

基于航迹云提议的高光谱遥感空管监视方法

杨利峰^{1,2}, 冯彦卿³, 王建宇^{1*}

(1. 中国科学院上海技术物理研究所 中国科学院空间主动光电技术重点实验室, 上海 200083;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 北京市遥感信息研究所, 北京 100011)

摘要: 针对高光谱亚像元空中航空器探测时受复杂背景影响而产生的低探测率、高虚警率问题, 提出一种基于航迹云提议的高光谱遥感图像空中航空器探测方法。首先, 基于高光谱语义分割模型搜索航迹云, 利用航迹云提议航空器像元区域, 减少无效搜索范围, 抑制虚警; 其次, 提出一种基于字典学习和半盲非负矩阵分解的端元提取算法, 有效提升混合像元航空器端元提取精度; 最后, 在国产高分五号高光谱遥感卫星图像数据集上开展实验验证。结果表明本文提出的算法能够在复杂场景下有效抑制虚警, 显著提高亚像元空中航空器的探测率和探测精度。

关 键 词: 高光谱; 航迹云; 航空器; 端元提取

中图分类号: O43

文献标识码: A

Hyperspectral remote sensing air traffic control monitoring based on contrails cloud proposal

YANG Li-Feng^{1,2}, FENG Yan-Qing³, WANG Jian-Yu^{1*}

(1. Key Laboratory of Space Active Opto-Electronics Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Beijing Remote Sensing Information Research Institute, Beijing 100011, China)

Abstract: To address the issues of low detection rate and high false alarm rate caused by complex background during sub-pixel aerial aircraft detection in hyperspectral remote sensing image, an aerial aircraft detection method was proposed based on contrails cloud proposal. Firstly, a hyperspectral semantic segmentation model was used to search for the contrails cloud, and regions of interests (ROIs) of aircraft were proposed to reduce invalid search ranges and suppress false alarms based on the contrails cloud. Secondly, an endmember extraction algorithm based on dictionary learning and semi-blind non-negative matrix factorization was proposed to improve the accuracy of aircraft endmember extraction for hyperspectral subpixels. Finally, verification experiments were carried out on the hyperspectral remote sensing image dataset of Gaofen-5 satellite. The results demonstrated that the algorithm proposed in this paper can effectively suppress false alarms in complex scenes, and significantly improve the detection rate and detection accuracy of sub-pixel aerial vehicles.

Key words: hyperspectral, aircraft contrails, aircraft, end-member extraction

引言

空中交通管理监视为空管运行提供航空器位置信息, 是空中交通管理的基础。在民用航空领域, 采用多手段协同监视的方式监管空中航空器可有效提升监管的可靠性。探索发展新型监视技术,

实现更加丰富且安全高效的空中交通监视手段, 能够提高空中交通安全保障能力, 提升航空飞行安全水平、空域容量和运行效率。

天基高光谱遥感载荷可有效探测空中航空器, 如高分五号高光谱卫星^[1]遥感影像中经常出现飞行状态的航空器。开展高光谱相关航空器探测方法

收稿日期: 2024-06-29, 修回日期: 2024-08-13

Received date: 2024-06-29, revised date: 2024-08-13

作者简介 (Biography): 杨利峰 (1983-), 男, 安徽安庆人, 博士研究生, 主要研究领域为航天遥感应用。E-mail: lifengyang@mail.sitp.ac.cn

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: jywang@mail.sitp.ac.cn

的研究有望挖掘典型场景下的应用潜力,但也存在多方面难点,首先,受高光谱卫星空间分辨率限制,如高分五号高光谱卫星,空间分辨率为 30 m,民用航空器在高光谱影像(hyperspectral image, HSI)中仅为几个混合像元,没有先验信息引导时受复杂背景地物干扰难以判定航空器在影像中的存在性;其次,对于飞行状态的航空器,飞行高度未知且航空器与下垫面海拔高度差异较大,反射率光谱无法直接反演,使得基于反射率光谱的探测方法无法适用;此外,空中航空器下垫面包括陆、海、云等复杂场景,探测时极易出现大量虚警。基于高光谱遥感的空中航空器探测是一种典型的亚像元地物探测问题,对于亚像元地物探测,常用的方法可以分为三类:基于概率统计模型的探测方法、基于光谱混合模型的探测方法和基于子空间模型的探测方法。

基于概率统计模型的亚像元地物探测方法将背景和噪声建模为特定的概率分布,判定偏离这个概率分布的像元为兴趣地物像元,Reed Xiaoli(global reed Xiaoli, RX)算法^[2]和基于广义似然比的地物探测方法^[3]是其中两种代表性算法。然而实际数据往往不满足理想的先验假设,且噪声常常导致背景中心偏离实际采样中心。对此,有诸多改进算法被提出,主要包括局部 RX 算法^[4]、正则化 RX 算法^[5]、子空间 RX 算法^[6]以及核 RX 算法^[7]等,分别通过不同方式对背景噪声进行抑制,以得到更好的探测性能。自适应余弦估计亚像元地物探测方法^[8,9]对基于广义似然比的地物探测方法进行了改进,充分考虑二元对立假设条件下背景与兴趣地物的统计分布差异,拓展了算法的适用场景。总体而言,基于统计理论的亚像元地物探测方法始终面临着先验统计假设与数据分布不一致的问题,导致该类方法的应用具有较强的局限性。

基于光谱混合模型的亚像元地物探测方法将亚像元地物探测问题变为在混合像元中分离地物光谱的问题^[10],该类方法通常以线性混合模型为基础,将高光谱遥感图像的像元视为兴趣地物与背景等多类型地物按照组分丰度线性组合而成。典型方法包括基于线性混合光谱分析的最小二乘算法及考虑丰度非负约束或丰度和为 1 约束的限制性最小二乘分解方法^[11],在已知兴趣地物及背景地物端元光谱的前提下进行丰度估计,对应于兴趣地物光谱的非零丰度值即代表探测到兴趣地物的存在。此类方法对于端元数量已知的大面积地物探测具

有较好的探测效果。然而,对于端元数量未知、小存在概率条件下的亚像元地物探测,如复杂背景下垫面的亚像元空中航空器探测,基于无监督端元提取与光谱混合模型,难以达到理想的探测效果。

基于子空间模型的亚像元地物探测方法将高光谱像元看作高维空间的数据点,兴趣地物或背景分布于其低维子空间,并通过子空间投影变换在低维子空间进行地物探测,代表算法有基于子空间模型的探测算法、基于稀疏表示理论的探测方法等。基于子空间模型的探测算法包括正交子空间投影(orthogonal subspace projection, OSP)算法^[12]、特征子空间投影(signature subspace projection, SSP)算法^[13]、斜子空间投影(oblique subspace projection, OBSP)算法^[14]、非监督向量量子化子空间投影(unsupervised vector quantization-based target subspace projection, UVQTSP)算法^[15]以及匹配子空间探测算法^[16](matched subspace detector, MSD)等,该类探测方法属于监督分类算法的范畴,适用于地物光谱先验信息和目标类别数量已知的场景。基于稀疏表示的方法将地物探测问题转化为一个 L0 范数的优化问题,代表算法包括局部稀疏度异常探测算法^[17]、背景联合稀疏表示异常探测算法^[18]、协同表示探测算法^[19,20]等。基于稀疏表示的目标探测算法具有诸多优势,如不需要对观测数据的统计分布进行假设,也不要求训练样本相互独立同分布,但其中稀疏度和重构误差之间存在比较敏感的平衡关系,使得参数设置对探测性能影响较大。对此,联合表示目标探测算法^[21]利用所有字典原子来线性表示待探测像元,避免了稀疏度的设置。联合表示目标探测算法的核心思想为:背景像元的光谱能够被其周围背景像元光谱字典线性表示,而目标像元的光谱只能被其周围背景像元的光谱和目标光谱字典联合表示。探测时用背景字典和联合字典分别对待探测像元进行表示,通过比较两次表示的重构误差确定像元类别。联合表示目标探测算法相比于稀疏表示目标探测方法,具有更好的自适应能力。

针对天基空中航空器探测难度大的问题,本文利用航迹云^[22]提议航空器像元区域,结合联合表示目标探测方法,实现天基航空器有效探测。本文主要工作包括:

(1)针对高光谱亚像元空中航空器探测精度差、虚警率高的问题,提出一种基于航迹云引导的

航空器区域提议方法,有效减少搜索区域,抑制虚警;

(2)提出一种基于字典学习和半盲非负矩阵分解的亚像元航空器端元提取方法,并结合联合表示算法进行亚像元空中航空器探测;

(3)基于实际高分五号高光谱卫星数据开展实验,验证了本文探测方法的有效性。

文章第二部分详细论述本文提出的高光谱亚像元空中航空器探测方法,第三部分开展实验验证与结果分析,最后对全文进行总结。

1 基于高光谱遥感的空中航空器探测方法

1.1 基于航迹云引导的航空器区域提议

一般空中航空器在高光谱遥感图像中呈现为亚像元,探测时因无纯净端元先验,且受复杂背景影响,使得探测任务存在一定的困难,若直接采用一般的异常探测算法,如RX系列算法,将产生大量的虚警。目标区域提议^[22,23]是基于机器学习的目标探测算法中常用的技术,旨在基于一定先验知识或上下文信息减少无效搜索区域。研究中通过分析大量包含空中航空器的高光谱影像,发现高光谱影像可以有效捕获空中航空器飞行产生的航迹云^[24],航迹云可以有效引导提议空中航空器兴趣区域(ROI, region of interest),抑制虚警。

空中航空器消耗燃料后将接近600℃高温的水汽随废气排到发动机外,遇到高空冷空气凝结成水滴或者冰晶,形成航空器后面拖曳出的航迹云。航迹云形成的条件包括高空和低温,一般航空器在6000m以上高空时(气温在-41~-61℃之间时)出现,航迹云厚度可达2km,一般可维持半小时以上,适宜条件下可存在1h以上甚至更长^[25,26]。本文基于航迹云提议航空器像元区域,显著缩小探测搜索范围,抑制虚警,实现基于高光谱遥感图像的空中航空器精准探测。

对于航空器航迹云提取,文献[27]利用AVHRR卫星数据,对10.3~11.3 μm以及11.5~12.5 μm波段的热红外图像进行亮温差分和标准化

处理,并基于脊检测和霍夫变换识别线状航迹云,但由于卷云也存在线状特征,使得算法易出现误检。文献[28]将神经网络用于航迹云识别,使用AVHRR热分裂窗口通道训练用于识别航迹云的神经网络,但受限于全连接神经网络的图像识别能力,算法的识别效果不够理想。文献[26]将更先进的卷积神经网络模型用于航迹云识别,但其中采用的航迹云超像素分割提取法,在简单背景下可以获得较为理想的性能,但难以适应复杂背景。本文将高光谱语义分割模型^[29]用于航迹云提取,并提出一种基于航迹云引导的空中航空器区域提议方法。

基于航迹云引导的航空器区域提议方法主要流程如图1所示,首先利用高光谱语义分割模型^[29]从高光谱影像中提取空中航空器航迹云,并利用形态学方法对掩膜进行后处理,进一步通过直线段提取算法^[30]将线状航迹云掩膜拟合为直线段,取以直线段端点为中心的矩形区域(7像元×7像元)为空中航空器ROI。

1.2 基于字典学习和半盲非负矩阵分解的端元提取方法

对于亚像元地物,一般基于混合像元分解技术进行探测。光谱混合模型分为线性混合模型和非线性混合模型两种,由于线性混合模型相较于非线性模型在真实场景应用中有更多的优势,所以一定精度要求下,线性模型是目前应用最广泛的混合像元分解模型。然而对于空中高光谱亚像元航空器探测而言,航空器与下垫面不在同一海拔高度,此时,无法直接对混合像元进行反射率反演。对此,本文从辐亮度数据入手,基于字典学习和半盲非负矩阵分解技术,提出一种亚像元端元的提取方法。

为有效提取航空器端元,采用包含空中航空器且背景较为纯净的影像进行提取,但受海水波浪、云层起伏和传感器噪声等的影响,即使是较为纯净的云、海背景区域,不同像元的光谱依然存在一定差异。如图2中给出了航空器周围的部分背景像元光谱示例,可以看出,不同像元辐亮度光谱存在一

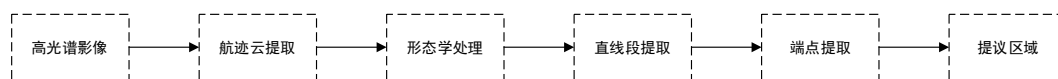


图1 亚像元航空器兴趣区域提取流程

Fig. 1 ROI extraction process of sub-pixel aircraft

定的差异,直接选择图像中的像元作为背景端元存在较大的主观性。

为削弱噪声影响,获取较为稳定的背景辐亮度光谱,本文提出一种基于集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法^[31,32]的背景端元获取方法。EEMD算法是经验模态分解^[33](empirical mode decomposition, EMD)改进算法,克服了EMD算法存在的模态混叠等问题。EMD依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解,无须预先设定任何基函数,因此EMD方法在理论上可以应用于任何类型信号的分解,与短时傅里叶变换、小波分解等方法相比,这种方法是直观的、直接的、后验且自适应的。因此,EMD方法自提出以来在工程领域得到了广泛且有效的应用,例如海洋、大气、天体观测数据与地震记录分析、机械故障诊断、密频动力系统的阻尼识别以及大型土木工程结构的模态参数识别方面等等。EMD算法同样广泛应用于在HSI处理领域,包括HSI去噪^[33]、地物分类^[34-37]、混合像元分解^[38]等。本文结合应用场景对EEMD算法进行改进并将其应用于端元去噪,提升背景端元的精度。

一般的EEMD算法采用对观测信号混叠N次白噪声扰动的方式获取模态分量均值^[32],本文将其改进为采集航空器像元周围N个不同背景像元的方式代替人工加入噪声,避免人为扰动的主观性。通过EEMD分解重构对噪声进行滤除,可以有效获取较为纯净的背景端元。进一步结合非负矩阵分解技术^[39](non-negative matrix factorization, NMF)进行半盲混合像元分解,提取航空器端元。

NMF是在矩阵中所有元素均为非负数约束条件之下的矩阵分解方法。给定一个非负矩阵 V , NMF能够找到两个非负矩阵 W 和 H ,使得矩阵 W 和 H 的乘积近似等于矩阵 V 中的值,即:

$$V_{n \times m} \approx W_{n \times k} H_{k \times m}, \quad (1)$$

其中 W 和 H 常用数值优化方法进行求解。假设噪声矩阵为 $E \in R_{n \times m}$,那么有 $E = V - WH$ 。假设噪声服从高斯分布,则优化问题可以转化为均方误差最小化的优化问题,即:

$$\text{MSE} = \|V - WH\|^2 = \sum_{ij} (V_{ij} - (WH)_{ij})^2. \quad (2)$$

相应可得最大似然函数为:

$$L(W, H) = \prod_{ij} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{ij}} e^{-\frac{[V_{ij} - (WH)_{ij}]^2}{2\sigma_{ij}^2}}, \quad (3)$$

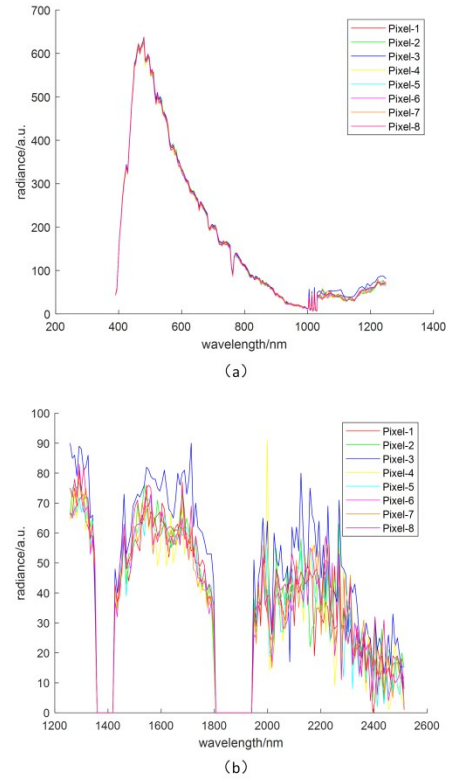


图2 不同海背景像元辐亮度光谱对比:(a)可见近红外波段光谱;(b)短波红外波段光谱

Fig. 2 Spectral comparison of multiple seawater pixels: (a) spectral of VNIR bands; (b) spectral of SWIR bands

$$J(W, H) = \frac{1}{2} \sum_{ij} [V_{ij} - (WH)_{ij}]^2. \quad (4)$$

式(4)为矩阵 V 与 WH 基于欧式距离的度量,求解 W 和 H 可利用式(5)和式(6)的所示的乘性迭代公式求解:

$$W_{ik}^{(n+1)} = W_{ik}^{(n)} \frac{(VH^T)_{ik}^{(n)}}{(WHH^T)_{ik}^{(n)}}, \quad (5)$$

$$H_{kj}^{(n+1)} = H_{kj}^{(n)} \frac{(W^T V)_{kj}^{(n)}}{(W^T WH)_{kj}^{(n)}}. \quad (6)$$

基于式(5)和式(6)的迭代更新方法,在获取背景端元后,空中航空器目标字典可通过以下基于半盲非负矩阵分解的字典学习算法进行构建:

1) 对于样本集中的航空器样本 i ,利用其混合像元构造混合像元观测矩阵 V ;

2) 利用EEMD算法获取海/云背景的辐亮度光谱,作为NMF中字典 H 的原子 h_0 ,并随即初始化其他原子;

3) 随机初始化 W 矩阵;

4) 固定 H ,按照公式(5)迭代更新 W ;

5) 固定 W ,以及 h_0 ,按照公式(6)迭代更新 H ;

6) 重复步骤(4)、(5)直到对应的损失函数小于阈值 ε ,得到航空器端元字典 D_i ;

7) 将字典 D_i 中的原子加入航空器端元字典 D ;

8) 重复步骤(1)~(7),直到处理完所有的样本,得到最终的航空器端元字典 D 。

利用以上字典学习方法,得到航空器光谱字典 D 后,进一步采用联合表示空中航空器探测算法对待处理图像进行探测。

1.3 基于联合表示的空中航空器探测模型

联合表示探测模型^[21]可表示为式(7)所示二元对立假设模型:

$$\begin{cases} H_0: y = A_b \alpha_b + e_0, \text{target absent} \\ H_1: y = A_t \alpha_t + A_b \alpha_b + e_1 = A \alpha + e_1, \text{target present} \end{cases}, (7)$$

式中, H_0 表示航空器不存在, H_1 表示航空器存在, y 为包含 N 个波段的光谱向量, A_b 为背景光谱字典, A_t 为航空器光谱字典, $A = [A_b, A_t]$ 表示航空器和背景的联合表示字典, $\alpha = [\alpha_b; \alpha_t]$ 表示联合表示时各原子所占的权重系数, e_0 和 e_1 为表示误差。式(7)中 α_b 和 α_t 可通过正则化最小二乘法求解,如式(8)所示:

$$\begin{cases} \hat{\alpha}_b = (A_b^T A_b + \lambda I)^{-1} A_b^T y \\ \hat{\alpha} = (A^T A + \lambda I)^{-1} A^T y \end{cases}. (8)$$

进一步可以构造式(9)所示的探测器:

$$D(y) = \frac{r_0(y)}{r_1(y)}, (9)$$

式中, $r_0(y) = \|y - A_b \hat{\alpha}_b\|_2^2$, $r_1(y) = \|y - A \hat{\alpha}\|_2^2$,分别表示背景字典和联合字典对光谱向量 y 的表示误差。对于背景像元光谱,残差 r_0 和 r_1 都较小,所以 D 接近于1;对于航空器混合像元光谱, r_1 较小而 r_0 较大,因此 D 远大于1;对于因噪声产生的异常像元光谱,残差 r_0 和 r_1 都较大, D 接近于1。因此,可以通过设置判决门限,判决待探测像元中目标的存在性。

2 实验验证

2.1 实验数据

为验证本文探测算法性能,采用高分五号高光谱遥感卫星数据开展实验验证。高分五号(GF-5)高光谱卫星具有60 km的成像幅宽、30 m的空间分辨率和5 nm(可见近红外)/10 nm(短波红外)的光谱分辨率,覆盖400~2 500 nm范围内330个谱段^[1]。实验中采用的数据集为包含空中航空器样本的高分五号高光谱卫星图像,覆盖陆地、云、海等典型背景,数据集中航空器目标数量见表1。数据标注时,借助航迹云对高光谱数据进行目视解译,并标注航

迹云及航空器位置,图3~5分别给出了陆、海、云背景下航空器样本示例。

表1 实验数据样本统计

Table 1 Statistics of experimental data

背景类型	航空器目标数量	航空器混合像元数
陆地背景	37	132
海背景	45	154
云背景	14	52



图3 陆地背景航空器及航迹云样本示例

Fig. 3 Example of aircraft and contrails cloud samples with land background



图4 海背景航空器及航迹云样本示例

Fig. 4 Example of aircraft and contrails cloud samples with sea background

对于航迹云提取,标注空中航空器航迹云后,截取航迹云数据切片,得到训练样本4 800组,按照80%、10%、10%的比例划分训练集、验证集和测试集。航空器探测实验中,每轮次实验从海背景和云背景航空器样本中各随机抽取50%作为训练数据,剩余样本为测试数据。航空器探测阶段采用双窗模型适应背景变化,以提议得到的航空器ROI区域为内窗(7像元×7像元),外窗大小设置为11像元×



图5 云背景航空器及航迹云样本示例
Fig. 5 Example of aircraft and contrails cloud samples with cloud background

11 像元。对于每个待探测 ROI,利用外窗区域内所有的像元构建背景字典,联合所构建的目标字典对 ROI 区域内的像元进行探测。实验共进行 10 轮,取平均值作为实验结果。

2.2 实验结果分析

利用训练样本集训练高光谱语义分割模型,采用 2.1 节的区域提议方法对航空器 ROI 进行提议。采用 2.2 节的混合像元分解算法对训练数据集进行处理,得到航空器端元字典,图 6 中给出了海背景下航空器样本端元提取结果示例。图中红色曲线为分解得到的航空器辐亮度光谱,绿色曲线为背景辐亮度光谱,蓝色曲线为采用本文 EEMD 去噪算法得到的海背景参考光谱曲线。

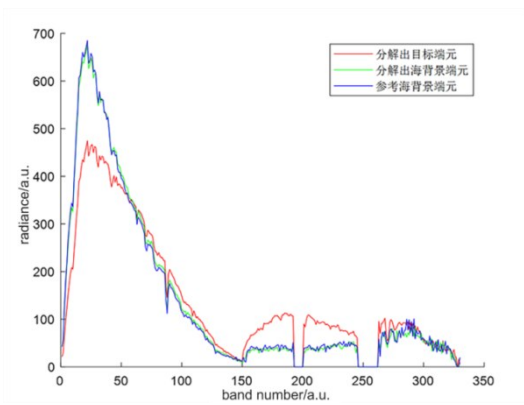


图6 航空器及海背景端元提取结果示例
Fig. 6 Example of aircraft endmember and sea background endmember extraction results

航空器探测实验采用的评估指标包括采用探测率 R 、探测精度 P 、虚警率 Fa 为评估指标,各评估指标定义如 (10) 式所示:

$$\begin{cases} R = TP/GT \\ P = TP/(TP + FP) \\ Fa = FP/(TP + FP) \end{cases}, \quad (10)$$

式中, TP 为准确探测出的目标像元数量, FP 为探测出的虚警像元数, GT 为测试集中的真值目标像元数。实验中加入了若干对比算法,包括 CEM 算法、局部 RX 算法、正则化 RX 算法、MSD 算法,对比算法中 CEM 算法以及 MSD 算法的航空器端元直接采用训练样本中的混合像元作为训练端元,得到测试结果如表 2 所示。表 2 中的实验结果表明,本文算法的探测率、探测精度、虚警率优于对比算法。

表2 亚像元航空器探测性能对比

Table 2 Comparison of sub-pixel aircraft detection performance

探测算法	探测率(R)	探测精度(P)	虚警率(Fa)
CEM 算法	64.6%	13.8%	86.2%
局部 RX 算法 ^[8]	76.2%	12.9%	87.1%
正则化 RX 算法 ^[9]	76.9%	14.1%	76.9%
MSD 算法	65.8%	15.1%	84.9%
本文算法	89.7%	86.3%	13.7%

图 7 给出了陆地背景测试样本示例,该样本中可见波段很难发现航空器及尾迹(如图 7(a)所示),图 7(b)中给出了 1 359 nm 波段的影像,该波段中航空器及尾迹清晰可见。图 8 中绿色区域给出了本文航迹云语义分割结果示例,可以看出本文算法能够有效提取高光谱影像中的航迹云,图 8 中红色区域为算法输出的航空器探测结果,探测算法能够精准探测出航空器像元。

值得注意的是,对于一般的高光谱地物探测任务,图像预处理阶段往往会直接剔除水汽影响较大的波段,而本文在研究中发现,1 400 nm 波段附近的水汽吸收波段可有效支撑航迹云及航空器探测。在大气吸收波段中,空中航空器及航迹云在高海拔时受大气吸收的影响远小于地面背景,航迹云的信杂比显著提升,使得在该波段影像适用于航迹云提取。

为检验本文端元提取算法的有效性,进一步将本文算法提取的航空器端元用于训练 CEM 模型与 MSD 模型,得到测试结果如表 3 所示。同时,为验证本文区域提议方法对虚警抑制的效果,将上述两个模型与本文区域提议方法相结合,并在测试集上进行测试,得到表 3 中所示 R-CEM 与 R-MSD 算法测

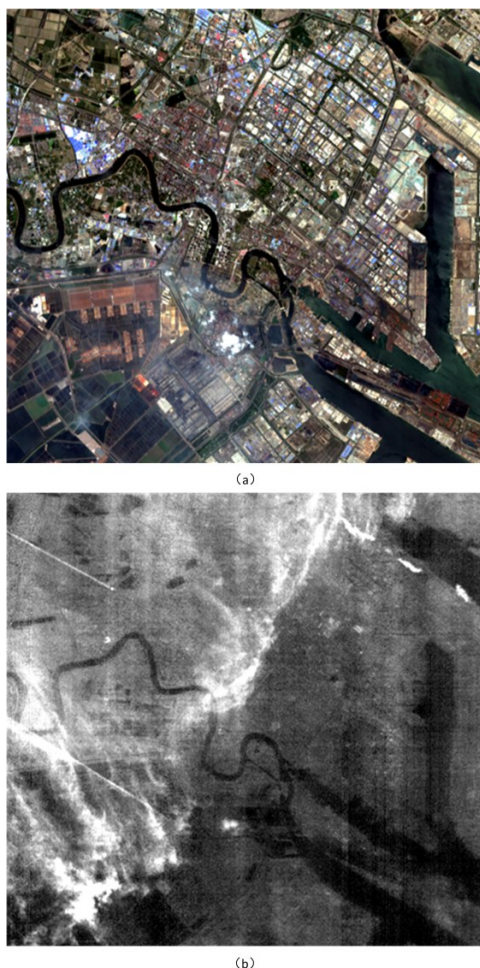


图7 航迹云及空中航空器高光谱影像示例:(a)RGB影像;
(b)1 359 nm 波段影像

Fig. 7 Examples of contrails cloud and aerial aircraft in HIS: (a) RGB image; (b) image of 1 359 nm band

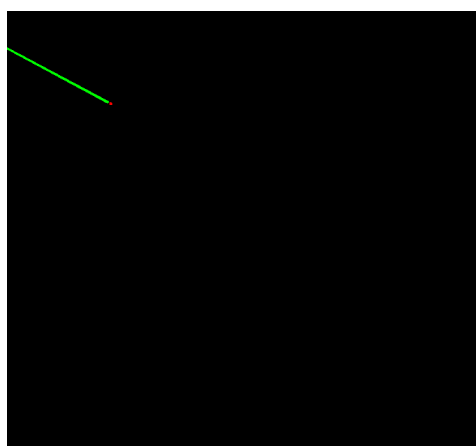


图8 航迹云及空中航空器探测结果示例。

Fig. 8 Examples of contrails cloud and aerial aircraft detection results

试结果。

表3的结果显示,在采用本文方法提取的航空

表3 对比模型采用本文提取端元及区域提议后探测性能

Table 3 Detection performances of the comparison models using the obtained end-members and region proposals in this paper

探测算法	探测率	探测精度	虚警率
CEM	66.8%	17.3%	82.7%
MSD	68.3%	19.7%	80.3%
R-CEM	66.8%	67.2%	32.3%
R-MSD	68.3%	71.4%	28.6%

器端元后,CEM与MSD算法的探测精度均有提升,进一步结合本文的区域提议方法后,虚警率显著降低,说明了本文区域提议方法及端元提取方法的有效性。

3 总结与展望

研究了基于高光谱卫星遥感的亚像元空中航空器探测问题。基于高光谱语义分割模型实现了对航空器航迹云的有效发现,并引导提议航空器所在区域,形成了基于航迹云引导的航空器区域提议方法;针对空中航空器与下垫面海拔差异导致的反射率反演、混合像元分解难的问题,从辐亮度数据入手,提出一种半盲条件下的航空器端元提取方法,并基于背景与航空器字典联合表示法对空中航空器进行探测;最后,利用实际高分五号卫星数据开展实验验证,检验了本文算法的有效性。需要说明的是,因废气凝结尾迹在不同的季节和气温存在差别,冬天气温更低,形成的航迹云高度更低,夏天形成航迹云的高度略高,本文区域提议方法在应用时需要考虑季节的影响。

References

- [1] Liu Yin-Nian, Sun De-Xin, Hu Xiao-Ning, et al. Development of visible and short-wave infrared hyperspectral imager onboard GF-5 satellite [J]. Journal of Remote Sensing (Chinese), 2020, 24(4): 333-344.
刘银年, 孙德新, 胡晓宁, 等. 高分五号可见短波红外高光谱相机设计与研制[J]. 遥感学报, 2020, 24(4): 333-344.
- [2] Reed I S, Yu X. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing, 1990, 38(10): 1760-1770.
- [3] He Lin, Pan Quan, Zhao Yong-Qiang, et al. CFAR target detection in unknown background based on subspace projection in aerial hyperspectral imagery [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2006, 27(4): 657-662.
贺霖, 潘泉, 赵永强, 等. 基于子空间投影的未知背景航拍高光谱图像恒虚警目标检测[J]. 航空学报, 2006, 27(4): 657-662.

- [4] Zhao Chun-Hui, Yao Xi-Feng. Local kernel RX algorithm-based hyperspectral real-time detection [J]. Journal of Infrared Millimeter Waves, 2016, 35(6): 708-714.
赵春晖, 姚浙峰. 基于局部核RX算法的高光谱实时检测[J]. 红外与毫米波学报, 2016, 35(6): 708-714.
- [5] Shi Zhen-Wei, Wu Jun, Yang Shuo, et al. RX and its variants for anomaly detection in hyperspectral images [J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(3): 796-802.
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): 796-802.
- [6] Pu Xiao-Feng, Lei Wu-Hu, Zhang Lin-Hu, et al. Anomaly detection based on improved RX algorithm in hyperspectral imagery [J]. Journal of Image & Graphics, 2011, 16(9): 1632-1636.
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): 1632-1636.
- [7] Zhao Chun-Hui, Li Jie, Mei Feng. A kernel weighted RX algorithm for anomaly detection in hyperspectral imagery [J]. Journal of Infrared Millimeter Waves, 2010, 29(5): 378-382.
赵春晖, 李杰, 梅锋. 核加权RXHSI异常检测算法[J]. 红外与毫米波学报, 2010, 29(5): 378-382.
- [8] He Yuan-Lei, Wang Jing-Li, Jia Jun-Bo, et al. Improved ACE target detection algorithm for hyperspectral remote sensing images [J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2015, 34(3): 62-67.
何元磊, 王静荔, 贾俊波, 等. 一种改进的高光谱遥感影像ACE目标检测算法[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2015, 34(3): 62-67.
- [9] Du Bo. Sub-pixel target detection from hyperspectral remote sensing [D]. Wuhan University, 2010.
杜博. 高光谱遥感影像亚像元小目标探测研究[D]. 武汉大学, 2010.
- [10] Feng Ru-Yi, Wang Li-Zhe, Zeng Tie-Yong. Review of hyperspectral remote sensing image subpixel information extraction [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2023, 52(7): 1187-1201.
冯如意, 王力哲, 曾铁勇. 高光谱遥感图像亚像元信息提取方法综述[J]. 测绘学报, 2023, 52(7): 1187-1201.
- [11] Heinz D C, Chein-I-Chang. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2002, 39(3): 529-545.
- [12] Ren H, Chang C I. Automatic spectral target recognition in hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1232-1249.
- [13] Tu T M, Chen C H, Chang C I. A least squares orthogonal subspace projection approach to desired signature extraction and detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(1): 127-139.
- [14] Tu T M, Shyu H C, Lee C H, et al. An oblique subspace projection approach for mixed pixel classification in hyperspectral images [J]. Pattern Recognition, 1999, 32(8): 1399-1408.
- [15] Brumbley C, Chang C I. An unsupervised vector quantization-based target subspace projection approach to mixed pixel detection and classification in unknown background for remotely sensed imagery [J]. Pattern Recognition, 1999, 32(7): 1161-1174.
- [16] Scharf L L, Friedlander B. Matched subspace detectors [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(8): 2146-2157.
- [17] Yuam Z, Sun H, Ji K, et al. Local sparsity divergence for hyperspectral anomaly detection [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(10): 1697-1701.
- [18] Li J Y, Zhan H Y, Zhan L P, et al. Hyperspectral anomaly detection by the use of background joint sparse representation [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(6): 2523-2533.
- [19] Zhan Y X, Du B, Zhan L P, et al. Joint sparse representation and multi-task learning for hyperspectral target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(2): 894-906.
- [20] Li W, Du Q. Collaborative representation for hyperspectral anomaly detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(3): 1463-1474.
- [21] Ling Qiang, Huang Shu-Cai, Wei Dao-Zhi, et al. Collaborative representation based binary hypothesis model for hyperspectral target detection [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(11): 1187-1201.
凌强, 黄树彩, 韦道知, 等. 联合表示求解二元假设模型的高光谱目标检测[J]. 电子学报, 2016, 44(11): 1187-1201.
- [22] Taghizadeh M, Chalechale A. A comprehensive and systematic review on classical and deep learning based region proposal algorithms [J]. Expert Systems with Application, 2022(3): 116105.
- [23] Liu C Y, Zhang Y L, Bi X J. Urban traffic object detection based on multi-stage proposal sparse R-CNN [J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(1): 26-31.
柳长源, 张玉亮, 毕晓君. 基于多阶段提议稀疏区域卷积网络的交通目标检测[J]. 电子学报, 2023, 51(1): 26-31.
- [24] Zhang J G, Zhang G Y, Yang Q, et al. Review of recognition of aircraft contrails and their radiative forcing [J]. Trans. Atmos. Sci., 2018, 41(5): 577-584.
张敬林, 张国宇, 杨全, 等. 飞机尾迹云识别及其辐射强迫的研究进展[J]. 大气科学学报, 2018, 41(5): 577-584.
- [25] Liu C, Wei Z Q. Numerical simulation on condensation tail characteristics of a civil aviation engine [J]. China Science Paper, 2021, 16(06): 649-656.
刘聪, 魏志强. 民航发动机凝结尾迹特征数值模拟[J]. 中国科技论文, 2021, 16(06): 649-656.
- [26] Fan Z Y. Aircraft wake cloud recognition based on satellite images [J]. China Flights, 2022, (01): 73-76.
范紫筠. 基于卫星图像的飞机尾迹云识别[J]. 中国航班, 2022, (01): 73-76.
- [27] Engelstad M, Sengupta S K, Lee T, et al. Automated detection of jet contrails using the AVHRR split window [J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(8): 1391-1412.

- [28] Mannstein H, Meyer R, Wendling P. Operational detection of contrails from NOAA-AVHRR data [J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(8): 1641-1660.
- [29] Yang L F, Feng Y Q, Wang Y M, et al. Refined fire detection and band selection method in hyperspectral remote sensing imagery based on sparse-VIT [J]. Infrared Physics & Technology, 2024 137: 105104.
- [30] Gioi R G V, Jérémie Jakubowicz, Morel J M, et al. LSD: A line segment detector [J]. Image Processing On Line, 2012, 2(4): 35-55.
- [31] Li H, Chen Q, Xu Y X. Method of ensemble empirical mode decomposition with partial adaptive noise [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2024, 48(02): 227-234.
李昊, 陈强, 徐一雄. 一种添加部分自适应噪声的集成经验模态分解方法[J]. 南京理工大学学报, 2024, 48(02): 227-234.
- [32] Chen Z G, Shu J. Empirical mode decomposition on removing spectral noise in hyperspectral image [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2008, 27(5): 378-382.
陈志刚, 束炯. 高光谱图像光谱域噪声去除的经验模态分解方法[J]. 红外与毫米波学报, 2008, 27(5): 378-382.
- [33] Shen Y, Zhang M. Hyperspectral images classification based on wavelet threshold denoising and empirical mode decomposition [J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(4): 471-477.
沈毅, 张敏, 张森. 基于小波阈值降噪和经验模态分解的高光谱图像分类算法[J]. 宇航学报, 2012, 33(4): 471-477.
- [34] Demir B, Erturk S. An empirical mode decomposition and composite kernel approach to increase hyperspectral image classification accuracy [C]. Geoscience & Remote Sensing Symposium. IEEE, 2010, 855-858.
- [35] Erturk A, Gullu M K, Erturk S. Hyperspectral image classification using empirical mode decomposition with spectral gradient enhancement [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2013, 51(5): 2787-2798.
- [36] Shen Yi, Zhang Min, Zhang Miao. Mutual information bands selection and empirical mode decomposition based support vector machines for hyperspectral data high-accuracy classification [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2011, 48(9): 62-69.
沈毅, 张敏, 张森. 基于互信息波段选择和经验模态分解的高精度高光谱数据分类[J]. 激光与光电子学进展, 2011, 48(9): 62-69.
- [37] Wang Li-Guo, Wan Yu-Mei, Lu Ting-Ting, et al. Hyperspectral image classification by combining empirical mode decomposition with gabor filtering [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2016, 37(2): 284-290.
王立国, 宛宇美, 路婷婷, 等. 结合经验模态分解和Gabor滤波的高光谱图像分类[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2016, 37(2): 284-290.
- [38] Cao Jing-Jing, Zhuo Li, Wang Fang, et al. Research on applications of blind source separation techniques in hyperspectral unmixing [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(3): 488-495.
曹晶晶, 卓莉, 王芳, 等. 盲信号分离技术在高光谱混合像元分解中的应用[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(3): 488-495.
- [39] Li Le, Zhang Yu-jin. A survey on algorithms of non-negative matrix factorization [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(4): 737-743.
李乐, 章毓晋. 非负矩阵分解算法综述[J]. 电子学报, 2008, 36(4): 737-743.