

引 用 格 式: Huang Yaohuan, Xiong Biao, Yang Haijun, *et al.* Review on the Progress of Remote Sensing Investigation of the Outfalls into Rivers[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(1): 24-33. [黄耀欢, 熊标, 杨海军, 等. 入河排污口遥感排查进展评述[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(1): 24-33.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.1.0024

入河排污口遥感排查进展评述

黄耀欢^{1,2}, 熊 标^{1,2}, 杨海军³, 伍程斌^{1,2}, 朱海涛³

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学资源环境学院, 北京 100049;

3. 生态环境部卫星环境应用中心, 北京 100094)

摘要: 入河排污口是人为污染物流入河流的最后一道关卡, 对其进行精确排查在水资源保护、水污染防治等工作中具有重要作用。首先回顾了近 30 a 来国内大型入河排污口排查工作情况, 分别从人工实地调查、GIS 台账系统建设、卫星遥感监测和无人机排查 4 个方面进行介绍; 其次, 在分析了直接目视解译、基于水环境参数反演以及基于地物分类等常用入河排污口遥感监测技术的基础上, 讨论了上述方法在无人机影像上应用的局限性; 再次, 通过简要介绍深度学习目标检测方法原理, 评述了基于深度学习的目标检测方法在入河排污口无人机遥感排查上的应用现状及其关键技术; 最后, 对深度学习在无人机影像入河排污口识别上的应用前景进行了分析, 并对今后包括入河排污口在内的复杂地理要素的无人机遥感监测的研究重点进行了展望。

关 键 词: 入河排污口; 排查; 遥感; 无人机; 目标检测

中图分类号: X522; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)01-0024-10

1 引 言

入河排污口是水系中主要的污染点源, 对其进行科学管理是水功能区限制纳污红线管理的核心工作^[1], 也是控制污染物入河总量的重要手段^[2], 对于流域保护以及生态环境监测具有重要意义^[3]。然而由于排污口管理体系不完善, 我国长期面临入河排污口“本底不清, 情况不明”的不利局面, 极大地制约了生态环境有效监管。加上地形复杂、排污口面广量大、分布不均、违规排污口隐蔽等因素, 进一步加大了入河排污口人工排查整治工作的难度。近年来, 随着全面加强生态环境保护和坚决打好污染防治攻坚战等国家战略决策的部署, 使得摸清排污口底数、掌握陆源入河排污源情况成为了支撑流域水生态环境质量改善的基础性工作。

自 1991 年开始的以人工实地调查为主的第一次全国范围的入河排污口排查, 到近年借助无人机遥感技术的入河(海)排污口三级排查, 我国入河排污口排查工作日趋完善。尤其是厘米级的超高分辨率无人机遥感影像成为排污口目视解译的重要数据源^[3], 大大提高了入河排污口排查的精度和效率。相对于耗时耗力、效率低、视野窄的人工实地调查以及受云雨天气、重访周期、空间分辨率等因素制约的卫星遥感技术, 无人机遥感具有快速灵活、受天气和地形条件制约小、数据精度和获取效率高等优势。然而, 其超高的时空分辨率也给传统遥感自动识别方法在排污口排查中的应用带来了巨大困难。因此, 采用基于深度学习的目标检测技术^[4]可能是未来无人机排污口排查工作的重要研究

收稿日期: 2021-10-20; 修订日期: 2022-01-20

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFC3002103), 中国科学院 A 类战略性先导科技专项(XDA19040402), 国家自然科学基金项目(41971359、41771388), 高分共性产品真实性检验关键技术与标准规范编制(21-Y20B01-9001-19/22)。

作者简介: 黄耀欢(1982—), 男, 安徽黄山人, 副研究员, 主要从事无人机遥感应用研究。E-mail: huangyh@igsrr.ac.cn

通讯作者: 熊 标(2000—), 男, 湖北仙桃人, 硕士研究生, 主要从事地理空间分析算法研究。E-mail: xiongbiao3691@igsrr.ac.cn

内容。

在回顾了近30 a来国内大型入河排污口排查项目情况的基础上,介绍了直接目视解译、基于水环境参数反演以及基于地物分类等常用入河排污口遥感监测技术;讨论了这些传统方法在无人机影像上应用的局限性,并简要介绍深度学习目标检测方法发展历史及原理,评述了基于深度学习的目标检测方法在入河排污口无人机遥感排查上的应用现状及其关键技术;对今后入河排污口无人机遥感监测的研究重点进行了展望,以期为后续入河排污口检测技术提供参考。

2 入河排污口排查工作进展

2.1 人工实地调查

我国的排污口管理最初隶属于水利部门,1988年发布实施的《河道管理条例》第一次对水利部门管理入河排污口作出规定。1991年,水利部发布“关于认真贯彻执行《中华人民共和国河道管理条例》加强入河排污口监督管理的通知”,由此开始了全国第一次入河排污口排查工作^[5],调查内容包括入河排污口位置、废水量、污染物种类、排放方式、排放规律等,首次获得了我国入河排污口的基本状况^[6]。

1996年,我国实施修订的《水污染防治法》将入河排污口管理的主要目的转变为保护水资源、防治水污染、保证水资源永续利用。自此,入河排污口排查成为生态环境部门的重要工作内容。2002年10月1日,我国开始施行新修订的《中华人民共和国水法》,其增加的水资源保护内容就包括监督管理入河排污口;2004年11月30日,水利部根据《中华人民共和国水法》颁布了《入河排污口监督管理方法》,于2005年1月1日起正式执行,并开始了新一轮入河排污口排查工作。人工实地调查是我国早期入河排污口的主要排查手段,尽管填补了我国排污口数据的空白,但由于耗时长、投入大、覆盖小,造成了这一时期入河排污口遗漏多,排查结果与实际排污口底数之间存在很大的偏差。

2.2 GIS台账系统

随着大规模的全国性入河排污口排查工作的开展,如何对大量的入河排污口排查数据进行科学的管理就成为后续的主要工作内容。主要工作集中在基于地理信息系统(Geographic Information System, GIS)技术对入河排污口数据进行管理、存

储,并与大量相关地理空间数据相结合,建立GIS台账系统实现分析、监测、预警等功能,也形成了一系列区域性或流域性的入河排污口GIS台站系统,如:肖光忠等^[7]将掌上电脑、GPS、数码相机进行集成,开发了“广西入河排污口普查登记信息采集系统”;刘耀宾等^[8]基于MapX开发了“淮河流域入河排污口信息管理系统”;祝瑜^[9]结合Google Earth开发了“长江流域水资源保护监督管理地理信息系统”;张颖等^[10]建立了B/S架构的“黄河入河排污口监督管理系统”。GIS台账系统充分发挥了GIS技术的优势,提高了入河排污口排查工作的数字化、智能化水平,为后续入河排污口时空分析、预警工作提供技术支持。但早期的GIS台站系统由于并无统一的标准,各系统之间兼容、共享机制并无完善。同时主要管理的数据来源为地面调查结果,数据量有限,这也在一定程度上催生了以卫星遥感为数据源的入河排污口排查工作的开展。

2.3 卫星遥感监测

2000年前后,我国就开始使用遥感数据辅助入河排污口排查工作。由于入河排污口地物目标较小,最初采用的是通过对航空相片目视解译识别出污染水体,再进一步在这些重点区域识别入河排污口^[11-12]。随着卫星遥感技术的发展,其影像空间、时间、光谱分辨率的不断提高,获取也越来越方便,中高分辨率的卫星遥感影像开始成为入河排污口排查工作重要的辅助数据源,如郭明权等^[13]先是使用Landsat TM影像根据叶绿素a和总悬浮物浓度两项指标提取了渤海的重点污染区域,再使用空间分辨率为0.6 m的QuickBird卫星影像在这些重点区域对渤海陆源入海排污口进行了目视解译。虽然尺度较大的污染水体可以使用卫星遥感通过水环境指标进行(半)自动化的提取,但具体到尺度较小的排污口,识别方法仍主要是目视解译,需要大量的人工参与。受限于卫星重访周期、影像空间分辨率、排污口遥感自动识别方法的准确性等因素,卫星遥感监测只是人工实地排查的辅助手段,不适合作为一种单独的技术应用于业务化的入河排污口排查工作中,如:2010~2012年开展的第一次全国水利普查仍以人工实地调查为主。

2.4 无人机排查

随着无人机技术的发展,其高频迅捷的特点为入河排污口遥感监测提供了优良的解决方案。广义的无人机包括降落伞、飞艇、多旋翼无人机和固

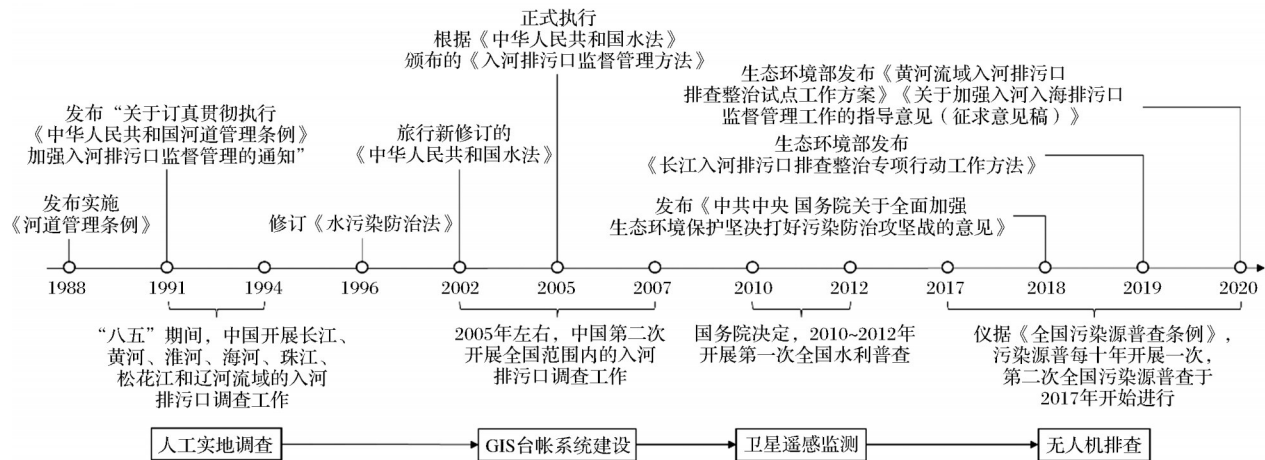


图 1 中国近 30 a 来入河排污口排查工作发展情况

Fig.1 Progress of the investigations of outfalls into rivers in China in the past 30 years

定翼无人机等,搭配载荷又可以分为:可见光、多光谱、热红外、声学、高光谱、LiDAR等,在入河排污口无人机遥感排查实际工作中以使用多旋翼无人机和固定翼无人机两类为主,其上多搭配可见光(多光谱)相机和热红外相机。依据《全国污染源普查条例》,污染源普查每十年开展一次。在2017年开始的第二次全国污染源普查中,无人机已经作为重要的手段参与了七大流域入河排污口的实际排查工作。2018年6月16日,中共中央国务院发布《中共中央国务院关于全面加强生态环境保护坚决打好污染防治攻坚战的意见》,生态环境部以此陆续发布了长江、黄河等流域入河排污口排查相关工作方案。“三级排查”逐渐成为入河排污口排查的工作流程并形成规范,其中无人机排查作为主要手段进行第一级排查,按照“全覆盖”的要求开展技术排查,分析辨别疑似入河排污口。无人机排查已成为排污口排查实际业务的常规手段。但基于无人机影像的入河排污口识别方法改进较小,仍是以目视解译为主,耗费大量人力、时间,急需可业务化的入河排污口智能识别技术方法。

3 入河排污口卫星遥感检测方法

尽管人工实地调查仍是入河排污口排查的必要手段,但随着遥感技术的发展,进行入河排污口遥感监测必然是今后的主要方向。入河排污口遥感监测可分为直接识别法和间接识别法,其中直接识别法是指依赖入河排污口在遥感影像中光谱、纹理等特征进行目标定位识别,如:目视解译、遥感地物分类等;间接法是指通过反演水环境参数(如:温度、叶绿素a、总悬浮物浓度等)异常进行入河排污

口识别。表1列举了常用的入河排污口监测遥感数据源情况,限于篇幅这里没有列出所有的高分影像。

3.1 目视解译

目视解译是遥感地物识别的常规方法,也是现阶段入河排污口遥感识别的主要方式。入河排污口目视解译逐渐形成图像预处理、建立解译标志、特征判读和质量控制的标准化流程。其中解译标志特征通常包括颜色、透明度、形状结构、纹理、周围环境等。如Piech等^[14]使用彩色和彩色红外影像,排查了美国俄亥俄州一段河流上的排污口,经过实地调查发现目视解译结果只遗漏了1个被植物遮挡的排污口;Davies等^[15]使用SPOT-simulation数据目视解译出废水流扩散范围,并进一步检测出单个排放源位置;邬明权等^[13]使用空间分辨率为0.6 m的QuickBird卫星影像对渤海陆源入海排污口进行了目视解译,排污口位置解译正确率超过90%。近年来生态环保部门开展的长江、黄河、渤海等区域入河排污口排查工作都是以无人机影像目视解译为主。为此,由生态环境部卫星环境应用中心于2021年组织编制了《入河(海)排污口排查整治无人机遥感影像解译技术规范》(征求意见稿),首次对实际生态环境监测业务中开展的入河(海)排污口无人机遥感影像解译提供了明确的技术规范。尽管目视解译方法简单、精度较高,但其容易受植被等物体遮挡的约束,同时解译标志和特征判读主要依赖专家和解译人员的经验,此外最重要的是需要大量的人力参与,降低了监管工作的时效性。

3.2 基于水环境参数反演的排污口监测

入河排污口是连结陆上污染源和排入水体的枢纽,为此可通过监测水质状况来间接实现排污口的识别。因此,可基于SAR、多(高)光谱影像进行水环境参数的反演,进而结合水体污染状况进行排污口的遥感监测。常用的水环境参数包括叶绿素a(Chlorophyll-a, Chl-a)、有色可溶性有机物(Colored Dissolved Organic Matter, CDOM)、悬浮物(Suspended Solids, SS)和温度(Temperature, T),反演方法一般可分为经验模型、半经验模型和生物光学模型3种^[16]。如Marmorino等^[17]在CASI航空高光谱影像反演CDOM,结合机载红外相机测量水面温度T检测废水扩散范围,同时构建一个无量纲扩散指数实现排污口的监测。邬明权等^[13]通过反演叶绿素a和总悬浮物浓度划定高污染区域,结合高分辨率QuickBird影像监测排污口。Nezlin等^[18]利用OC4算法^[19]从SeaWiFS卫星影像反演叶绿素a浓度,同时使用AVHRR海面温度产品数据,研究了南加州湾的水华事件,间接发现入海排污口。Trinh等^[20]使用Landsat-8 OLI和Aqua MODIS影像数据反演叶绿素a浓度研究废水扩散情况,结合Landsat-8 TIRS热红外数据反演海面温度辅助监测排污口。此外,排污口废水还会改变水面的粗糙度,DiGiacomo等^[21]使用ERS-1/2和RadarSAT-1雷达数据研究了南加州湾的废水流,定性地得到了废水流区域SAR图像值更小的结论(废水中存在的油脂等物质使得其表面更为光滑,向后散射更小);Gierach等^[22]使用多源数据,包括:EnviSAT-1 ASAR、Aqua MODIS和Terra ASTER,分别监测了污染水体的水面粗糙度、叶绿素a浓度和温度3个指标,间接地实现排污口监测。

采用水环境参数反演的排污口监测方法主要依赖于排污口周边纳污水体与正常水体之间的差异,而这种差异需要达到一定阈值才能实现排污口的识别,如叶绿素a浓度至少相差 1 mg/m^3 、温度至少相差 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 才能区分污染水体和周围水体,水面风速须在 3 m/s 到 8 m/s 之间才能使用SAR图像区分污染水体^[22]。为此,对于阶段性排污或水体枯竭的排污口容易造成遗漏。此外,水环境参数的反演精度也是制约其实用性的一个重要因素。

3.3 基于地物分类的排污口遥感监测

排污口遥感检测可以归结为传统的遥感影像地物分类问题,尽管基于高分辨率、高光谱等遥感

影像的地物分类算法已相对成熟^[23],但以排污口作为一个单独的地类进行研究还处于起步阶段。Ammenberg等^[24]获取了大量的实地水体光谱数据,在机载高光谱CASI数据上应用光谱角分类SAM算法对水体进行分类,得到污染水体,从而进一步解译排污口。SAM算法将影像上每个点的光谱信息视作向量,计算它与参考实地水体的光谱数据的夹角,将其归类到夹角最小的一类中。Zhang等^[25]基于机器学习算法,使用光谱平均值、比率、亮度、面积等特征,在 0.8 m 分辨率的高分2号影像上对滦河流域的排污口进行了检测。然而,由于排污口相对于中低分辨率影像目标较小,而对于高、超高分辨率影像而言,排污口内部像元的光谱特征差异较大,属于典型的混合地物类型,直接采用传统遥感地物分类方法进行入河排污口的识别还存在一定的难度。因此,有必要引入更加强大的基于深度学习的目标检测算法实现入河排污口的遥感影像自动识别。

4 基于深度学习的无人机影像排污口识别

入河排污口体积小、空间分布稀疏且不均,并且可能存在故意遮挡等问题^[26],这对利用卫星遥感进行入河排污口排查而言是一项巨大的挑战。机载遥感因具备高空间和时间分辨率的特点,而具备一定的入河排污口排查的能力。近年来,随着无人机技术快速发展及设备成本不断降低,无人机以其灵活、低成本、数据实时采集能力强等优点,成为入河排污口排查的重要手段^[27]。然而,目前入河排污口无人机遥感识别仍是以目视解译为主^[26,28-31]。如洪运富等^[28]在2015年就开始使用无人机彩色和热红外影像监测水源地污染源,通过热红外影像实现了隐藏入河排污口的检测。王贵作等^[26]系统地验证了无人机排污口排查的可行性,并总结了两类难识别排污口(遮蔽式和浸没式)的识别方法,并建议飞行航线应适度向河道中心线偏离岸线 30° 左右、飞行高度应在 $40\sim 80\text{ m}$ 之间,为后续全国范围内的入河排污口三级排查打下基础。然而,厘米级分辨率的无人机影像在为入河排污口排查提供了有效的遥感数据源的同时,也导致了严重的光谱变异性和空间异质性^[32],这使得基于像元或面向对象的遥感影像分类法在无人机遥感影像中面临严重的挑战^[33],这主要是因为:在厘米级别的分辨率下,单个

表 1 入河排污口监测常用遥感数据源

Table 1 Common remote sensing data sources for monitoring outfalls into rivers

| 传感器 | 数据源 | 空间分辨率/m | 时间分辨率/d | 波段组成 | 幅宽/km | 应用方法 |
|-----|----------------|---------------|---------|--|-------------|----------------------|
| 光学 | QuickBird | 0.65/2.6 | 1-3.5 | 5个波段,包括3个可见光波段、1个近红外波段和1个全色波段 | 18 | 直接检测 ^[13] |
| 光学 | GF-2 | 0.81/3.24 | 1-5 | 5个波段,包括3个可见光波段、1个近红外波段和1个全色波段 | 45 | 直接检测 ^[25] |
| 光学 | Landsat-5 TM | 30/120 | 16 | 7个波段,包括3个可见光波段、1个近红外波段、2个短波红外波段和1个热红外波段 | 185 | 间接检测 ^[13] |
| 光学 | Landsat-8 OLI | 30/15 | 16 | 9个波段,包括1个海岸气溶胶波段、3个可见光波段、1个近红外波段、3个短波红外波段和1个全色波段 | 185 | 间接检测 ^[20] |
| 光学 | Landsat-8 TIRS | 100 | 16 | 2个波段,包括2个热红外波段 | 185 | 间接检测 ^[20] |
| 光学 | Terra ASTER | 15/30/90 | 16 | 15个波段,包括3个可见光波段、1个近红外波段、6个短波红外波段和5个热红外波段 | 60 | 间接检测 ^[22] |
| 光学 | Aqua MODIS | 250/500/1 000 | 1-2 | 36个波段,其中21个波段位于0.4~3.0 μm , 15个波段位于3~14.5 μm | 2 300 | 间接检测 ^[20] |
| 光学 | SeaWiFS | 1 000/4 000 | 1 | 8个波段,1~6波段带宽20 nm,7~8波段带宽40 nm | 1 500/2 800 | 间接检测 ^[18] |
| 雷达 | ERS-1/2 | 30 | 35 | SAR图像 | 100 | 间接检测 ^[21] |
| 雷达 | Radarsat-1 | 30/100 | 24 | SAR图像 | 100/500 | 间接检测 ^[21] |
| 雷达 | Enfisar-1 ASAR | 30 | 30 | SAR图像 | 100 | 间接检测 ^[22] |

入河排污口可能包括数百至上千个像元,严重的类内光谱变异导致基于像元的算法失效;同时,入河排污口在不同区域上存在尺度变化,对于面向对象的算法而言,选择最佳尺度也成为一项极具挑战的任务。近年来,基于深度学习的目标检测算法在计算机视觉领域自然图像目标检测任务上发展迅速,其强大的特征学习能力,为无人机入河排污口识别提供了新的解决方案^[3]。

4.1 基于深度学习的目标检测算法进展

基于深度学习的目标检测算法大致分为两类:一类是基于锚框的、一类是不使用锚框的,而基于锚框的目标检测方法又分为两类,分别被称为:两阶段检测算法和单阶段检测算法,基于深度学习的目标检测算法基本上就是沿着这3条路线逐渐发展的(图2)。

由 Girshick 等^[34]提出的两阶段目标检测算法 R-CNN 将深度学习引入到目标检测领域,后续比较重要的两阶段算法总体范式基本不变,在检测速度和精度上对 R-CNN 逐步进行改进:SPP-net^[35]在全连接层前增加一个空间金字塔池化层,既避免重复计算重叠建议区域的特征,也使得整个结构能够输入不同尺寸的图像;Fast R-CNN^[36]改进为将特征提取、分类和边界框回归统一起来进行学习;Faster R-CNN^[37]使用区域提议网络生成建议区

域,实现了大部分计算的共享;R-FCN^[38]舍弃全连接层,引入全卷积网络^[39](FCN, Fully Convolutional Network)来实现计算共享;FPN^[40]通过自顶向下和横向连接的方式融合不同的特征层,并对融合后的多层特征层进行不同尺度的建议区域提取和检测;Cascade R-CNN^[41]提出一个级联检测器,分成多个阶段,前一个阶段的边界框输出作为下一个阶段的输入,并依次提高 IoU 阈值。

单阶段检测算法是从2016年提出的YOLO^[42]和SSD^[43]目标检测算法开始迅速发展的,主要有3条发展路径:一条沿着YOLO、一条沿着SSD以及RetinaNet^[44]。它与两阶段检测算法区别就是:单阶段检测算法没有锚框从粗糙到精细的修正过程,直接一步在每个点上对边界框参数进行回归。YOLO算法实际上是一种无锚框算法,从YOLO延伸出了一系列基于锚框的单阶段算法:YOLO v2-v4^[45-47],不断加入各种技巧以提升检测精度。SSD在6个不同尺度的特征层预测不同大小的对象,在每个点上生成一组默认锚框,直接预测得到其边界框参数和类别参数;RefineDet^[48]将区域提议网络(Region Proposal Network, RPN)和特征金字塔网络(FPN, Feature Pyramid Networks)引入SSD算法,以提高检测精度和小物体检测效果。RetinaNet在交叉熵损失函数上进行修改,提出了Focal Loss

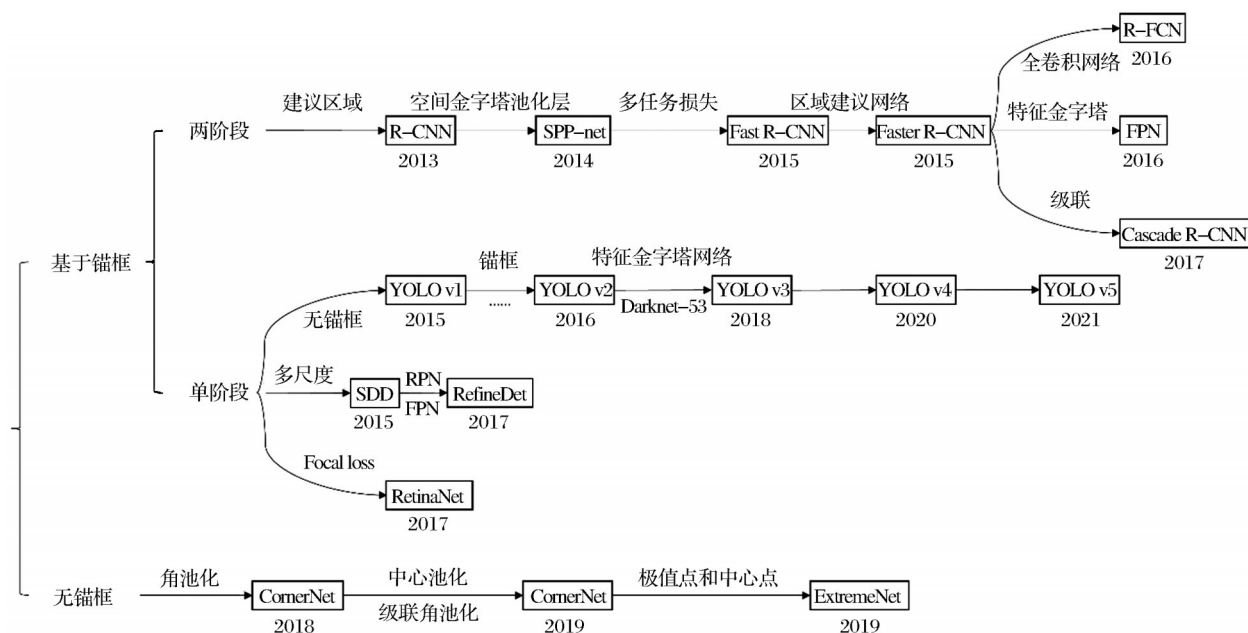


图 2 基于深度学习的目标检测算法分类及其发展历史

Fig.2 Classification and development history of object detection algorithms based on deep learning

损失函数。

近期,无锚框的目标检测算法发展非常迅速,它不生成锚框并对其进行修正,其中心思想是将边界框重新定义,一般是定义为点对,如:CornerNet^[49]将边界框定义为左上和右下两个角点,直接对它们进行预测;CenterNet^[50]在 CornerNet 的基础上增加中心池化层来关注对象内部信息;ExtremeNet^[51]检测上下左右 4 个极值点以及中心点,枚举出所有 4 个不同类极值点的边界组合,检查中心点是否正确。一般来说,无锚框的目标检测算法不预先生成锚框,能够得到更高质量的建议区域^[4]。

基于深度学习的目标检测算法主要以自然图像为应用对象,近年来应用深度学习进行遥感地物提取受到广泛关注^[52]。通过对 Faster R-CNN、YOLO 等深度学习算法进行改进,构建了诸如船只^[53-55]、车辆^[56-57]、飞机^[58]、野生动物^[59-61]等特定对象的目标检测网络。也出现了许多公开的遥感目标检测数据集,如:DOTA^[62]、DIOR^[52]、NWPU VHR-10^[63]、COWC^[64]、HRSC2016^[65]等。

4.2 基于深度学习的入河排污口检测

基于深度学习的遥感入河排污口识别的研究还较少,当前的各个数据集也没有入河排污口这一类型。鉴于入河排污口的重要性,已有学者开展了相关方面的研究。祁舟^[66]基于 Faster R-CNN 检测算法,设计了一种生成对抗网络来扩充数据集,使用特征融合后的低层特征进行无人机影像的入河

排污口的检测,研究表明,该方法随着样本的增加,检测效果显著提升。黄耀欢等^[3]使用入河排污口三级排查工作的无人机影像和入河排污口排查结果,基于 Faster R-CNN 检测算法,在锚框尺寸优化、感兴趣区域数量调整、困难负样本挖掘的基础上,构建了一套基于地学知识的入河排污口深度学习检测算法(GDCNN-outfalls)。该算法通过引入空间激活函数以及 DSM 辅助信息来表达入河排污口空间地学特征,与深度学习算法融合进行入河排污口检测,该模型查全率约为 80%,比原始 Faster R-CNN 检测算法查准率提高超过 20 倍,比人工目视解译效率提升 7 倍,展现了基于深度学习进行入河排污口无人机遥感检测的广阔前景。通过上述研究可以发现,入河排污口遥感目标和自然图像目标之间存在巨大差异,将自然图像上训练的深度网络用于入河排污口无人机遥感检测需要在自然图像目标检测网络基础上进行改进以适配无人机遥感图像^[67]。相比于自然图像,排污口在无人机遥感图像中遥感目标小、少,背景类型复杂,方向随机无序,标注样本数据少,增加了排污口深度学习检测的难度。因此,充分利用入河排污口的地学知识进行深度学习是提高检测精度的一个重要方向。此外,算法层面可通过以下方面进行改进:如提升检测网络对数据量大、背景复杂度高、目标形态多样(如小目标、群目标)的适应性;提升检测网络对目标方向的适应性;提升检测网络对数据域迁移的适

应性。

5 结 语

研究首先回顾了我国入河排污口排查工作的发展过程,从人工实地调查、GIS台账系统、卫星遥感监测和无人机排查这4个方面进行介绍;随后,将入河排污口卫星遥感检测分为直接式和间接式来对各种检测方法进行阐述,包括:入河排污口目视解译、基于水环境参数的排污口间接反演和基于地物分类的入河排污口检测;最后,评述了基于深度学习的入河排污口无人机影像检测并指出,基于深度学习方法进行入河排污口无人机影像识别是今后实现入河排污口遥感自动排查的趋势。从基于深度学习的入河排污口无人机遥感检测来说,今后的发展需要注意以下4个方面:

(1)加强入河排污口本身的地学知识在深度学习中的作用。尽管深度学习在自然图像目标检测的应用方面表现出色,但对于入河排污口无人机遥感检测仍存在挑战。其中一个重要原因就是入河排污口作为一种人工建筑与其他人工建筑具有类似的卷积网络特征,从而现有深度学习网络方法因仅考虑入河排污口图像光谱信息和局部特征,忽略其地理空间的分布特性,造成误分。需要加强入河排污口周边环境、关联要素等地学知识与深度学习网络的融合,提高深度学习对入河排污口的检测和推理能力。实际上,加强地学知识的作用,对于其他地物的遥感识别也是一个重要改进手段。

(2)建设入河排污口无人机影像深度学习样本库。深度学习网络训练过程的效率在很大程度上依赖于其标注的目标样本的完整性、代表性和样本量,而现阶段入河排污口训练样本有限,这使得深度学习网络中大量的参数难以获取全面的训练和优化,制约了深度学习算法的实际业务化应用。为此,构建满足深度学习的遥感影像样本库,尤其是无人机影像样本库是一个重要的发展方向。对于其他地物的深度学习遥感提取研究而言,构建遥感样本库同样是繁重、基础性的工作,可喜的是相关科学工作者已意识到其重要性,并开展了相关工作^[68]。

(3)引入高光谱、SAR等多源机载载荷数据。现阶段进行入河排污口排查采用的无人机影像主要为可见光和热红外数据,其中可见光数据通过直接识别入河排污口的纹理、颜色、形状等特征实现

入河排污口的识别,热红外主要依赖于废水造成的水面温度异常信息。然而,上述载荷却无法实现入河排污口引起的水体污染、水流变化以及周边植被异常等大量关联信息特征的提取。随着多源机载载荷技术的成熟,引入高光谱、SAR等载荷数据,进行多源数据融合的深度学习的深度学习必将提高入河排污口识别的精度。

(4)构建面向无人机遥感影像的深度学习网络。现有的目标检测深度学习框架面向的是通用图像的分类和识别,对于特定的目标类别(如入河排污口)存在很大的参数优化的空间和潜力,此外,传统的深度学习方法以图像信息作为深度学习训练的依据,而遥感影像由于受到尺度效应、成像条件、地表场景等众多因素的影响,使得遥感图像包含了分布复杂的多种地物类型。同时,遥感影像具有专业化特征,如遥感影像中的目标存在方向任意性、尺度多样性、几何形变和密集排列的特点,对于深度学习模型而言,图像所包含的背景信息远多于目标本身且更加复杂。为此,很有必要以地理学、遥感、GIS的理论和方法为基础,构建面向无人机遥感的专用深度学习网络,促进相关研究的实际应用。

参考文献(References):

- [1] Yu Shutong, Huang Xianjin, Cheng Xushui, *et al.* Comparative study on management experiences of domestic and foreign outfalls into rivers [J]. *Environmental Pollution & Control*, 2012, 34(10): 105-109.[于术桐,黄贤金,程绪水,等.国内外入河排污口管理经验及其对比研究[J]. *环境污染与防治*, 2012, 34(10): 105-109.]
- [2] Xu J, Jin G, Tang H, *et al.* Response of water quality to land use and sewage outfalls in different seasons [J]. *Science of The Total Environment*, 2019, 696: 134014. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.134014.
- [3] Huang Y, Wu C, Yang H, *et al.* An improved deep learning approach for retrieving outfalls into rivers from UAS imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021. DOI: 10.1109/TGRS.2021.3113901.
- [4] Wu X, Sahoo D, Hoi S C H. Recent advances in deep learning for object detection [J]. *Neurocomputing*, 2020, 396: 39-64.
- [5] Seven major rivers in China are seriously polluted [J]. *Science & Technology Association Forum*, 1997(8): 47.[我国七大河流严重污染[J]. *科协论坛*, 1997(8): 47.]
- [6] Liu Chen, Wu Liping. Investigation and evaluation of outfalls in Pearl River Basin [J]. *Pearl River*, 1996(1): 49-51.[刘晨,伍丽萍.珠江流域入河排污口调查与评价[J]. *人民珠江*, 1996(1): 49-51.]
- [7] Xiao Guangzhong, Luo Xusheng. Development and application of Guangxi river sewage drain outlet general investigation

- register information acquisition system[J]. *Guangxi Water Resources & Hydropower Engineering*, 2006(1): 39-41.[肖光忠, 罗旭升. 广西入河排污口普查登记信息采集系统研制及应用[J]. 广西水利水电, 2006(1): 39-41.]
- [8] Liu Yaobin, He Xudong. Talking about the information management system of the outfalls into the Huaihe River Basin based on MapX development[J]. *Zhihuai*, 2008(11): 31-32.[刘耀宾, 贺旭东. 浅谈基于MapX开发的淮河流域入河排污口信息管理系统[J]. 治淮, 2008(11): 31-32.]
- [9] Zhu Yu. Application of GIS in supervision and management of sewage outlets to rivers[J]. *Yangtze River*, 2011, 42(2): 24-27.[祝瑜. GIS技术在入河排污口监督管理中的应用[J]. 人民长江, 2011, 42(2): 24-27.]
- [10] Zhang Ying, Zhang Junxian, Li Hang, *et al.* Design and application of supervision and administration of sewage draining outlet in the Yellow River[J]. *Yellow River*, 2012, 34(11): 50-51.[张颖, 张军献, 李航, 等. 黄河入河排污口监督管理系统的设计与实现[J]. 人民黄河, 2012, 34(11): 50-51.]
- [11] Li Liangjun, Yang Zedong, Yu Gen. Remote sensing application in the investigation of nvironmental three waste products in Huaibei City[J]. *Geology of Anhui*, 1997(1): 69-81.[李良军, 杨则东, 喻根. 遥感技术在淮北市环境“三废”调查中的应用[J]. 安徽地质, 1997(1): 69-81.]
- [12] Yao Jun, Zeng Xiangfu, Yi Jianfang. Using remote sensing technology to monitor water pollution of Shanghai Suzhou River[J]. *Image Technology*, 2003(2): 3-7, 12.[姚俊, 曾祥福, 益建芳. 遥感技术在上海苏州河水污染监测中的应用[J]. 影像技术, 2003(2): 3-7, 12.]
- [13] Wu Mingquan, Niu Zheng, Gao Shuai, *et al.* Land-sourced sewage outfalls monitoring in circum-bohai region using multi-scale remote sensing data[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2012, 14(3): 405-410.[邬明权, 牛铮, 高帅, 等. 渤海陆源入海排污口的多尺度遥感监测分析[J]. 地球信息科学学报, 2012, 14(3): 405-410.]
- [14] Piech K R, Walker J E. Outfall inventory using air photo interpretation[J]. *Photogrammetric Engineering*, 1972, 38: 9CII-14.
- [15] Davies P, Charlton J. Remote sensing of coastal discharge sites using SPOT-simulation data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1986, 7(6): 815-824.
- [16] Zhu Li, Yao Yanjuan, Wu Chuanqing, *et al.* Remote sensing monitoring on water quality of interior water body based on the HJ-1 Satellite multi-spectral data[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2010, 26(2): 81-84, 113.[朱利, 姚延娟, 吴传庆, 等. 基于环境一号卫星的内陆水体水质多光谱遥感监测[J]. 地理与地理信息科学, 2010, 26(2): 81-84, 113.]
- [17] Marmorino G O, Smith G B, Miller W D, *et al.* Detection of a buoyant coastal wastewater discharge using airborne hyperspectral and infrared imagery[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2010, 4(1): 043502. DOI: 10.1117/1.3302630.
- [18] Nezlin N P, Sutula M A, Stumpf R P, *et al.* Phytoplankton blooms detected by SeaWiFS along the central and southern California coast[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2012, 117(C7). DOI: 10.1029/2011JC007773.
- [19] O'Reilly J E, Maritorena S, Mitchell B G, *et al.* Ocean color chlorophyll algorithms for SeaWiFS[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1998, 103(C11): 24937-24953.
- [20] Trinh R C, Fichot C G, Gierach M M, *et al.* Application of Landsat 8 for monitoring impacts of wastewater discharge on coastal water quality[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2017, 4: 329. DOI: 10.3389/fmars.2017.00329.
- [21] Digiacomo P M, Washburn L, Holt B, *et al.* Coastal pollution hazards in southern California observed by SAR imagery: stormwater plumes, wastewater plumes, and natural hydrocarbon seeps[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2004, 49(11-12): 1013-1024.
- [22] Gierach M M, Holt B, Trinh R, *et al.* Satellite detection of wastewater diversion plumes in Southern California[J]. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 2017, 186: 171-182.
- [23] Pandey P C, Koutsias N, Petropoulos G P, *et al.* Land use/landcover in view of earth observation: data sources, input dimensions, and classifiers—a review of the state of the art[J]. *Geocarto International*, 2021, 36(9): 957-988.
- [24] Philipson Nee Ammenberg P, Liljeberg M, Lindell T. Industrial plume detection in hyperspectral remote sensing data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(2): 295-313.
- [25] Zhang J, Zou T, Lai Y. Novel method for industrial sewage outfall detection: Water pollution monitoring based on web crawler and remote sensing interpretation techniques[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021: 127640. DOI: 10.1016/j.jclepro.2021.127640.
- [26] Wang Guizuo, Meng Xianglong, Lang Maixian, *et al.* Thoughts and suggestions on using unmanned aerial vehicles to carry out inspection of sewage outlets into rivers[J]. *Water Resources Development Research*, 2018(2): 27-29, 33.[王贵作, 孟祥龙, 郎励贤, 等. 利用无人机开展入河排污口清查的思路与建议[J]. 水利发展研究, 2018(2): 27-29, 33.]
- [27] Cui Yue. A thorough investigation of the Changjiang sewage outlet, UAV magnification: visiting to Yang Haijun, deputy director of center for satellite application on ecology and environment aviation remote sensing department[J]. *Green Living*, 2019(5): 24-28.[崔悦. 彻查长江排污口 无人机放大招——访卫星环境应用中心航空遥感部副主任杨海军[J]. 环境与生活, 2019(5): 24-28.]
- [28] Hong Yunfu, Yang Haijun, Li Ying, *et al.* Monitoring of water source using unmanned aerial vehicle remote sensing technology[J]. *Environmental Monitoring in China*, 2015, 31(5): 163-166.[洪运富, 杨海军, 李莹, 等. 水源地污染源无人机遥感监测[J]. 中国环境监测, 2015, 31(5): 163-166.]
- [29] Feng Lei, Cui Shengtao. Application of UAV remote sensing technology in monitoring land source sewage in sea area[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2019, 42(5): 107-109.[冯磊, 崔胜涛. 无人机遥感技术在海域监测陆源排污口中的应用[J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(5): 107-109.]
- [30] Li Xiangyu, Zhang Cao. High resolution aerial survey of sewage outlets in the Yellow Sea area of Dalian[J]. *Technology Innovation and Application*, 2020(17): 144-145.[李翔宇, 张操. 大连黄海地区入海排污口高分辨率航测排查[J]. 科技创新与应用, 2020(17): 144-145.]
- [31] Zhang Yuanmin. Application of UAV aerial survey technology

- in sewage outlet investigation[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(1): 146-149, 153. [张元敏. 无人机航测技术在入海排污口排查中的应用[J]. 测绘通报, 2020(1): 146-149, 153.]
- [32] Zhong Y, Hu X, Luo C, *et al.* WHU-Hi: UAV-borne hyperspectral with high spatial resolution (H2) benchmark datasets and classifier for precise crop identification based on deep convolutional neural network with CRF[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 250: 112012. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112012.
- [33] Huang Y, Zhao C, Yang H, *et al.* Feature selection solution with high dimensionality and low-sample size for land cover classification in object-based image analysis[J]. Remote Sensing, 2017, 9(9): 939. DOI: 10.3390/rs9090939.
- [34] Girshick R, Donahue J, Darrell T, *et al.* Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014: 580-587.
- [35] He K, Zhang X, Ren S, *et al.* Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [36] Girshick R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015: 1440-1448.
- [37] Ren S, He K, Girshick R, *et al.* Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28: 91-99.
- [38] Dai J, Li Y, He K, *et al.* R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2016: 379-387.
- [39] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 3431-3440.
- [40] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, *et al.* Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 2117-2125.
- [41] Cai Z, Vasconcelos N. Cascade R-CNN: Delving into high quality object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 6154-6162.
- [42] Redmon J, Divvala S, Girshick R, *et al.* You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 779-788.
- [43] Liu W, Anguelov D, Erhan D, *et al.* SSD: Single shot multi-box detector[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [44] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, *et al.* Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980-2988.
- [45] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 7263-7271.
- [46] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.
- [47] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv Preprint arXiv:2004.10934, 2020.
- [48] Zhang S, Wen L, Bian X, *et al.* Single-shot refinement neural network for object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4203-4212.
- [49] Law H, Deng J. Cornernet: Detecting objects as paired keypoints[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 734-750.
- [50] Duan K, Bai S, Xie L, *et al.* Centernet: Keypoint triplets for object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019: 6569-6578.
- [51] Zhou X, Zhuo J, Krahenbuhl P. Bottom-up object detection by grouping extreme and center points[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 850-859.
- [52] Li K, Wan G, Cheng G, *et al.* Object detection in optical remote sensing images: A survey and a new benchmark[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 159: 296-307.
- [53] Liu Z, Hu J, Weng L, *et al.* Rotated region based CNN for ship detection[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017: 900-904.
- [54] Liu W, Ma L, Chen H. Arbitrary-oriented ship detection framework in optical remote-sensing images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(6): 937-941.
- [55] Zhang Xiaodong, Zhang Lifei, Chen Guanzhou, *et al.* An integrated model of object detection and contour extraction based on deep learning[J]. Journal of Geomatics, 2019, 44(6): 1-5. [张晓东, 张力飞, 陈关州, 等. 基于深度学习的遥感影像地物目标检测和轮廓提取一体化模型[J]. 测绘地理信息, 2019, 44(6): 1-5.]
- [56] Tang T, Zhou S, Deng Z, *et al.* Vehicle detection in aerial images based on region convolutional neural networks and hard negative example mining[J]. Sensors, 2017, 17(2): 336. DOI: 10.3390/s17020336.
- [57] Tang T, Zhou S, Deng Z, *et al.* Arbitrary-oriented vehicle detection in aerial imagery with single convolutional neural networks[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1170. DOI: 10.3390/rs9111170.
- [58] Yang Y, Zhuang Y, Bi F, *et al.* M-FCN: Effective fully convolutional network-based airplane detection framework[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(8): 1293-1297.
- [59] Eikelboom J A J, Wind J, van de Ven E, *et al.* Improving the precision and accuracy of animal population estimates with aerial image object detection[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2019, 10(11): 1875-1887.
- [60] Torney C J, Lloyd-Jones D J, Chevallier M, *et al.* A comparison of deep learning and citizen science techniques for counting wildlife in aerial survey images[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2019, 10(6): 779-787.

- [61] Peng J, Wang D, Liao X, *et al.* Wild animal survey using UAS imagery and deep learning: Modified faster R-CNN for kiang detection in Tibetan Plateau[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 169: 364-376.
- [62] Xia G S, Bai X, Ding J, *et al.* DOTA: A large-scale dataset for object detection in aerial images[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018: 3974-3983.
- [63] Cheng G, Han J, Zhou P, *et al.* Multi-class geospatial object detection and geographic image classification based on collection of part detectors[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 98: 119-132.
- [64] Mundhenk T N, Konjevod G, Sakla W A, *et al.* A large contextual dataset for classification, detection and counting of cars with deep learning[C]//*European Conference on Computer Vision*. Springer, Cham, 2016: 785-800.
- [65] Liu Z, Wang H, Weng L, *et al.* Ship rotated bounding box space for ship extraction from high-resolution optical satellite images with complex backgrounds[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(8): 1074-1078.
- [66] Qi Zhou. Research on detection method of sewage outfalls in uav aerial image based on deep learning[D]. Weihai: Shandong University, 2021.[祁舟. 基于深度学习的无人机航拍图像排污口检测方法研究[D]. 威海: 山东大学, 2021.]
- [67] Zhang Chunxiao, Bao Yunfei, Ma Zhongqi, *et al.* Research progress on optical remote sensing object detection based on CNN[J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2020, 41(6):45-55.[张春晓, 鲍云飞, 马中祺, 等. 基于卷积神经网络的光学遥感目标检测研究进展[J]. *航天返回与遥感*, 2020, 41(6):45-55.]
- [68] Gong Jianya, Xu Yue, Hu Xiangyun, *et al.* Status analysis and research of sample database for intelligent interpretation of remote sensing image[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(8): 1013-1022.[龚健雅, 许越, 胡翔云, 等. 遥感影像智能解译样本库现状与研究[J]. *测绘学报*, 2021, 50(8): 1013-1022.]

Review on the Progress of Remote Sensing Investigation of the Outfalls into Rivers

Huang Yaohuan^{1,2}, Xiong Biao^{1,2}, Yang Haijun³, Wu Chengbin^{1,2}, Zhu Haitao³

(1.State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2.College of Resource and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3.Ministry of Ecology and Environment Center for Satellite Application on Ecology and Environment, Beijing 100094, China)

Abstract: Outfalls into rivers are the last checkpoint for man-made pollutants flowing into rivers. Accurate investigation of them plays an important role in the protection of water resources and the prevention and control of water pollution. Firstly, the progress of large-scale investigations of outfalls into rivers in the past 30 years were reviewed and the four aspects of manual field survey, GIS accounting system construction, satellite remote sensing monitoring and Unmanned Aerial Vehicle (UAV) investigation are introduced. Secondly, after analyzing remote sensing monitoring techniques for outfalls into rivers, which are based on direct visual interpretation, water environment parameters inversion and ground targets classification and other methods commonly used, the limitations of the application of the above methods on UAV images are discussed. And then, through introducing briefly the principle of the object detection method based on deep learning, the application status and key techniques of the deep learning-based object detection method implemented on the UAV remote sensing investigation of outfalls into rivers are discussed. Finally, analyzing the application prospect of deep learning on the recognition of outfalls into rivers using UAV imagery and looking forward the research emphasis of monitoring complex geographical objects including outfalls into rivers based on UAV remote sensing technique.

Key words: Outfalls into river; Investigation; Remote sensing; Unmanned Aerial Vehicle (UAV); Object detection