韩志龙,王一飞,李 平,等.固体废物遥感监测评估研究进展 [J]. 中国环境科学, 2026,46(3):1434-1443.
Han Z L, Wang Y F, Li P, et al. Research progress in remote sensing monitoring and assessment of solid waste [J]. China Environmental Science, 2026,46(3):1434-1443.

固体废物遥感监测评估研究进展

韩志龙[1],王一飞[2],李 平[1],李连伟[1],殷守敬[1,2*] (1.中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院,山东 青岛 266580；2.生态环境部卫星环境应用中心,北京 100094)

摘要：基于 Web of Science 核心数据库中相关文献,对全球各国固废遥感领域的研究文献数量、内容及其变化进行分析.并从应用维度出发将固废遥感研究划分为固废堆场识别、堆场选址及其适宜性评估、堆场环境影响监测等 3 个方面,对研究进展和趋势进行系统梳理.分析发现,当前堆场识别中基于低分辨率影像多采用 GIS 分析与指数构建,基于高分辨率影像多采用深度学习(目标识别、语义分割)方式进行;在选址及适宜性评估方面,多基于 GIS 平台采用多准则决策分析等方法对遥感指数(NDVI、NDWI 等)、地形要素(道路、水体、居民区等)等多种要素进行综合分析;在环境检测中主要集中在植被胁迫、地表热异常、甲烷排放方面.当前固废遥感研究还存在着遥感识别业务化应用受限、选址标准通用性不强、环境影响监测要素有限等问题和不足,在此基础上,结合固废环境管理需求对固废遥感研究的发展提出建议,给出具体建议.

关键词：固废；遥感；识别；选址；环境影响；综述；填埋场
中图分类号：X87 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2026)03-1434-10

Research progress in remote sensing monitoring and assessment of solid waste. HAN Zhi-long[1], WANG Yi-fei[2], LI Ping[1], LI Lian-wei[1], YIN Shou-jing[1,2*] (1.College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum, Qingdao 266580, China；2.Satellite Environment Application Center, Ministry of Ecology and Environment, Beijing 100094, China). *China Environmental Science*, 2026,46(3)：1434~1443

Abstract：Primarily based on relevant literature from the Web of Science core database, it analyses the volume, content, and evolving trends of global and national research publications within this field. From an application perspective, solid waste remote sensing research is categorised into three domains: identification of solid waste disposal sites, site selection and suitability assessment, and environmental impact monitoring of disposal sites. Progress and emerging trends within each domain are systematically examined. Analysis reveals that current landfill identification approaches using low-resolution imagery predominantly employ GIS analysis and index construction, while high-resolution imagery applications frequently utilise deep learning techniques (object recognition, semantic segmentation). For site selection and suitability assessment, GIS platforms are commonly employed to conduct multi-criteria decision analysis integrating remote sensing indices (NDVI, NDWI, etc.) and topographical features (roads, water bodies, residential areas, etc.). Environmental monitoring primarily focuses on vegetation stress, surface thermal anomalies, and methane emissions. Current solid waste remote sensing research faces limitations in operationalising identification applications, lacks universally applicable site selection criteria, and has restricted environmental impact monitoring parameters. Building upon this, recommendations for advancing solid waste remote sensing research are proposed, aligned with environmental management requirements.

Key words：solid waste；remote sensing；identification；site selection；environmental impact；review；landfill site

固体废物根据产生来源,可以分为工业固废废物、生活垃圾、建筑垃圾、农业固体废物和其他固废废物等五大类[1].据统计,我国固体废物年产生量已超过 110 亿 t,其中,工业固体废物超过 40 亿 t,农业固体废物逾 50 亿 t(含畜禽粪污和秸秆等),建筑垃圾超过 20 亿 t[2].受资源化利用技术瓶颈、末端处置能力不足等因素制约,当前我国固废历史堆存量仍以较快速度攀升,累积堆存量已超过 800 亿 t[3].大规模固废堆存,不仅侵占大量的耕地、林地、草地等自然资源,处置不当还会对大气、土壤、地下水等环境要素造成污染,形成极大的环境压力.我国固体废物量大、面广,但底数不清、环境污染状况不明,亟需有效手段进行监管.

卫星遥感技术具有大范围、低成本、空间连续

收稿日期：2025-08-15
基金项目：广西壮族自治区生态环境厅横向科技项目(JSZC-320000-JSSJ-G2024-0030,GXZC2025-G3-000761-ZHZB,GXZC2025-G3-000757-GXJL)
* 责任作者, 正高级工程师, shoujingy@163.com

性及快速客观等优势,能够有效弥补传统人工手段效率低、覆盖范围有限的不足,在生态环境监管领域已经有非常成功且广泛的应用实践.在固废遥感领域,早在 20 世纪 70、80 年代,就有学者尝试采用该技术用于固废场地的监测评价[4-5].近年来,随着遥感影像时空分辨率的不断提升,固废遥感技术在固废排查监管工作中得到越来越多的应用.2018 年以来,生态环境部在长江经济带、黄河流域持续开展“清废行动”,主要依托遥感技术开展固废倾倒问题排查.2025 年,生态环境部等 8 部门联合发文,启动全国非法倾倒处置固体废物专项整治行动,明确提出采用卫星遥感、无人机巡查等技术手段开展问题排查.随着我国对固废非法倾倒与处置问题重视程度不断提高,对固废遥感技术的需求也在不断提升.本文拟从应用角度出发,对固废遥感监管技术研究进展情况进行系统性回顾分析.

1　文献检索分析

在 Web of Science 核心数据库中以"solid waste" OR "dumping sites" OR "landfills" OR "和"remote sensing" OR "satellite "为关键词进行文献检索,并将会议论文进行排除,筛选出固废遥感相关研究文献 608 篇.其中,首篇文献发表于 1974 年[4],2007 年起进入发展时期,从 2016 年开始相关研究文章数量明显增加,年发表数量突破 20 篇,在 2024 年达到新峰值.图 1 为 Web of Science 核心数据库中核心数据库文献统计,数据截止 2025 年 3 月 31 日.

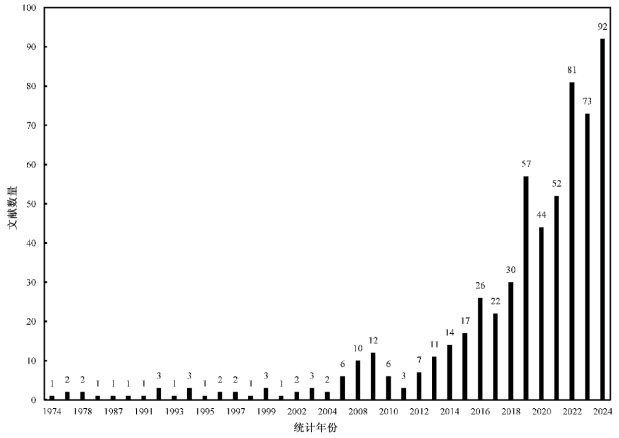


图 1　核心数据库固废文献统计

Fig.1　Core database solid waste literature statistics

将上述文献按照国家或者地区统计发表文献,数量前 10 的国家为:美国最多为 120 篇,中国以 103 篇的数量位列第二,其次是印度 65 篇、意大利 44 篇,德国、加拿大、英国均超过 30 篇.

从近 3a 看,即 2022~2025 年,文献数量为 258 篇.如图 2 所示,其中,中国发表文献数量最多,共 58 篇,多为以深度学习+高分辨影像来检测固废堆放、堆存场所等研究;其次是美国,共 35 篇,多为垃圾堆存场甲烷释放及其环境影响相关研究;第三是印度,33 篇文献,多为垃圾堆存场所选址及其评价研究.

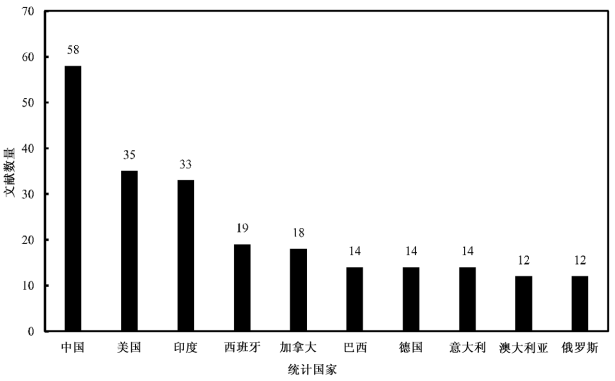


图 2　近 3a 各国发表文献数量

Fig.2　Number of publications by country over the past three years

中国目前已经发表关于固废遥感的研究文献 103 篇.如图 3 所示,相关研究从 2019 年开始快速增长,并在 2023 年到达峰值,2024 年发表的文献有所下降,也达到了 18 篇.截止 2025 年 9 月份,已发表 13 篇相关论文.

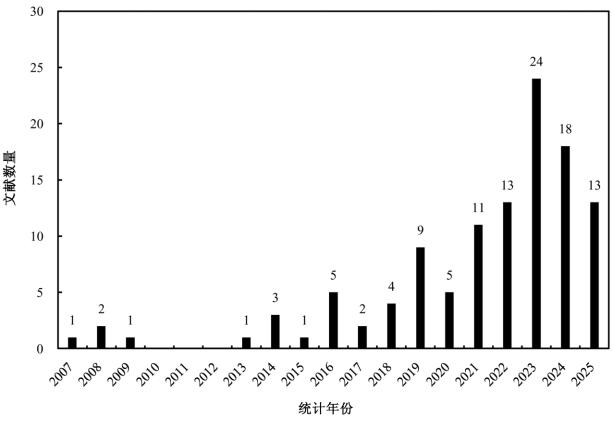


图 3　中国已发表的固废遥感研究核心文献

Fig.3　Core literature on solid waste remote sensing research published in China

2 固废遥感研究进展

结合应用领域,将固废遥感相关研究分为 3 类,固废堆场识别、堆场选址及其适宜性评估、堆场环境影响监测评价.

2.1 固废堆场识别

固废堆场识别指采用遥感影像直接或者间接获取固废堆场的位置、面积和类型等信息.根据采用的影像空间分辨率分为两大类:基于中低分辨率影像(空间分辨率 10~30m,主要包括 Sentinel-2MSI、Landsat TM/ETM/OLI 等数据)的疑似区域检测/固废识别模型;基于高分辨率影像(空间分辨率优于 10m,主要包括 Worldview、GF1/2 等数据)的精准识别方法.两类技术方法主要差异体现在空间尺度、解译精度等方面.

2.1.1 基于中低分辨率影像的识别方法 受影像空间分辨率限制,基于这类数据很少采用目视解译方法识别固废堆场,而是多采用以下两种方法:一种是基于 GIS 空间分析技术获取疑似堆存点位;一种是利用机器学习、神经网络等方法直接在影像中提取堆场.

(1)基于 GIS 分析检测疑似堆场:通常筛选出与固废堆存行为有潜在关联的要素,采用 GIS 技术进行综合分析,识别潜在的疑似堆存场地.常用辅助数据主要包括:光谱指数:如归一化植被指数(NDVI)、归一化水体指数(NDWI)、土壤调节植被指数(SAVI)、地表温度(LST)等代表环境特征的数据;地理环境数据:如水体、路网、植被分布、坡度、土地覆盖类型等代表地理环境的数据;其他数据:如夜间灯光(NTL)数据、人口统计数据等社会经济数据和高分辨率航空影像.

Karimi 等[6]融合 Landsat-8OLI 与 Suomi NPP 卫星影像,结合多准则决策分析(MCDA)与分类工具,利用修正土壤调节植被指数(MSAVI)、地表温度(LST)、夜间灯光数据(NTL)、高速公路长度、铁路长度及垃圾堆场数量等 6 个变量,生成非法堆场概率分布图,获取农村及偏远地区的潜在非法堆场,其中,NTL 数据用于表征人口密度.在另一项研究中,Karimi 等[7]采用简单加法加权(SAW)方法对 5 个变量(垃圾堆存场、LST、甲醛(HCHO)、高速公路、增强植被指数(EVI))进行叠加分析,识别出非法堆场,并结合堆场与邻近居民点的通行距离进行优先级排序.De la Rosa-Belmonte 等[8]基于多准则分析,利用遥感影像提取的地表温度(LST)和植被指数识别墨西哥金塔纳罗奥州南部的固体废物堆场,通过现场核查确认了 3 个合法及 20 个非法堆场.

(2)基于影像分析识别堆场:直接在影像中检测固废堆场,采用光谱指数法,或者机器学习及神经网络模型等.光谱指数法通常是针对特定固废类型构建专用指数或模型.例如,Gao 等[9]为识别露天铁矿及矿山固体废物(OIM-MSW),基于中等空间分辨率卫星数据构建了新型 OIM-MSW 指数(OIM-MSWI).Li 等[10]提出了一种基于 Landsat-8OLI 和 Sentinel-2MSI 数据的多层分类方法,融合 NDVI、NDWI 等光谱信息,成功实现了对郑州市建筑垃圾及防尘网目标的识别与动态监测.

通用类型的固废堆场识别,更多采用深度学习方法.Kazaryan 等[11]基于 Landsat 卫星影像构建卷积神经网络(CNN)提取固废堆场,并在莫斯科地区验证了模型的有效性.Zhou 等[12]利用 Sentinel-2 卫星影像训练深度学习模型识别地表塑料垃圾,对比了 GoogLeNet、VGGNet 和 ResNet 3 种模型,结果表明 VGG-13 网络取得了 78%的总体分类精度.Sharma 等[13]在印度孟买加市周边垃圾堆存场识别研究中,对比了分类回归树(CART)、朴素贝叶斯(Naïve Bayes)和支持向量机(SVM)3 种分类算法对 LANDSAT 与 SENTINEL 卫星影像的监督分类效果,结果显示 LANDSAT-SVM 模型表现最优且最为稳定.

以上方法面临的限制与挑战:基于 GIS 方法生成的固废堆积概率,通常需借助高分辨率遥感影像或实地调查对可疑区域进行核查.而基于机器学习等方法进行直接检测,往往仅能识别大规模固废堆积场,对较小规模目标识别能力有限.因此,受限于中低分辨率影像的空间细节,上述两类方法面临固废识别精度不高及精细化分类困难的问题.

2.1.2 基于高分辨率影像的堆场识别方法 早期研究中,有些直接采用人工目视识别方法勾画堆场[14],更多的研究是基于堆场的环境影响特征,如堆场植被胁迫[15-16]、堆场内部热异常[17]来间接识别固废堆场.此类方法没有充分利用高分辨率影像丰富的空间与光谱信息,效率较低.

近年来,高分辨率卫星影像数量快速增长,计算机视觉技术及算力快速发展,各类影像识别技术发展迅速,各国学者更多地使用深度学习技术挖掘影像的光谱信息进行固废识别.依据所利用的影像特征和任务目标,该类研究可以分为两类:1)基于目标检测的方法;2)基于语义分割的方法.

基于目标检测的方法是指识别图像中的特定目标物体并定位其位置和范围,即识别影像中是否存在固废并框选矩形边界.常用模型包括特征金字塔网络(FPN)、CNN−Transformer、关键点检测(Keypoint)[18]、可变形卷积网络(DCN)[19]、Faster R−CNN[20]等.Torres 等[21]将堆场检测视为多尺度场景分类问题,采用 ResNet50+ FPN 架构捕捉影像的多尺度信息与空间关系,实现了 94.5%的平均精度(AP)和 88.2%的 F1 分数,验证了模型在复杂场景中的鲁棒性.该研究同时构建了 Aerial Waste 数据集[22],包含多种尺寸和类型的固废样本.Niu 等[23]构建了 SW−Net 模型,该模型融合了适用于局部特征提取的多尺度扩张 CNN 和擅长全局上下文特征学习的 Swin−Transformer,并通过自适应门控特征融合模块进一步增强提高检测精度,在多个研究区的平均准确率达 90.62%. Zhuo 等[24]引入了基于对比学习的即插即用目标检测模块,提高模型区分相似目标和垃圾填埋场的能力,在保证检测精度的同时提高检测速度和存储效率.

基于语义分割的方法旨在对图像中每个像素进行分类,实现像素级精细分类,即通过将像素划分为固废或非固废类别,精确勾勒固废堆场边界.常用模型包括 UNet[25]、DeepLabv3+[26]、特征金字塔网络(FPN)[27]、EncoderDecoder[28]及其他基于 CNN 的架构.Yang 等[29]利用 DeepLabv3+模型及其空洞空间金字塔池化(ASPP)模块增强对建筑和拆除垃圾的监测能力,在 GF−2 卫星影像上实现了 82.02%的总体精度和 82.39%的平均交并比(mIoU).Lv 等[30]提出了一种集成卷积块注意力模块(CBAM)的 U−Net 改进架构用于建筑垃圾识别,在 Google 高分辨率遥感影像上取得了 95.51%的精度和 95.08%的 mIoU,性能显著优于传统 U−Net、PSPNet 和 DeepLabv3+.Zhang 等[31]开发了用于识别建筑和拆除垃圾的跨通道多尺度门控融合网络(CCMGNet),该网络采用双分支结构,集成门控融合层和多尺度注意力模块,有效融合可见光与近红外波段特征,提升了检测能力.Zeng 等[32]提出用于高光谱图像分类的多尺度 CNN(MSCNN),通过提取多尺度特征提升像素级分类精度,适用于高光谱数据的高维性和光谱复杂性.

无论是目标检测还是语义分割,针对固废区域形态不规则、边界模糊的检测难点,研究者发展了多种应对策略,核心在于利用 FPN、注意力机制、DCN 等技术强化多尺度特征提取.此外,IoU 边界损失函数及非极大值抑制(NMS)等策略对提升检测精度至关重要.这些方法的共同点是着力于增强特征表示与目标定位能力,以支撑复杂环境下的准确检测与分类.选择适宜的光谱波段组合作为模型输入,既能增强对特定地物特征的敏感性,亦可降低计算复杂度.

2.1.3　共享样本数据集　高质量的标注数据集是训练和验证深度学习模型的基础.为促进遥感固废检测模型的发展,研究人员构建并公开了多个用于陆地固废检测的数据集,表 1 列出了部分数据集.

SWAD 数据集[33]:数据源为谷歌地球中国河南省的遥感影像,由 WorldView-2 和 SPOT 卫星获取的 JPG 格式影像.涵盖城市、乡村、山区等多种地形,包含工业及生活垃圾等固废类型.标注信息为目标中心点、宽度和高度.该数据集可用于目标检测方法.

Landfill 数据集[34]:包含来自亚洲、欧洲、南美洲的 13 个主要垃圾堆存场影像,从 WorldView−3, WorldView−2, GeoEye−1 卫星获取多光谱影像.标注语义分割掩码.该数据集可用于语义分割方法.

Aerial Waste 数据集[22]:数据源包括 AGEA 正射影像、WorldView−3 及谷歌地球影像.该数据集还包含 22 个类别的 715 个样本注释及 169 个样本的分割掩码(MSCOCO 格式).支持二分类、多分类及弱监督定位任务.该数据集适用于目标检测及语义分割方法.

RS4SW 数据集[23]:包含来自谷歌地球的中国廊坊、印度法里达巴德、墨西哥特佐尤卡地区影像样本.该数据集分为固体废物(工业、生活、建筑垃圾)和非固体废物(建筑物、道路、公园、农田、水体)两类.但是该数据集缺乏注释,研究人员在使用时可进行手动标注.

Global Dumpsite Test Data dataset proposed 数据集[35]:包含科伦坡、达卡、古瓦哈提、金沙萨、拉各斯、新德里及中国部分城市的影像.标注采用 PASCAL VOC 格式,类型包括生活垃圾、建筑垃圾、农业垃圾、有覆盖垃圾.该数据集可用于目标检测方法.

CWLD 数据集[36]:中国北京昌平区和大兴区的建筑垃圾堆场数据集,影像为高分二号(GF−2).提供像素级四类标注:背景区、空置填埋区、工程设施区、废物倾倒区.该数据集可用于语义分割方法.

MSW 数据集[37]:该数据集选取自中国的不同城市,包括北京、上海、武汉、南京、郑州和珠海,数据来源为谷歌地球和高分七号(GF−7).固废分为两种固废:裸露固废(BSW)和覆盖固废(CSW).可用于目标识别任务及语义分割任务.

尾矿库识别数据集[38]:该数据集为安徽省铜陵市及其他城市(马鞍山、池州、六安、黄石等)部分区域 Google 图像.通过目视解译完成标注.该数据集可用于目标识别任务.

表 1 数据集介绍及下载链接

Table 1 Dataset introduction and download link

名称	影像块	波段数量	样本数量	下载地址	目标识别	语义分割
SWAD	2400×1202、1600×900、1200×600	3	增强扩展至 1996 张	https://www.kaggle.com/datasets/shenhaibb/swad-dataset	√	×
Landfill	512×512	3/4	共 242 个	https://github.com/AnupamaRajkumar/LandfillDetection_SemanticSegmentation?tab=readme-ov-file	×	√
Aerial Waste	1000×1000	3	共 10434 张图像,包含 3478 个正样本和 6956 个负样本	https://zenodo.org/records/7034382	√	√
RS4SW	224×224	3	共 3680 个影像样本	https://www.aliyundrive.com/s/gtTxDorTXQt	×	×
Global Dumpsite Test Data dataset proposed	1024×1024	3	共 2219 张影像	https://www.scidb.cn/en/detail?dataSetId=c85f3ef351c14842826b2e16ddd71097&version=V2	√	×
CWLD	512×512	4	共 3653 个样本	https://zenodo.org/records/8333888	×	√
MSW	224×224、256×256	3/4	552 个目标识别正样本、510 个语义分割正样本	https://github.com/GUO-Zhou/SCED-Net-for-MSW-Extraction/tree/main	√	√
尾矿库识别数据集	500×500	3	包括 3140 个正样本和 3010 个负样本，共 6150 个	https://figshare.com/s/ee2da2d0bc6e27a2a582	√	×

固废堆场的 3 种识别技术中,基于 GIS 的空间分析,一般使用的是中低分辨率影像,该方法在早期难以获得高分辨影像,需要对固废堆放的可疑位置进行筛选时得到发展,但应用中得到的固废堆积概率图需要现场或者航拍核查,实际准确率不高.基于中低分辨率影像的机器学习方法,可以直接使用影像检测,能识别大规模固废堆积场,但对较小规模固废识别能力有限.目前基于高分辨率影像的深度学习方法发展较为迅猛,对于大小规模的固废堆场都可以进行识别,并且准确度较高.但是该方法需要有较大规模算力支持,并且目前固废数据集样本量较少,覆盖的固废类型不全面,存在类不平衡等问题.

2.2 堆场选址及其适宜性分析

堆场选址需要考虑环境污染防控需求、便宜性、经济性等各种因素,并做出科学评判.已有研究主要是通过 GIS 整合多种遥感数据以及地理空间信息作为评价指标,并采用不同的策略进行比对排序,获得适宜的堆存位置.

2.2.1 评价指标 评价指标选择逐渐从基础地理条件约束逐渐向多维度要素耦合转变.

早期研究主要采用距离约束、自然地理条件等客观、可量化、易获取的指标.例如,Lotfi 等[39]在伊朗萨南达季市的堆场选址中,以及 Yang 等[40]开展江苏省无锡市和苏州市垃圾场适宜性分析时,都将与道路、水体、居民区、机场等公共设施的距离,以及高程、坡度等地形要素作为核心约束条件,通过 GIS 空间叠加分析实现初步筛选.

后续研究逐步纳入堆场环境安全、稳定性相关指标.Sener 等[41]在土耳其伊斯帕尔塔盆地的选址研究中,除距离、地形指标外,进一步纳入了岩性、断层、含水层等地质水文要素进行叠加分析.Krishna 等[42]对红海沿岸城市的选址研究同样考虑了断层、裂缝等地质构造因素.此外,考虑堆场对生态环境的影响,植被状况以及自然保护区等生态敏感区要素也逐渐被纳入评价体系[42-43].

近年来的研究又纳入了非传统空间指标和区域特征指标,例如有研究在红海地区选址时考虑高洪水风险区[44]以规避洪涝灾害风险，利用夜间灯光遥感数据[45]表征人类活动强度以间接指示垃圾产生热区,或引入人均可支配收入与消费支出等社会经济数据[46]预测未来垃圾成分与产量变化趋势.

2.2.2 决策方法 伴随着评价指标的多元化与复杂化,选址决策分析方法也日趋多样和精细,以更好地处理模糊性、冲突性信息并实现多目标优化.

早期研究多依赖专家经验对指标静态赋权. Lotfi 等[39]在垃圾堆场适宜性分析中,依据早期研究得到的专家知识对各项评价指标分别赋予权重,使用加权线性组合法(WLC)进行综合分析,发现选定的堆场位置对周边公共卫生和自然环境存在较大风险.Shahabi 等[47] 在伊朗的萨克兹市堆场选址研究中,也使用 WLC 方法确定堆场位置.Sheoran Savita Kumari等在为土耳其伊斯帕尔塔盆地中进行固废处置点选取时,采用层次分析法(AHP)[48]则通过结构化方式将定性判断进行量化,评估各准则的相对重要性并赋予权重,提升了决策过程的透明度和科学性.基于 AHP 分析确定了 10 个不同指标(岩性、地表水、含水层、地下水深度、土地利用、线条、坡向、海拔、坡度和到道路的距离)的权重,发现流域中有 2.1%的面积适合填埋,并最终确定堆存场位置[41].

为处理日益复杂的评价指标体系(如信息模糊、关联性强、目标冲突),许多研究引入了多准则决策分析(MCDA)技术[49].MCDA 能够更有效地综合权衡多个准则,考虑指标间的相互作用,为决策者提供更加系统、科学的依据.该技术提供了一种将标准分解为子标准的方法,这些子标准可以在数值标度上分层排序,与简单的加权平均技术相比,将 MCDA 技术与 GIS 集成可以提供定性和定量结果[50].在对哥印拜陀地区城市固废进行选址时[51],便采用 MCDA 分析方法对包括线性密度、土地利用、人口密度、地下水埋深、河网密度、坡度、土壤质地、地质地貌在内的标准的各子标准进行划分权重,通过一致性对比验证所选标准的权重,从而证明所选标准的有效性.通过 GIS 环境下的叠加分析,选出研究地区的 17 个可能的区域,最终通过野外调查和卫星图像的可视化筛选和细化出 4 个适宜的地点.

为处理日渐增长的垃圾存量,除了选取新的堆存场地外,还可以针对现有的堆存场进行扩建.上述的 AHP、MCDA 等分析方法均可用来分析扩建适宜范围.此外在 Amy Richter 的研究中[52],提出了一种对垃圾堆存场扩建适宜性进行排名的新方法,基于泰森多边形对遥感和矢量数据进行统计分析.对加拿大萨斯喀彻温省现存垃圾堆存场进行分析,研究中对每个堆存场创建了泰森多边形,对五个遥感指数(NDVI、NDBI、NDSI、NDMI、NTL)和五个矢量数据(到居民点、道路、湖泊、河流、保护区的距离),进行排名求和并归一化,在 ArcMap 中连接到泰森多边形网格进行叠加分析,最终得到多个堆存场的扩建适宜图.

2.3　环境影响监测

固废堆场的环境影响监测是开展环境风险评估的基础,遥感技术应用相关研究主要聚焦以下方向:

2.3.1　植被胁迫　研究普遍通过植被指数变化表征固废堆存对周边生态的胁迫效应.例如:意大利学者 Cadau 等[53]基于 RAPIDEYE 和 SPOT−5 影像提取土壤调节植被指数(SAVI),监测堆场植被健康状况的动态演变;Lella 等[54]利用 Landsat 数据获取的归一化植被指数(NDVI),定量揭示印度韦洛尔市垃圾堆存场周边植被 2000~2015 年间的退化趋势.

2.3.2　地表热异常　地表温度是诊断堆场内部生化过程的重要指标.Iacoboaea 等[55]采用 Landsat 7 数据,通过监测罗马尼亚某垃圾堆场与周边区域的热辐射差异,建立温度异常预警模型;Yan 等[56]基于 1984~2011 年时序 Landsat 影像监测加拿大城市固体废物处置场不同季节地表温度,发现运行中的堆场夏季热辐射峰值显著高于封场区域;Richter 等[57]开发集成热力学模型,融合时间序列温度变化、热风险指数及季节性波动特征,对垃圾堆场热稳定性进行综合评估.Karimi 等[58]基于 Landsat 获取的地表热异常特征,识别潜在甲烷释放点位.

2.3.3　甲烷排放　垃圾填埋场是全球第三大甲烷排放源,排放量占全球甲烷排放总量近 20%[59],仅次于石油和天然气领域、农业领域.卫星遥感测算发现,现有的主流采用的垃圾场甲烷排放估算模型存在较大的不确定性,模型估算的甲烷排放量明显偏低[60].美国学者采用机载成像光谱仪分析了 2022 年美国 1200 个大型垃圾填埋场的甲烷排放特征,发现 60%的垃圾填埋场存在持续数月甚至数年的甲烷泄漏情况[59].研究人员利用 Sentinel−5TROPOMI(对流层监测仪)的观测数据和 GEOS−Chem 大气传输模型,生成 2019 年美国甲烷排放的高分辨率地图,发现垃圾填埋场甲烷排放量比 EPA(美国环保署)报告的高出 50%[61].Maasakkers 等[62]采用全球对流层观测仪(TROPOMI)和温室气体排放高分辨率遥感卫星(GHGSat)数据,对全球 4 个温

室气体高排放城市的垃圾填埋场进行分析,识别了大型排放热点和设施排放特征.Cusworth 等[63]的团队通过机载高光谱成像技术,成功监测加州垃圾堆场点源甲烷排放通量.Scarpelli 等[64]利用机载设备收集了美国 17 个州的 217 个垃圾堆场的遥感观测数据,绘制了垃圾堆场的甲烷羽流空间分布图并定位核心排放源.

总体来看,固废遥感研究和应用进展与遥感传感器技术的发展息息相关.早期(1970~2000 年)研究主要依赖中低分辨率遥感影像,研究多聚焦于固废堆场选址及其适用性研究;21 世纪初期至今,随着高分辨率遥感影像的出现和普及,研究越来越聚焦于固废堆场的遥感识别;近年来,随着高光谱和激光技术的进步,垃圾填埋场甲烷排放等堆场环境影响研究逐渐增多.

3 面临的问题与挑战

3.1 固废识别业务化应用受限

基于高分辨率影像的固废识别已经成为当前固废监测的最主要手段,尽管文献研究结论显示大多数模型都具备较高的精度,但是,这些方法很少应用于相关业务部门的规模化监测工作.具体来看,当前研究还存在以下 4 个方面问题需要突破:1)缺少面向省市或更大范围的大区域尺度模型.目前多数研究都是基于城市尺度甚至单景影像尺度开展,模型的区域、样本依赖性较高,缺少大范围、跨区域的适用性测试,模型通用性和泛化能力较差.2)缺少统一的模型评价方法.现有研究在模型精度和效率评价中采用的标准不一,部分研究采用自定义评估标准,方法间难以客观比较;多数文献未说明模型参数量级与计算资源需求,不利于实际部署评估;模型推理效率等工程化参数普遍缺失.3)缺少规模性、标准一致的训练样本数据集.现有公开数据集普遍规模较小,且地域覆盖范围较窄,样本影像空间分辨率、尺寸、存储格式、位深、数据类型等一致性较差;样本类型较少,集中于常见类型(如建筑/生活垃圾),特殊废物(如医疗垃圾)样本匮乏;场景多样性不足,缺乏复杂环境(如山区、林区)的代表性数据;标注格式不统一且部分数据集存在标注缺失,严重制约模型泛化能力.4)堆场类型识别研究较少.很多研究集中于对某一种类型的堆场识别,如建筑垃圾、尾矿库,缺少对多种类型堆场的分类识别,尚未有关于堆场遥感分类体系相关研究,导致缺少相对通用的堆场遥感分类体系.另外,模型精度提升对影像空间分辨率依赖较高,取得相对理想的监测精度,通常需要空间分辨率优于 0.5m 的遥感影像,导致工作成本较高.

利用中低分辨率遥感影像进行固废检测研究相对较少.已有研究多集中于生成可疑区域概率图,很少直接定位固废堆场,需依赖高分辨率影像对高概率区域进行人工核查,往往造成低概率区域目标遗漏.直接检测法受限于空间分辨率,主要适用于大规模堆放场识别,对小型或隐蔽的堆场检出能力明显不足.

3.2 堆场选址研究指标通用性不足

当前固废选址仍然缺少相对通用的评价指标体系和决策方法.首先,核心约束条件(如与水体距离)的定义缺乏统一标准,不同研究采用河流、湖泊或湿地等差异化指标,导致模型普适性不足.多数研究侧重基础环境因素,对生态保护区管控要求、运输成本优化及资源回收潜力等关键要素考虑不足,且未针对建筑垃圾、生活垃圾等不同废物特性设计差异化选址策略,易造成土地资源利用低效.在数据应用层面,遥感技术主要局限于 NDVI、夜光数据等静态指标,未充分挖掘其在城市扩张、人口迁移、水体污染等动态过程监测中的潜力;机器学习、深度学习等先进方法尚未有效融入选址决策体系.

3.3 环境影响监测要素相对有限

固废堆场对环境的影响主要包括土地资源占用、土壤和水体(地下水和地表水)重金属污染、甲烷排放和恶臭、生态系统破坏等多方面影响,从目前研究进展看,现有监测技术对环境指标的捕获能力有限.植被指数变化虽能间接反映堆存场周边生态胁迫,但无法直接量化土壤重金属污染或渗滤液化扩散程度,也难以排除气象等其他要素的影响.地表温度反演可揭示堆存场热异常特征,但仅适用于好氧填埋场,且难以精准定位甲烷释放点位.SAR 数据可用于三维形变监测,但其时间分辨率不足,对突发沉降事件的捕捉能力有限,且在植被密集区监测效果显著降低.甲烷排放监测面临技术瓶颈,现有技术均难以实现排放通量的高频次连续监测,机载高光谱设备易受气象条件干扰.

4　研究展望与建议

结合固废遥感技术发展现状和问题,针对目前生态环境部门当前在固废非法倾倒问题排查整治、固废贮存处置设施规范化运行以及固废堆场环境影响评估等固废环境管理的实际应用需求,提出固废遥感技术研究亟待突破和发展的几点建议.

基于高分辨率遥感影像的固废精准识别技术研究是生态环境管理向精细化发展的必然需求和主要趋势.面向固废精细排查需求,研发基于高分遥感影像的适用于大区域固废精准识别的遥感大模型,可以从两个方向分别研究,一是研发具备较强通用性的模型,二是研发便于移植、具备较强泛化能力的模型.面向主动快速发现重大固废问题需求,研发基于中低分遥感影像的、具备较强通用性的固废识别模型,或者基于高分遥感影像的、轻量化变化检测模型.面向固废精准调查需求,研发固废堆存量快速精准估算方法和信息采集设备;同时,固废来源复杂、材质和类型多样,其基于环境管理的分类体系具备明显的行业特征,与传统的遥感分类体系差别很大,需要构建科学的固废遥感分类体系,研究固废遥感分类方法.研究固废样本构建和生成技术,编制形成相关标准规范,搭建并发布标准一致、具备一定规模、类型相对齐全的固废解译训练遥感样本库.

由于固废堆场地面监测网络的不足,基于遥感技术的固废堆场环境风险识别与评估研究也是未来的重要研究方向.建议研究聚焦于两个方面,一是面向固废贮存处置设施等正规堆场的规范化运行监管需求,研究固废堆场不规范处置行为遥感识别监管方法,实现环境风险的早期发现和预警;二是面向环境影响监管需求,研究甲烷超标排放、污水/渗滤液排放、土壤重金属反演等污染物异常排放监测方法和植被胁迫退化等环境影响定量监测方法.在监测手段上,可以开展构建星-机-地协同的立体监测网络和方法、高光谱遥感技术等方式来提升监测能力和精度.

固废贮存处置场地的选址受经济、人文、地理、环境等多方面因素影响,科学层面的选址研究只能为决策者提供参考方案.可以借鉴该类研究相关成果,开展固废非法倾倒填埋等固废非法处置行为发生区域热点分析和预测研究,为问题发现和监管提供数据支撑.

参考文献:

[1] 生态环境部.关于发布《固体废物分类与代码目录》的公告:公告2024 年第 4 号[EB/Z].(2024-01-22)[2025-08-08].https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk01/202402/t20240201_1065530.html.
Ministry of Ecology and Environment. Notice on the Publication of the ‘Solid Waste Classification and Code Catalogue’: Notice No. 4of 2024[EB/Z].(2024-01-22)[2025-08-08].https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk01/202402/t20240201_1065530.html.

[2] 郭伊均.加快推动典型大宗固体废弃物综合利用处置进一步促进“无废城市”高标准建设 [J]. 环境保护, 2024,52(14):9-11.
Guo Y J.Accelerate the promotion of comprehensive utilization and disposal of typical bulk solid waste to further promote the high-standard construction of”waste-free cities”. [J]. Environmental protection, 2024,52(14): 9-11.

[3] 毛　盼,余嘉琦,田义宗.卫星遥感在固体废物监管中的应用 [J]. 再生资源与循环经济, 2024,17(8):21-23.
Mao P, Yu J Q, Tian Y Z. The application of satellite remote sensing in solid waste management [J]. Recyclable Resources and Circular Economy, 2024,17(8):21-23.

[4] Lyon J G. Use of maps, aerial photographs, and other remote sensor date for practical evaluations of hazardous waste sites [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1987,53(5):515.

[5] Garofalo D, Wobber. Solid-waste and remote-sensing [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1974,40(1):45-59.

[6] Karimi N, Ng K T W, Richter A, et al. Development and application of an analytical framework for mapping probable illegal dumping sites using nighttime light imagery and various remote sensing indices [J]. Waste Management (New York, N.Y.), 2022,143:195-205.

[7] Karimi N, Ng K T W. Mapping and prioritizing potential illegal dump sites using geographic information system network analysis and multiple remote sensing indices [J]. Earth, 2022,3(65):1123-1137.

[8] De La Rosa-Belmonte S J, Palafox-Juárez E B, Torrescano-Valle N, et al. Spatial analysis to identify unauthorized municipal solid waste disposal sites in rural areas of southern Mexico [J]. Waste Management & Research: The Journal of the International Solid Wastes and Public Cleansing Association, Iswa, 2024: 734242X241285421.

[9] Gao S J, Chen Y H, Li K N, et al. Mapping opencast iron mine and mine solid waste based on a new spectral index from medium spatial resolution satellite data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021,14:1.

[10] Li Z L, Guo H D, Zhang L, et al. Time-series monitoring of dust-proof nets covering urban construction waste by multispectral images in Zhengzhou, China [J]. Remote Sensing, 2022,14(15):3805.

[11] Kazaryan M, Semenishchev E, Voronin V. The underground surface analysis of waste disposal objects based on the neural network image processing methods[C]//Algorithms, Technologies, and Applications for Multispectral and Hyperspectral Imaging XXVIII. SPIE, 2022, 12094: 365-375.

[12] Zhou S Y, Mou L C, Hua Y S, et al. Can we use deep learning models to identify the functionality of plastics from space?[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023,

123:103491.

[13] Sharma K, Sood M. Monitoring, classification and analysis of waste disposal sites using machine learning [J]. Procedia Computer Science, 2024,235:1558−1567.

[14] Liu Y, Ren Y, Wei C, et al. Study on monitoring of informal open−air solid waste dumps based on Beijing−1images [J]. J. Remote Sens, 2009,13:320−326.

[15] Silvestri S, Omri. A method for the remote sensing identification of uncontrolled landfills: formulation and validation [J]. International Journal of Remote Sensing, 2008,29(4):975−989.

[16] Cadau E G, Putignano, et al. Simdeo: An integrated system for landfill detection and monitoring using EO data [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2013.

[17] Yonezawa C. Possibility of monitoring of waste disposal site using satellite imagery [J]. Journal of Integrated Field Science, 2009,6: 23−28.

[18] Zhou X, Wang D, Krähenbühl P. Objects as points[J]. arXiv preprint arXiv:2019,1904.07850.

[19] Dai J, Qi H, Xiong Y, et al. Deformable convolutional networks [C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017:764−773.

[20] Ren S Q, et al. Faster R−CNN: Towards real−time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,39(6):1137−1149.

[21] Torres R N, Fraternali, et al. Learning to identify illegal landfills through scene classification in aerial images [J]. Remote Sensing, 2021,13(22):4520.

[22] Torres R N, Fraternali P. AerialWaste dataset for landfill discovery in aerial and satellite images [J]. Scientific Data, 2023,10(1):1−14.

[23] Niu B, Feng Q, Yang J, et al. Solid waste mapping based on very high resolution remote sensing imagery and a novel deep learning approach [J]. Geocarto International, 2023,38(1):2164361.

[24] Zhuo Z, Ma S J, Chen J J, et al. An easy and fast method for landfill identification by image−based deep learning [J]. Resources, Conservation and Recycling, 2025,36(7):3131−3145.

[25] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U−Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [J]. 2015.

[26] Chen L C, Zhu Y, Papandreou G, et al. Encoder−decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [J]. 2018.

[27] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection [J]. 2017.

[28] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: A deep convolutional encoder−decoder architecture for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,39(12):2481−2495.

[29] Yang K, Zhang, et al. Automatic identification method of construction and demolition waste based on deep learning and Gaofen−2data [C]//2022 24th ISPRS Congress on Imaging Today, Foreseeing Tomorrow, Commission III, 2022.

[30] Lv S W, Liu, et al. Remote sensing image recognition of dust cover net construction waste: A method combining convolutional block attention module and U−Net [J]. Sensors and Materials, 2024,36(7): 3131−3145.

[31] Zhang C Q, Zhou L, Du M Y, et al. A cross−channel multi−scale gated fusion network for recognizing construction and demolition waste from high−resolution remote sensing images [J]. International Journal of Remote Sensing, 2022,43(12):4541−4568.

[32] Zeng D, Zhang S, Chen F S, et al. Multi−scale CNN based garbage detection of airborne hyperspectral data [J]. IEEE Access, 2019, 7:104514−104527.

[33] Zhou L M, Rao X H, Li Y H, et al. SWDet: Anchor−based object detector for solid waste detection in aerial images [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023,16:306−320.

[34] Rajkumar A, Kft C A, Sziranyi T, et al. Detecting landfills using multi-spectral satellite images and deep learning methods[J]. Proc. ICLR, 2022: 1-9.

[35] Sun X, Yin D, Qin F, et al. Revealing influencing factors on global waste distribution via deep−learning based dumpsite detection from satellite imagery [J]. Nature Communications, 2023,14(1):1444.

[36] Lin S F, Huang L, Liu X L, et al. A construction waste landfill dataset of two districts in Beijing, China from high resolution satellite images [J]. Scientific Data, 2024,11(1):388.

[37] Guo Z, Zeng Z, Zhang Q, et al. SCED−Net: Coupling dual−branch and encoder−decoder network for identification and delineation of municipal solid waste from VHR images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023,21:1−5.

[38] Lyu J, Hu Y, Ren S, et al. Extracting the tailings ponds from high spatial resolution remote sensing images by integrating a deep learning−based model [J]. Remote Sensing, 2021,13(4):743.

[39] Lotfi S, Habibi K, Koohsari M J. Integrating GIS and fuzzy logic for urban solid waste management (a case study of Sanandaj city, Iran) [J]. Pakistan Journal of Biological Sciences, 2007,10(22):4000−4007.

[40] Yang K, Zhou X N, Yan W A, et al. Landfills in Jiangsu province, China, and potential threats for public health: Leachate appraisal and spatial analysis using geographic information system and remote sensing [J]. Waste Management, 2008,28(12):2750−2757.

[41] Sener Ş, Sener, et al. Solid waste disposal site selection with GIS and AHP methodology: a case study in Senirkent−Uluborlu (Isparta) Basin, Turkey [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2011,173(1): 533−554.

[42] Krishna V V S, Pandey, et al. Geospatial multicriteria approach for solid waste disposal site selection in Dehradun city, India [J]. Current Science, 2017,112(3):549−559.

[43] Richter A, Ng, et al. A data driven technique applying GIS, and remote sensing to rank locations for waste disposal site expansion [J]. Resources, Conservation and Recycling, 2019,149:352−362.

[44] Abd−El Monsef H. Optimization of municipal landfill siting in the Red Sea coastal desert using geographic information system, remote sensing and an analytical hierarchy process [J]. Environmental Earth Sciences, 2015,74(3):2283−2296.

[45] Ahire V, Behera D K, Saxena M R, et al. Potential landfill site suitability study for environmental sustainability using GIS−based multi−criteria techniques for Nashik and environs [J]. Environmental Earth Sciences, 2022,81(6):178.

[46] Karimi N, Ng, et al. Integrating geographic information system

network analysis and nighttime light satellite imagery to optimize landfill regionalization on a regional level [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022,29(54):81492−81504.

[47] Shahabi H, Keihanfard S, Ahmad B B, et al. Evaluating Boolean, AHP and WLC methods for the selection of waste landfill sites using GIS and satellite images [J]. Environmental Earth Sciences, 2014,71:4221−4233.

[48] Sheoran S K, Parmar V. Identification of alternative landfill site using QGIS in a densely populated metropolitan area [J]. Quaestiones Geographicae, 2020,39(3):47−56.

[49] Guha B, Momtaz Z, Rahaman Z A. Estimating solid waste generation and suitability analysis of landfill sites using regression, geospatial, and remote sensing techniques in Rangpur, Bangladesh [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2023,195(1):1−28.

[50] Kapilan S, Elangovan K. Potential landfill site selection for solid waste disposal using GIS and multi−criteria decision analysis (MCDA) [J]. Journal of Central South University, 2018,25(3):570−585.

[51] Molla M B. Potential landfill site selection for solid waste disposal using GIS−based multi−criteria decision analysis (MCDA) in Yirgalem Town, Ethiopia [J]. Cogent Engineering, 2024,11(1): 2297486.

[52] Richter A, Ng K T W, Karimi N. A data driven technique applying GIS, and remote sensing to rank locations for waste disposal site expansion [J]. Resources, Conservation and Recycling, 2019,149: 352−362.

[53] Cadau E G, Putignano C, Aurigemma R, et al. SIMDEO: An integrated system for landfill detection and monitoring using EO data [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2013.

[54] Lella J, Mandla V R, Zhu X. Solid waste collection/transport optimization and vegetation land cover estimation using Geographic Information System (GIS): A case study of a proposed smart-city [J]. Sustainable Cities and Society, 2017,35:336−349.

[55] Iacoboaea C, Petrescu F. Landfill monitoring using remote sensing: a case study of Glina, Romania [J]. Waste Management & Research, 2013,31(10):1075−1080.

[56] Yan W Y, Mahendrarajah P, Shaker A, et al. Analysis of multi−temporal Landsat satellite images for monitoring land surface temperature of municipal solid waste disposal sites [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2014,186:8161−8173.

[57] Richter A, Kazaryan, et al. Estimation of thermal characteristics of waste disposal sites using Landsat satellite images [J]. Dokladi Na Bolgarskata Akademiya Na Naukite, 2017,70(2):253−262.

[58] Karimi N, Richter A, Ng K T W. Temporal and spatial assessment of landfill gas emission near the City of Regina landfill[C]//Canadian Society of Civil Engineering Annual Conference. Singapore: Springer Nature Singapore, 2021:145−153.

[59] Cusworth D H, Duren R M, Ayasse A K, et al. Quantifying methane emissions from United States landfills [J]. Science, 2024,383(6690): 1499−1504.

[60] Wang Y, Fang M L, Lou Z Y, et al. Methane emissions from landfills differentially underestimated worldwide [J]. Nature Sustainability, 2024,7(4):496−507.

[61] Nesser H, Nesser H, Jacob D J, et al. High−resolution US methane emissions inferred from an inversion of 2019TROPOMI satellite data: contributions from individual states, urban areas, and landfills [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2024,24(8):5069−5091.

[62] Maasakkers J D, Varon D J, Elfarsdóttir A, et al. Using satellites to uncover large methane emissions from landfills [J]. Science Advances, 2022,8(32):eabn9683.

[63] Cusworth D H, Duren R M, Thorpe A K, et al. Using remote sensing to detect, validate, and quantify methane emissions from California solid waste operations [J]. Environmental Research Letters, 2020, 15(5):054012.

[64] Scarpelli T R, Cusworth D H, Duren R M, et al. Investigating major sources of methane emissions at US landfills [J]. Environmental Science & Technology, 2024,58(49):21545−21556.

作者简介：韩志龙(2001−),男,山东济宁人,中国石油大学(华东)硕士研究生,主要从事固废的遥感识别相关研究.Hanzhilong1024@163.com.