focus on the information content of the band or the overall separability of each band image, so it is difficult to select the feature band combination that can distinguish the similar spectrum effectively. Therefore, a hyperspectral image band selection method for camouflage target recognition was proposed. The spectral difference index model was constructed to quantitatively describe the spectral difference between camouflage target and similar background in each band, and then guided the selection of feature bands. Firstly, the spectral gradient angle was introduced to explore the local morphological features of the spectrum. Then, the amplitude differences between spectra were measured by Fréchet distance and normalized to eliminate the effect of scale changes. Finally, Pearson correlation coefficient was used to strengthen spectral difference and band independence. The experimental results on the camouflage vehicle data set and the San Diego airport public data set show that the proposed method is better than the comparison method in the camouflage target recognition task.

收稿日期: 2024-08-28; 修回日期: 2024-11-25

基金项目: 国家优秀青年科学基金 (62122070); 国家自然科学基金青年基金 (62301507); 山西省基础研究计划 (自由探索类) (202303021222094)

作者简介: 王贝贝 (1999—), 男, 硕士, 主要从事遥感影像处理研究。E-mail: wbb990907@163.com

通信作者: 陈平 (1983—), 男, 博士后, 教授, 主要从事信号与信息处理、图像处理与重建研究。E-mail: pc0912@163.com

Key words: hyperspectral image; band selection; spectral difference index model; camouflage target

引言

现代战争中,涂漆、伪装网等伪装技术使得伪装目标与背景的颜色几乎完全相同^[1],这对传统的可见光等探测技术构成了挑战。高光谱图像极高的光谱分辨率能够提供更多的识别特征,这是高光谱图像相比其他影像数据的优势所在^[2]。然而,随着伪装技术的不断发展,伪装目标的光谱曲线与背景越来越相似,导致误分类现象频发,不利于目标的准确识别^[3]。因此,研究一种能够改善伪装目标与背景之间光谱相似问题的特征波段选择方法显得尤为重要。

根据对地物类别信息关注程度的不同^[4],波段选择方法被分为基于信息量^[5]和基于类别可分性^[6]两类。基于信息量的波段选择方法包括最佳指数法^[7]、自适应波段选择法等,它们更加关注各波段包含信息量的多少,往往会忽视波段之间的相关性^[8]。基于类别可分性的波段选择方法有最优聚类框架(optimal clustering framework, OCF)、端到端的波段选择网络(band selection network, BS_Net)等。OCF提出了一种聚类排序策略来选择代表性较强的波段子集,并提出了一种自动确定所需波段数量的方法^[9]。BS_Net在全波段数据可以由少数波段重建得到的假设下,构建了一个可学习的波段选择框架^[10]。这些方法主要关注的是各波段图像整体的可分性^[11],在无伪装的地物分类任务中表现出色,但难以选择出能够有效判别伪装目标和相似背景的特征波段组合。

前人的一些研究为解决光谱曲线相似问题提供了有益参考。基于梯度角的流形学习方法^[12]通过分析曲线的局部形态特征差异,有效实现了高维数据的降维,并较好地保留了局部细节信息。文献[13]利用Fréchet距离替代欧氏距离,度量机械臂两次运动轨迹中舵机的偏移度,即曲线之间的距离差异,取得了良好的效果。

受上述方法启发,本文提出了一种面向伪装目标识别的高光谱图像波段选择方法。首先对高光谱图像进行高斯滤波,从中提取出伪装目标和相似背景的平均光谱曲线并进行均匀子空间划分,通过引入光谱梯度角来挖掘各子空间内光谱矢量的形态特征。之后分别利用归一化Fréchet距离和皮尔逊相关系数度量光谱矢量之间的幅值差异与相关度,综合各光谱度量参数与光谱差异度的统

计学关系,构建光谱差异度指数(spectral difference index, SDI)模型。通过模型表征伪装目标和相似背景各波段的光谱差异度,据此选择出最大化二者之间光谱差异的波段组合。最后分别在伪装车辆数据集和San Diego停机场数据集上进行分类实验,并与其他波段选择方法以及全波段影像进行对比分析。

1 光谱度量参数

面向伪装目标识别的高光谱图像波段选择方法的核心在于最大化伪装目标和相似背景之间的光谱差异。为了实现对光谱差异的准确度量,模型构建过程中光谱度量参数的选择至关重要。

1.1 光谱梯度角

光谱梯度角(spectral gradient angle, SGA)是在光谱角的基础上延伸出的一种光谱度量参数,可用于评价光谱曲线的形态相似性。对两个光谱矢量分别进行一阶求导,得到对应的梯度向量,两梯度向量之间的广义夹角即为光谱梯度角,如图1所示。

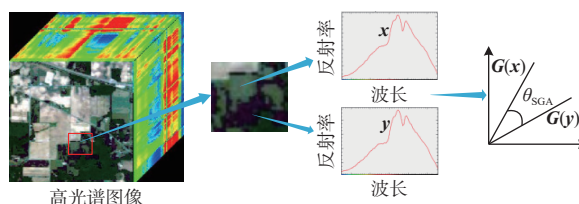


图1 光谱梯度角原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of principle of spectral gradient angle

对于两个维数为 n 的光谱矢量 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$,其梯度向量 $\mathbf{G}(\mathbf{x})$ 和 $\mathbf{G}(\mathbf{y})$ 分别为

$$\mathbf{G}(\mathbf{x}) = (x_2 - x_1, x_3 - x_2, x_4 - x_3, x_5 - x_4, \dots, x_n - x_{n-1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{G}(\mathbf{y}) = (y_2 - y_1, y_3 - y_2, y_4 - y_3, y_5 - y_4, \dots, y_n - y_{n-1}) \quad (2)$$

光谱梯度角 $\theta_{\text{SGA}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 为

$$\theta_{\text{SGA}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \arccos \frac{\langle \mathbf{G}(\mathbf{x}), \mathbf{G}(\mathbf{y}) \rangle}{|\mathbf{G}(\mathbf{x})| \cdot |\mathbf{G}(\mathbf{y})|} \quad (3)$$

伪装目标识别任务面临的一大挑战在于,伪装目标与相似背景的光谱曲线在整体形态上具有极高的相似度。然而,光谱梯度角在捕捉光谱的局部形态特征变化方面表现出显著优势,尤其对光谱曲线斜率的变化极为敏感。

1.2 归一化 Fréchet 距离

Fréchet 距离是一种将曲线以固定方向重参数化来计算距离的方法^[14]。假设宽高分别为 M 和 N 的高光谱图像矩阵为 $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_i, \dots, \mathbf{Y}_j, \dots, \mathbf{Y}_{MN}]$ ，定义两个连续的映射 $\mathbf{x}: [1, n] \rightarrow \mathbf{Y}_i$ 和 $\mathbf{y}: [1, n] \rightarrow \mathbf{Y}_j$ ，其中 n 为波段数， $\mathbf{x}$ 表示第 i 个像素点的光谱矢量， $\mathbf{y}$ 表示第 j 个像素点的光谱矢量。则两光谱矢量之间的 Fréchet 距离 $F(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 为

$$F(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \inf_{\tau \in [1, n]} \max \{d(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{y}(\tau))\} \quad (4)$$

式中： n 是光谱矢量 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 的光谱维数； τ 为光谱维度值； d 为欧氏距离。式(4)先求取两个曲线间的采样点 $\mathbf{x}(\tau)$ 和 $\mathbf{y}(\tau)$ 之间的欧氏距离的最大值，然后进行归一化处理，其中的最小值即为归一化 Fréchet 距离。

相比传统的距离度量参数，Fréchet 距离不仅考虑了曲线上点的位置信息，还关注了曲线的走势，这使其在量化伪装目标和相似背景光谱曲线之间的距离差异方面更具优势。

1.3 皮尔逊相关系数

皮尔逊相关系数可以有效反映光谱矢量间相关性的强弱^[15]，用于波段选择的模型中可以增强所选波段之间的独立性和差异性。光谱矢量 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 之间的皮尔逊相关系数表示为

$$r(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5)$$

式中： n 是光谱矢量 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 的光谱维数； x_i 和 y_i 分别是光谱矢量 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 的第 i 个光谱维度的幅度值； $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别为两矢量各波段像素值的平均值； $r(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 的取值范围为 $(-1, 1)$ ，其值越大表示光谱矢量之间的相关性越大，反之相关性越小。

2 基于 SDI 模型的波段选择方法

2.1 光谱度量参数分析

光谱梯度角 $\theta_{\text{SGA}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 通过计算一阶梯度向量 $\mathbf{G}(\mathbf{x})$ 和 $\mathbf{G}(\mathbf{y})$ 之间的夹角得到，能够从更微观的角度揭示光谱矢量间的形态特征差异，有效保留局部细节信息。但是其难以有效衡量光谱矢量间幅值尺度上的差异，且容易受到噪声引起的曲线波动的影响。归一化 Fréchet 距离 $F(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 综合了两矢量上所有点对 $\mathbf{x}(\tau)$ 和 $\mathbf{y}(\tau)$ 之间的欧氏距离，在幅值

差异和曲线走势的表征上有很好的效果，但其忽略了形态尺度的差异信息。

为了克服单一度量参数在光谱矢量差异表达上的局限性，以多尺度最大化增强伪装目标和相似背景之间的光谱差异，选出可分性最好的特征波段为目标，本文将光谱梯度角和归一化 Fréchet 距离相结合，并引入皮尔逊相关系数构建 SDI 模型。模型通过计算各波段的光谱差异度指数，指导特征波段的选择。不同度量参数的融合不仅提升了信息总量，还降低了噪声对波段选择结果的影响。

2.2 构建 SDI 模型选择特征波段组合

在上述 3 个度量参数中，光谱梯度角和归一化 Fréchet 距离与光谱差异度指数在统计学上皆呈正相关，但相关程度不同。因此，模型采用点乘方式将光谱梯度角和归一化 Fréchet 距离结合，并将其置于分子位置。而皮尔逊相关系数与光谱差异度指数呈负相关，其取值范围为 $(-1, 1)$ ，当其值为负时会导致模型其他参量对模型的贡献度急剧下降。因此，在模型中将皮尔逊相关系数加上常量 b ，使其始终为正值，将其置于分母位置。同时为了最大化保留皮尔逊相关系数对模型的贡献度，取常量 b 的值为 1，使得相关系数扩展为 $r+1 \sim (0, 1)$ 。

假设两光谱矢量分别为 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ ，则 SDI 模型表示如下：

$$I_{\text{SD}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\theta_{\text{SGA}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \cdot F(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{r(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + 1} \quad (6)$$

光谱差异度指数 I_{SD} 可以定量地表征各波段伪装目标和相似背景的光谱矢量之间的差异度， I_{SD} 的值越大，意味着对应波段两光谱矢量之间的形态差异和幅值差异越大、相关性越小，被选择为特征波段的优先级越高。

假设第 k 个波段伪装目标和相似背景的光谱矢量分别为 $\mathbf{x}_k$ 和 $\mathbf{y}_k$ ，则由式(1)~式(3)可得第 k 个波段的光谱梯度角为

$$\theta_{\text{SGA}}(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k) = \arccos \frac{\langle \mathbf{G}(\mathbf{x}_k), \mathbf{G}(\mathbf{y}_k) \rangle}{|\mathbf{G}(\mathbf{x}_k)| \cdot |\mathbf{G}(\mathbf{y}_k)|} \quad (7)$$

由式(4)可得第 k 个波段的 Fréchet 距离为

$$F(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k) = \inf_{\tau \in [1, n]} \max \{d(\mathbf{x}_k(\tau), \mathbf{y}_k(\tau))\} \quad (8)$$

由式(5)可得第 k 个波段的皮尔逊相关系数为

$$r(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k) = \frac{\sum_{i=1}^n ((x_k)_i - \bar{x}_k)((y_k)_i - \bar{y}_k)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n ((x_k)_i - \bar{x}_k)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n ((y_k)_i - \bar{y}_k)^2}} \quad (9)$$

以第 k 个波段及其后一个波段组成的矢量作为第 k 个波段的光谱矢量, 则式(7)和式(8)中 n 的取值为2。最终得到第 k 个波段的光谱差异度指数为

$$I_{SD}(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k) = \frac{\theta_{SGA}(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k) \cdot F(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k)}{r(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k) + 1} \quad (10)$$

基于SDI模型的波段选择算法如表1所示。

表1 基于SDI模型的波段选择算法

Table 1 Band selection algorithm based on SDI model

算法: SDI波段选择算法

输入: 高光谱图像 X , 真值图 g , 波段选择数量 n

输出: 特征波段子集 $\{b_1, b_2, \dots, b_n\}$

1. 遍历真值图 g , 得到类别为伪装目标的所有像素坐标集合 w 以及类别为背景的所有像素坐标集合 v ;
2. 对图像 X 进行高斯滤波, 计算 X 中对应坐标集合 w 和 v 内所有像素位置上的光谱矢量的平均值 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$;
3. 对所有波段进行均匀子空间划分, 得到 n 个子空间 $\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$;
4. for $i = 1$ to n :
5. 遍历 s_i , 计算 s_i 内的波段数量 m ;
6. for $k = 1$ to m :
7. 通过式(7)计算第 k 个波段的光谱梯度角 $\theta_{SGA}(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k)$;
8. 通过式(8)计算第 k 个波段的Fréchet距离 $F(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k)$;
9. 通过式(9)计算第 k 个波段的皮尔逊相关系数 $r(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k)$;
10. 通过式(10)计算第 k 个波段的光谱差异度指数 $I_{SD}(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k)$;
11. end for
12. 将 s_i 内光谱差异度指数最大的波段序号值赋给 b_i ;
13. end for

3 实验结果与分析

3.1 高光谱数据集

在两组不同的高光谱数据集上进行分类实验, 以验证SDI方法所选波段子集的效果。

第1组数据集由凌云光HV-125系列高光谱视频相机采集获得, 实验场景由绿色草地及绿色涂漆伪装车辆组成, 影像大小为 1387×1829 像素, 在 $450 \text{ nm} \sim 950 \text{ nm}$ 的波长范围内拥有128个光谱响应波段, 光谱分辨率为 4 nm , 其真实影像及地表真值图像见图2。

第2组数据集是San Diego高光谱公共数据集, 常用于高光谱图像目标检测领域的研究, 其详细信息如表2所示。

实验截取了数据集中 100×100 像素大小的停机场部分影像, 去除了19个受水汽和噪声影响的波段, 剩余205个波段用于实验, 其真实影像及地表真值图像见图3。

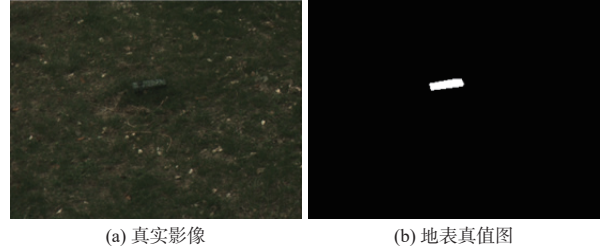


图2 伪装车辆数据集的真实影像及地表真值图

Fig. 2 Real image and ground truth map of camouflaged vehicle dataset

表2 San Diego 高光谱公共数据集

Table 2 San Diego hyperspectral public dataset

采集地点	传感器	空间大小/像素	波段数量/个	波长范围/nm	空间分辨率/m
美国圣地 亚哥机场	机载AVIRIS 传感器	400×400	224	$370 \sim 2510$	3.5

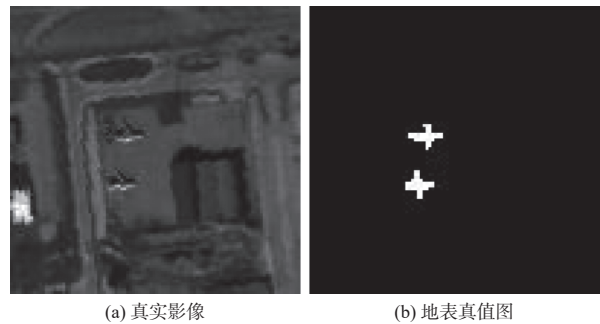


图3 San Diego 停机场数据集真实影像及地表真值图

Fig. 3 Real image and ground truth map of San Diego airport dataset

3.2 实验设置

将SDI波段选择方法与其他5种主流的波段选择方法以及全波段影像进行对比。5种方法分别为OCF、BS_Net、遗传优化算法(genetic algorithm, GA)、基于光谱角匹配(spectral angle matching, SAM)以及基于Fréchet距离(Fréchet distance, F)的波段选择方法, 对比方法中的参数设置均遵循其默认设置。同时设置消融实验以验证模型中3个度量参数的必要性和它们对模型的贡献度。

分类实验使用支持向量机(support vector machine, SVM)分类器进行分类, 核函数选择径向基函数。各方法所选波段子集的分类效果使用总体精度(overall accuracy, OA)来评价。将两组数据集中80%的数据设置为各自的训练集, 其余数据设置为测试集。进行10次分类实验, 取其结果的平均值进行对比分析。

消融实验、SDI、BS_Net、GA、基于SAM以及

基于 F 的方法在 Python3.10 环境下运行, OCF 方法则在 Matlab2021b。本实验所有方法皆在 Intel Core i7-12700H 2.30 GHz CPU 以及 NVIDIA GeForce RTX 3060 环境下运行。

3.3 消融实验结果与分析

在 SDI 模型的基础上, 分别消除 θ_{SGA} 、 F 以及 r 得到 3 种不同的组合, 使用 3 种不同的组合进行波段选择, 波段数量统一为 50, 分别在两个数据集上进行分类实验, 将它们的总体精度 OA 与完整模型的总体精度进行对比。具体实验结果如表 3 和表 4 所示。

表 3 伪装车辆数据集消融实验结果

Table 3 Results of ablation experiments in camouflage vehicle dataset

θ_{SGA}	F	r	OA/%
	√	√	90.51
√		√	91.06
√	√		91.07
√	√	√	95.06

表 4 San Diego 停机场数据集消融实验结果

Table 4 Results of ablation experiments in San Diego airport dataset

θ_{SGA}	F	r	OA/%
	√	√	97.70
√		√	97.75
√	√		97.75
√	√	√	98.65

从表 3 和表 4 中的实验结果可以看出, 完整模型的 OA 皆大于分别消除 θ_{SGA} 、 F 以及 r 的 3 种组合, 说明模型中的 3 个度量参数都是必要的, 都在模型中做出了一定的贡献。消除 θ_{SGA} 的组合的 OA 小于分别消除 F 和 r 的组合, 说明 θ_{SGA} 在模型中的贡献度更高。

3.4 分类实验结果与分析

1) 分类精度

选择不同数量(10、20、30、40、50、60)的波段子集设置对照实验, 对各方法的分类效果进行对比分析。图 4 和图 5 分别为各方法在两个数据集上的分类精度曲线图; 图 6 和图 7 为不同方法在波段数量分别为 60 和 50 时在两个数据集上得到的分类结果, 同时设置了 GT 图以及全波段影像分类结果进行对照。

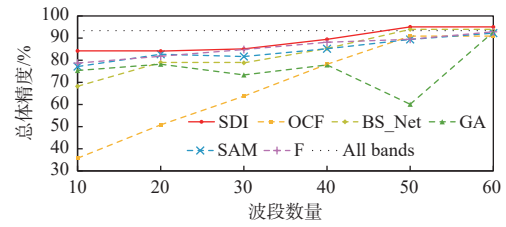


图 4 伪装车辆数据集不同波段数量下各方法的总体精度
Fig. 4 Overall accuracy of each method at different bands in camouflage vehicle dataset

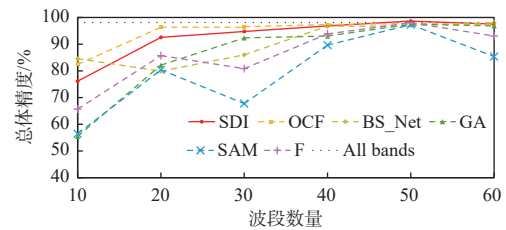


图 5 San Diego 停机场数据集不同波段数量下各方法的总体精度
Fig. 5 Overall accuracy of each method at different bands in San Diego airport dataset

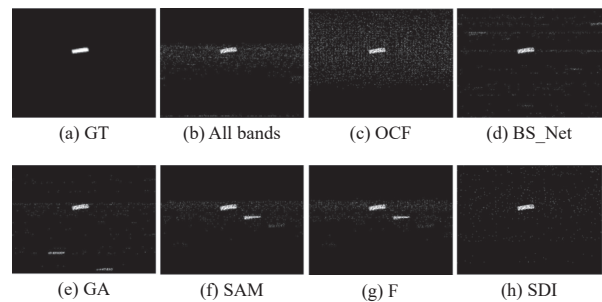


图 6 各方法的伪装车辆影像分类结果

Fig. 6 Classification results of camouflage vehicle images of each method

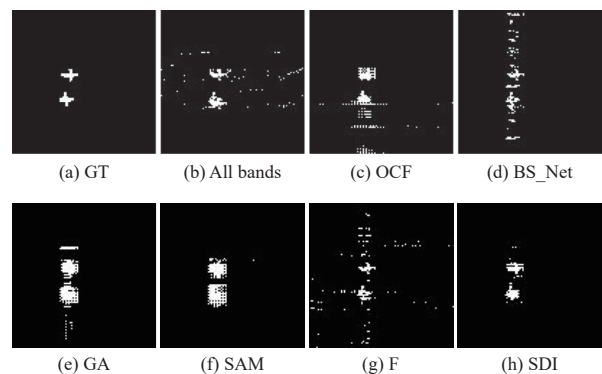


图 7 各方法的 San Diego 停机场影像分类结果

Fig. 7 Classification results of San Diego airport images of each method

对于伪装车辆数据集, 图 4 表明 SDI 波段选择方法的最佳分类精度更高, 在波段组合数量为

10 时, SDI 波段选择方法的 OA 值就达到了 84.23%, 且在波段子集大小到达 50 时超过了全波段的 OA 值, 表示 SDI 波段选择方法选择的特征波段组合性能优秀。此外, BS_Net 波段选择方法在波段子集大小为 50、60 时也达到了全波段的分类效果, OCF 波段选择方法的分类精度随波段子集数量的减少出现了明显下降的现象, GA 波段选择方法在波段数量为 50 时出现了“维数灾难”现象, 有十分明显的下降。从图 6 可以看出, SDI 波段选择方法所得分类结果图的地块均质性及连续性更好。

从图 5 可以看出, 对于 San Diego 停机场数据集来说, SDI 波段选择方法的最优分类精度要高于其他 5 种方法, 超过了全波段的分类精度。从图 7 可以看出, SDI 波段选择方法的分类结果图质量更高。当波段数量增大到 50 时, 其他 5 种方法也取得了较好的分类精度, 接近了全波段的效果, 这可能是由于 San Diego 停机场数据集本身就具有较为显著的光谱特征, 易于提取。SAM 和 F 波段选择方法在波段数量达到 60 时产生了“维数灾难”问题, OA 值出现了较大幅度的降低。

2) 定量分析

以平均信噪比 (average signal-to-noise ratio, ASNR)、平均相对熵 (average relative entropy, ARE) 和平均信息熵 (average information entropy, AIE) 对选择的波段子集进一步分析验证。ASNR 用于评价波段组合的噪声量, ARE 用于评价波段子集的冗余度, AIE 则用于评价波段组合的信息量多少。实验结果见表 5 和表 6, 最佳指标已加粗表示。

表 5 各方法在伪装车辆数据集上的表现
Table 5 Performance of different methods on camouflage vehicle dataset

方法	ASNR	ARE	AIE
SDI	43.23	12.52	5.29
OCF	34.55	6.01	2.36
BS_Net	45.74	4.29	5.17
GA	36.52	10.93	5.12
SAM	38.21	12.49	5.08
F	38.31	12.45	5.34

从表 5、表 6 可以看出, 在伪装车辆数据集中, SDI 波段选择方法拥有最高的 ARE, 说明其所选波段冗余度最低, 且 AIE 和 ASNR 也较高。OCF 波段选择方法的 AIE 和 ARE 均表现不佳, 这导致其分类精度不理想。BS_Net 波段选择方法的 AIE

和 ASNR 都表现很好, 但其 ARE 过低, 这解释了其分类精度较高, 分类表现却不太理想。在 San Diego 停机场数据集中, SDI 的 ARE 仍然最高, OCF 和 BS_Net 分别具有最高的 AIE 和 ARE, 因此 OCF 的分类精度相比伪装车辆数据集有了极大的改善。

表 6 各方法在 San Diego 停机场数据集上的表现
Table 6 Performance of different methods on San Diego airport dataset

方法	ASNR	ARE	AIE
SDI	51.05	12.69	4.95
OCF	50.18	12.57	5.12
BS_Net	52.13	10.25	4.55
GA	49.79	10.13	4.28
SAM	51.65	12.56	4.43
F	50.93	8.99	4.71

3) 运行时间

将 SDI 波段选择方法和其他 5 种方法的运行时间进行对比分析。表 7 展示了各方法在伪装车辆数据集、San Diego 停机场数据集上选择 50 个波段所需的时间。

表 7 各方法的运行时间
Table 7 Running time of different methods

数据集	SDI	OCF	BS_Net	GA	SAM	F
Camouflage vehicle	3.26	11.57	304.32	65.49	4.68	4.35
San Diego	1.27	1.68	23.25	67.34	1.36	1.53

从表 7 可以看出, SDI 方法在两组实验中选择相同数量波段所用的时间都最少。同时结合分类结果以及定量分析结果来看, SDI 波段选择方法的表现更好, 尤其是在伪装车辆数据集中, 对伪装目标的识别具有较大的助益。

4 结论

本文提出了一种面向伪装目标识别的高光谱图像波段选择方法。该方法以选择出能够有效表征伪装目标与相似背景之间光谱差异的特征波段子集为目的。首先对图像进行高斯滤波, 并通过均匀子空间划分降低待选波段之间的相关度; 接着整合光谱梯度角、归一化 Fréchet 距离以及皮尔逊相关系数构建了 SDI 模型; 最后根据各子空间内不同波段的 SDI 选择具有代表性的特征波段组合。在伪装车辆数据集和 San Diego 停机场数据集

的实验中, SDI 方法所选波段子集的 OA 和分类结果优于对比方法以及全波段影像, 定量分析指标 ASNR、ARE 与 AIE 均表现优异, 且时间复杂度更低。该方法对高光谱伪装目标识别任务, 以及轻量型多光谱探测设备研制中成像波段的选择具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] 甘源滢, 刘春桐, 李洪才, 等. 光学图像伪装效果评估研究现状及关键问题[J]. 应用光学, 2019, 40(6): 1050-1058.
GAN Yuanying, LIU Chuntong, LI Hongcai, et al. Research status and key issues of optical image camouflage effectiveness evaluation[J]. Journal of Applied Optics, 2019, 40(6): 1050-1058.
- [2] 何珂, 孙伟伟, 黄可, 等. 基于多特征深度子空间聚类的高光谱影像波段选择[J]. 遥感学报, 2024, 28(1): 132-141.
HE Ke, SUN Weiwei, HUANG Ke, et al. Multi-feature deep subspace clustering for hyperspectral band selection[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(1): 132-141.
- [3] 欧阳亚雄, 彭锐晖, 沙建军, 等. 基于光谱指数的高光谱伪装效果评估[J]. 应用光学, 2023, 44(3): 523-532.
OUYANG Yaxiong, PENG Ruihui, SHA Jianjun, et al. Hyperspectral camouflage effect evaluation based on spectral indices[J]. Journal of Applied Optics, 2023, 44(3): 523-532.
- [4] JIA S, YUAN Y, LI N, et al. A multiscale superpixel-level group clustering framework for hyperspectral band selection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-18.
- [5] RASTI B, HONG D, HANG R, et al. Feature extraction for hyperspectral imagery: the evolution from shallow to deep: overview and toolbox[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2020, 8(4): 60-88.
- [6] 赵慧洁, 李明康, 李娜, 等. 一种基于改进子空间划分的波段选择方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(10): 3155-3160.
ZHAO Huijie, LI Mingkan, LI Na, et al. A band selection method based on improved subspace partition[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(10): 3155-3160.
- [7] 郭彤, 华文深, 刘恂, 等. 改进最佳指数的高光谱快速波段选择方法[J]. 激光杂志, 2016, 37(9): 48-50.
GUO Tong, HUA Wenshen, LIU Xun, et al. Rapid hyperspectral band selection approach based on improved optimal index[J]. Laser Journal, 2016, 37(9): 48-50.
- [8] MA M, MEI S, LI F, et al. Spectral correlation-based diverse band selection for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-13.
- [9] WANG Q, ZHANG F, LI X. Optimal clustering framework for hyperspectral band selection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(10): 5910-5922.
- [10] CAI Y, LIU X, CAI Z. BS-Nets: an end-to-end framework for band selection of hyperspectral image[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 58(3): 1969-1984.
- [11] 张立国, 孙胜春, 王磊, 等. 基于类间可分性的波段选择算法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(4): 0428003.
ZHANG Liguang, SUN Shengchun, WANG Lei, et al. Band selection algorithm based on inter-class separability[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(4): 0428003.
- [12] 向英杰, 杨桃, 张俭峰, 等. 基于光谱梯度角的高光谱影像流形学习降维法[J]. 激光技术, 2017, 41(6): 921-926.
XIANG Yingjie, YANG Guang, ZHANG Jianfeng, et al. Dimensionality reduction for hyperspectral imagery manifold learning based on spectral gradient angles[J]. Laser Technology, 2017, 41(6): 921-926.
- [13] 张文昊. 弗雷歇距离判断曲线相似度的嵌入式模块[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2020, 20(9): 17-20.
ZHANG Wenhao. Embedded module of curve similarity judging based on Fréchet distance[J]. Microcontrollers & Embedded Systems, 2020, 20(9): 17-20.
- [14] ALT H, GODAU M. Computing the Fréchet distance between two polygonal curves[J]. International Journal of Computational Geometry & Applications, 1995, 5(1/2): 75-91.
- [15] 张爱武, 杜楠, 康孝岩, 等. 非线性变换和信息相邻相关的高光谱自适应波段选择[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(5): 538001-01-0538001-09.
ZHANG Aiwu, DU Nan, KANG Xiaoyan, et al. Hyperspectral adaptive band selection method through nonlinear transform and information adjacency correlation[J]. Infrared and Laser Engineering, 2017, 46(5): 538001-01-0538001-09.