



文章栏目：环境监测技术

DOI 10.12030/j.cjee.202206034 中图分类号 X87 文献标识码 A

王妍, 姚杰, 杨朴, 等. 北京市黑臭水体治理的动态遥感监测及影响因素分析[J]. 环境工程学报, 2022, 16(9): 3092-3101. [WANG Yan, YAO Jie, YANG Pu, et al. Dynamic remote sensing monitoring and its influence factors analysis for urban black and odorous water body management and treatment in Beijing, China[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2022, 16(9): 3092-3101.]

北京市黑臭水体治理的动态遥感监测及影响因素分析

王妍¹, 姚杰², 杨朴¹, 张玉³, 孙艳华⁴, 崔娜⁵✉

1. 北京市智慧水务发展研究院, 北京 100036; 2. 北京市园林学校, 北京 102488; 3. 中国测绘科学研究院, 自然资源调查监测研究中心, 北京 100830; 4. 北京市京密引水管理处, 北京 101400; 5. 陕西省地质科技中心, 西安 710054

摘要 为及时、准确掌握黑臭水体治理进展, 基于“北京二号”影像数据和同期的野外综合水体实测数据, 采用深度学习算法对黑臭水体进行识别, 并引入地理探测器对黑臭水体影响因素进行定量分析。结果表明: 基于 Faster R-CNN 算法的黑臭水体遥感识别, 总准确率达到 90% 左右, 短时间内 (5~33 h) 即可完成北京市建成区黑臭水体的筛查工作; 在空间维度上, 黑臭水体主要分布在中心城区以外, 并在通州区、朝阳区和大兴区较为集中; 在时间维度上, 专项治理期间 (2015—2018 年) 内, 黑臭水体的数量和长度总体趋势都是递减的, 但偶尔也有反黑现象; 2018 年底, 在全市建成区范围内, 已全面消除黑臭现象; 在一年内, 第 1 季度水体环境最好, 第 2 季度次之, 第 3 季度最差, 从第 4 季度开始好转; 在北京市大兴区, 土壤全氮量 (贡献率为 32.07%) 和周边养殖场排污 (贡献率为 27.04%) 是黑臭水体形成的主要影响因素, 高程 (贡献率为 8%)、土壤类型 (贡献率为 7.6%) 和土地利用类型 (贡献率为 6.1%) 的贡献率较弱。由此可以看出, 基于 Faster R-CNN 算法识别影像中的黑臭水体识别准确率高, 可及时、准确地监测城市黑臭水体治理情况, 使用地理探测器可定量分析并确定各影响因素的贡献率。本研究成果可为城市黑臭水体的动态监测和治理提供有力的技术支撑。

关键词 黑臭水体; 遥感监测; 目标检测; 深度学习; 地理探测器

黑臭水体作为一种极端的水体污染现象, 指的是在城市建成区的水体中呈现令人不悦的颜色和 (或) 散发令人不适气味的统称^[1-3], 其不仅影响城市景观生态、破坏水生态系统, 而且对城市居民的生产生活也有很大危害^[4-7]。“十三五”期间, 全国各地大力整治城市建成区黑臭水体, 取得了显著成效。及时、准确识别黑臭水体并掌握其时空的分布规律, 是加强各地黑臭水体治理过程动态监管和治理效果评价的重要依据。

针对黑臭水体的识别, 传统方法是在河道、湖泊等水域内取样, 通过实验室检测, 根据各特征指标的浓度阈值判定黑臭水体级别^[8-10]。该方法简单、准确性高, 但其时效性差、成本高。同时, 受水体面积大且水质易变化等特征的影响, 传统的筛查方式已明显不能满足大范围、快速定位以及动态反映水质变化的需求。而遥感技术作为一种大范围的监测手段, 与传统做法相比, 具有低成本、覆盖广、速度快等优势, 已经被广泛用于水环境监测领域^[11-19]。

收稿日期: 2022-06-08; 录用日期: 2022-07-13

第一作者: 王妍 (1983—), 女, 博士, 高级工程师, wangyan@reis.ac.cn; ✉通信作者: 崔娜 (1987—), 女, 硕士, 高级工程师, 704889079@qq.com

遥感影像数据识别不同水质水体的基本原理是：不同水体中各组分及含量的不同，会造成太阳辐射能量的吸收特性和散射特性的差别，遥感技术将测量得到的电磁反射信息转变为水体的光学特性(反射率、灰度及色阶等信息)，再由水体光学特性反向推导，从而得到水体各组分含量^[20-26]，进而判定水质情况。随着国内外学者对遥感识别水体水质研究的不断深入，涌现了各种识别算法。这些识别算法分为目视解译、参量模型和机器学习3类。针对目视解译，内业人员在影像数据上识别疑似黑臭水体，再由外业人员进行现场复核，最终确定黑臭水体位置和范围。该方法准确度高，但是效率低，受主观因素影响较大。针对参量模型法，借助影像数据中1个或多个参数，建立其与黑臭水体的光学特征的关系函数来达到识别的目的。曹红业^[9]基于实测遥感反射率构建了黑臭水体识别饱和度法和光谱指数法，建立黑臭水体水质参数与黑臭水体指数之间的相关关系；马跃良等^[20]通过建立 Landsat TM 影像各波段灰度值与综合污染指数之间的回归关系，预测水质污染指数；王云鹏等^[21]分析了不同水质水体可见光-近红外光谱与水质指标的关系，并通过对遥感影像进行变换和分类处理，区分水体水质；靳海霞等^[22]利用高分二号(GF-2)卫星融合影像进行水质参数反演，利用水质参数浓度构建综合营养状态指数来判定河流黑臭情况；温爽等^[23-24]根据黑臭水体光学特性提出了波段比值法，利用GF2影像构建了黑臭水体识别模型。针对机器学习，是指用大量的数据或以往的经验来“训练”，挖掘出其中隐含的规律(或称之为“知识”)并辅助决策和预测。该方法不需要过多地人为干预，而且时间效率高。近年来，机器学习在网络架构、训练策略和优化功能方面性能不断提升，使其在人脸识别、文本检测等目标识别领域扮演着越来越重要的角色^[25-26]。但是，机器学习用于水体水质的识别方面研究还较少。何红术^[27]利用GF-2影像数据，基于改进U-Net网络对青岛市黑臭水体进行识别，整体识别准确率最高达87.04%；邵琥翔等^[28]使用PSPNet和U-Net模型对河北省廊坊市的黑臭水体进行对比实验研究，精确率达到85.02%。

黑臭水体的形成机制十分复杂，受污染物种类和环境等多种因素的影响^[29-33]。其主要影响因素可归纳为污染物排放、内源污染和水动力条件等几类。污染物排放是黑臭水体形成的直接原因，其主要来自生活污水、工业废水、畜禽养殖场排放等。这些物质进入水体后，导致水中的溶解氧被大量消耗，在一定温度条件下，厌氧微生物大量繁殖，将复杂有机物分解，产生臭味和黑色悬浮物。内源污染是黑臭水体形成的重要因素，是指在水力冲刷、微生物活动的影响下，蓄积在底泥中的污染物通过矿化作用、扩散作用进入水体，进而加剧水体黑臭现象。水动力条件不足也是黑臭水体形成的重要因素之一，水量不足且流速低缓导致污水滞留、垃圾沉淀、水体富氧速率衰减，使水体自净能力减弱，从而形成黑臭水体。然而现有的黑臭水体的影响因素分析多停留在定性描述，影响因素与黑臭水体的定量关系的研究鲜有报道。

本研究以北京市为主要研究区域，基于“北京二号”影像数据和实验室检测水样数据，采用Faster R-CNN算法动态监测治理期间(2015—2018年)的黑臭水体时空变化情况，定量分析河网、地形、土壤、生活垃圾和畜禽养殖场排放等因素对黑臭水体形成的贡献率，旨在为城市黑臭水体动态监测和治理提供参考。

1 研究区与方法

1.1 研究区概况

北京市位于华北平原北端，东面与天津市毗连，其余均与河北省相邻。北京市中心位于东经116°20′、北纬39°56′，全市下辖16个区，总面积16 410.54 km²。

北京市境内的部分河流长期受工农业污水、居民生活污水、生活垃圾等影响，黑臭水体现象日益凸显^[8,10]。2015年底发布的《北京市城市黑臭水体清单》显示，北京市达到黑臭水体的共有105条河流(141条河段，长度约665 km)，其中重度黑臭水体74段，轻度黑臭水体67段。这些黑

臭水体主要集中在通州区、大兴区和朝阳区,占74.3%^[10]。自2013年以来,北京市先后采取了2个污水治理行动^[34-35],均取得了阶段性成果。《北京市进一步加快推进污水治理和再生水利用工作三年行动方案(2016年7月—2019年6月)》^[35]中提出“要求2018年底前治理完成全市141条黑臭水体”的目标。

1.2 数据获取

1) 遥感监测数据。实验中使用的遥感数据来自“北京二号”卫星,它是由3颗0.8 m全色、3.2 m多光谱分辨率的光学遥感卫星组成的,具有高空间分辨率、高时间分辨率和高辐射分辨率的特点^[36]。

在实验过程中,提取2015年第4季度、2017年第4季度、2018年第4季度及2016年全年4个季度共7期数据,处理工作是在ENVI 5.3软件中实现的。预处理操作包括正射校正、辐射定标、大气校正、影像融合、影像镶嵌等。

2) 水质监测数据。于2015年12月15日、2016年2月29日、2016年5月15日、2016年7月20日、2017年12月15日和2018年12月15日多次开展野外水质实验。采样位置涵盖萧太后河、温榆河、大石河、通惠干渠、张坊大桥、榆林庄、后沙涧、潮河主坝、白河主坝、斋堂水库、半城子水库、白河堡水库等约400处,涉及74个地表水考核断面和96个水环境区域补偿断面(主要涉及区界、乡镇界交界处)、其他非考核断面处的点位(包括建成区78个、非建成区78个、通州副中心及上游48个)。各处取1~2个设计实验点位,采样点平均间隔约为10 km。每个采样点采集200 mL水样,装入水样瓶进行密封、标号。为防止样品变质,在野外实验期间,将采集的水样均放置在阴凉干燥处保存,实验完成后立刻交送实验室进行水质参数浓度测量。

本研究参照《城市黑臭水体整治工作指南》、魏文龙等^[8]和曹红业^[9]的研究中关于黑臭水体的监测指标体系,现场测量透明度、溶解氧和氧化还原电位。将采集水样送至检测机构测量水体氨氮,并对现场黑臭情况进行人工判别,最终用于对正常水体、轻度黑臭和重度黑臭水体样本进行标识或验证。从中随机抽取200份样本,用于验证识别算法效率,其余样本均用于识别算法的训练样本和测试样本。

3) 其他数据。为确保数据的准确性、真实性和可靠性,本研究选取河网数据、排污口数据、土地利用数据、高程数据、土壤类型数据、土壤全氮数据、人口密度数据、养殖场数据等,这些数据的具体情况如下。

①河网数据。采用北京市2012年第1次水务普查成果中的425条河流、41个湖泊以及88座水库中的数据,数据格式为矢量格式(线对象)。

②排污口数据。采用第1次水务普查成果中的入河排污口数据,数据格式为矢量格式(点对象)。

③土地利用数据。该数据来自中国科学院地理科学与资源研究所资源环境科学与数据中心(简称为科学数据中心,网址为<https://www.resdc.cn/>,数据详情详见网站),基于Landsat TM影像通过人工目视解译生成,空间分辨率为30 m×30 m的栅格数据,采集日期为2015年。

④高程DEM(Digital Elevation Model,数字高程模型)数据。该数据为来自科学数据中心、空间分辨率为30 m×30 m的栅格数据,采集日期为2015年。

⑤土壤类型数据。该数据为来自科学数据中心、空间分辨率为1 km×1 km的栅格数据。

⑥土壤全氮数据。在大兴区范围内设计采样,采样密度为1个·km⁻²,共有840个采样点。采样时,除利用GPS获取样点地理坐标外,每个采样点采集土壤耕层(0~20 cm)样品,每个样品由采样点周边地区50 m范围内的5~10个土壤子样组合而成,测定方法采用“凯氏定氮法”^[37],采样日期均为2015年10月。

⑦人口密度数据。该数据为来自科学数据中心、空间分辨率为1 km×1 km的栅格数据,采集

日期为2015年。

⑧养殖场数据。该数据来自北京市大兴区统计年鉴(2015年)^[38]。在处理数据过程中,根据养殖场的名称,做地理匹配,得到矢量格式的数据。

1.3 技术方法

1) Faster R-CNN 算法。Faster R-CNN 算法作为深度学习目标检测领域较为经典的算法之一^[39-42],其算法流程如图1所示。

如图1所示,输入层的图像先经由基础的特征提取网络进行卷积和池化操作,获取图像的特征图,再将特征图传送到RPN(region proposal network)网络,由RPN网络进行初步的边框回归和分类判别,分类的依据是候选框中是背景还是待识别物体。RPN网络输出候选框的位置和权重信息,由全连接层发送到Fast R-CNN网络中进行最终的处理,包括边框最终的回归和待识别物体的具体的分类(一般水体、轻度黑臭水体和重度黑臭水体)^[41-42]。

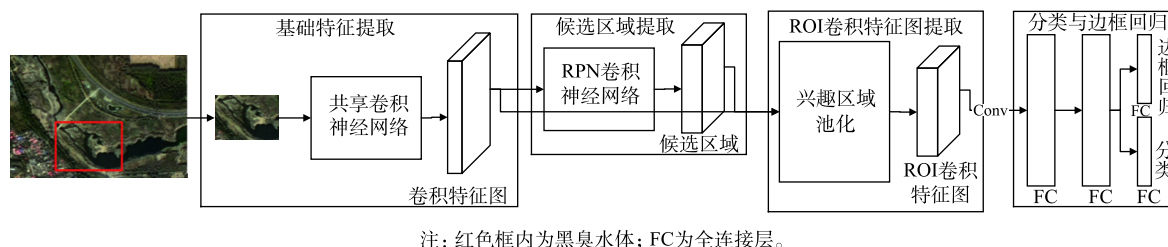


图1 Faster R-CNN 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of Faster R-CNN

本研究根据覆盖区域无云、成像效果较好、能覆盖北京市辖区等原则选取影像,最终选取多时相“北京二号”遥感影像数据,并且对影像数据进行几何校正、辐射定标、大气校正、影像拼接与裁剪等预处理后,进行黑臭水体的识别。具体实现步骤如下。

首先,将现有的水域范围作为掩膜(采用北京市第1次水务普查成果中的425条河流,41个湖泊以及88座水库,水域总面积约为530 km²),提取出影像中的水体。这样做一方面可以减小因数据量大导致的训练时间成本高,另一方面可以大大提高训练结果的准确性。同时,为便于模型训练,提取水样图像中央100×100像素的小块影像(切片),以标签二值图像中每一连通域作为一个水体对象,显示不全的水体将不作为样本参与训练。

然后,随机选取影像数据集(近3×10⁴张切片,每期6000余张,共4期)中的80%作为训练样本集(对于训练集再按照4:1的比例随机分为训练数据集和验证数据集),剩余的20%作为测试集。使用ImageNet模型进行网络初始化,获得初始参数和权重。再通过迭代训练方式(每个阶段依次RPN和Fast R-CNN),直至网络收敛,得到网络模型。运行该网络模型对切片进行检测,检测到的黑臭水体用边框加以标注。

最后,基于空间连续性原则,将得出的黑臭水体几何数据进行合并汇总:若相邻单元均判别为黑臭水体,则将这2个单元归为同一条黑臭河段,否则划分为2条河段。

实验在NVIDIA GeForce GTX 1060上完成,实验平台为CPU Intel(R)Core (TM) i7-8700 3.19 GHz。基于Faster R-CNN算法的水质检测模型在tensorflow环境下搭建。实验中采用速度(张·s⁻¹)与平均精确率mAP(mean Average Precision, 平均精度均值)^[39]对模型性能进行评价。

2) 地理探测器。地理探测器是探测地理事件影响因素的统计学方法^[43-46],能有效地识别多因素与地理现象之间的作用关系,由因素探测、风险探测、生态探测和交互探测4个部分组成^[43]。因素探测可用于测定因素X对变量Y的贡献率^[43]。本研究将采用地理探测器对黑臭水体的影响因

素进行判别,并借助 q 值来衡量各因素对黑臭水体空间分布的贡献率,计算方法^[43]见式(1)。

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} \quad (1)$$

式中: h 为黑臭水体各影响因素的分层; N 和 N_h 分别为全区和层 h 的单元数量; σ 和 σ_h 分别为全区和层 h 的方差; q 的取值范围为0~1,该值越大,说明该因子对水体黑臭的贡献率越大。相关软件及操作详情请登录相关网站 www.geodetector.cn。

本研究的因变量是每公里格网内的黑臭水体的长度。自变量是指直接造成或间接影响导致黑臭水体形成的主客观因素,遴选出河网密度、土地利用类型、高程、每公里格网的人口密度、与最近排污口的距离、与最近养殖场的距离、土壤类型、土壤全氮量8种潜在的影响因素。根据模型需要,对连续变量(河网、DEM、土壤全氮量、人口密度等)进行分级处理,而其他分类变量(土地利用、土壤类型)不需要再做加工处理。

本研究的空间数据运算采用 Arcgis 10.2 等软件完成。

2 结果与讨论

2.1 黑臭水体遥感识别

采用 Faster R-CNN 算法,对2016年2月19日的“北京二号”影像数据,进行黑臭水体的识别。识别结果见图2。

由图2可以看出,3类水体在颜色特征和透明度上是有明显差别的。颜色由浅变深依次为一般水体(清洁水面)>轻度黑臭(浑浊水体)>重度黑臭(极浑浊水体)。由于浮游植物具有不同的吸收特征,故吸收系数大小有所不同,透明度由大到小依次为一般水体<轻度黑臭<重度黑臭。

为了验证遥感识别的效果,对研究区域内部分水体进行了实地验证。水样检测方法如前所



图2 遥感识别效果

Fig. 2 Remote sensing recognition results

述。不同水质水体检测结果见表1。

此次实地验证的点为200个,识别正确的点为179个,遥感识别准确率达89.5%。影响遥感识别正确的原因有许多种,包括验证的时间和遥感影像获取时间不一致、实地验证过程中人的主观因素(对于水体、沿岸颜色及气味的判定)、部分水体区域过于狭窄导致影

表1 不同水质水体检测结果

Table 1 Accuracy detection of water bodies with different water quality

类型	识别正确点位/个	识别错误点位/个	合计点位/个
正常水体	26	4	30
轻度黑臭	44	9	53
重度黑臭	109	8	117

像无法识别、事物本身相似度过高(如正常水体与轻度黑臭、轻度黑臭与重度黑臭水体)、影像数据质量(亮度过暗、过亮,建筑物阴影、季节性河道干涸等)等。

在本研究中,将常用的目标检测算法 SSD (single shot multibox detector) 和 YOLO(you only look once) 与 Faster R-CNN 算法进行对比分析,结果如表 2 所示。

由检测性能中全局精度指标可以看出 3 种算法差距不大。但是在检测效率方面, Faster R-CNN 算法明显优于其他 2 个算法,每秒大约检测 18 张图片。在 GPU 上预测单幅图像花费的平均时间为 3~20 s。使用此方法处理建成区内的水体,短时间内(5~33 h)即可完成黑臭水体筛查工作(使用传统方法大致需要花费 1 a 左右的时间),检测效率大大提高。

2.2 黑臭水体时空格局

本研究基于 2015—2018 年每年第 4 季度“北京二号”影像数据,采用 Faster R-CNN 算法对北京市黑臭水体进行动态监测,结果见图 3。

表 2 算法对比分析

Table 2 Comparative analysis of algorithms

方法	平均精度均值mAP/%	速度/(张·s ⁻¹)
SSD	92	10
YOLO	94	12
Faster R-CNN算法	93	18

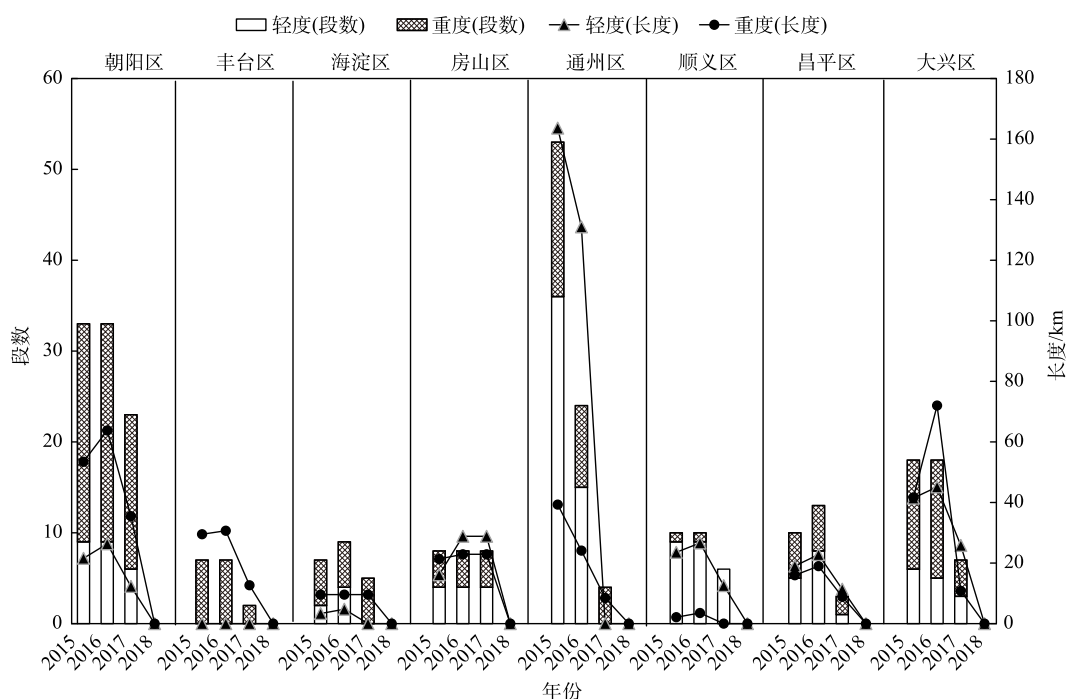


图 3 不同年度不同类型黑臭水体的对比

Fig. 3 Comparison of different types of black and odorous water body in different years

2015—2018 年研究区内黑臭水体的时空分布结果表明:2015 年底,水体黑臭情况非常严重,辖区范围内不同河段都出现了不同程度的黑臭现象。其中:轻度黑臭集中在通州区和大兴区,其余大部分分布于顺义区、朝阳区、昌平区和房山区等地,丰台区无轻度黑臭水体;而重度黑臭水体主要在朝阳区、大兴区和通州区等地。到 2016 年底,黑臭水体集中在朝阳区、通州区和大兴区。水体环境改善效果微弱,只有通州区的黑臭水体有明显下降,而其他区均出现了不同程度的水体反黑现象,如朝阳区和大兴区等地的黑臭水体长度变长,海淀区和昌平区黑臭水体段数增多。到 2017 年底,全市水体环境整体有了明显的改善,效果显著的地区有丰台区、通州区、昌平

区和大兴区,而房山区治理效果最为微弱。就分布区域来看,轻度黑臭主要集中在房山区和大兴区,其余大部分分布于朝阳区和顺义区、大兴区和昌平区等地,丰台区、海淀区和通州区均无轻度黑臭水体;而重度黑臭水体主要在朝阳区和房山区等地,顺义区已无重度黑臭水体。截至2018年底,分布在北京城乡建成区的141条段黑臭水体,全部还清变绿。

北京市各区按照“一河一策”的原则制定具体河段治理的工作方案,采取控源截污、垃圾清理、清淤疏浚、水系连通、生态修复等措施,扎实推进黑臭水体治理工作。由《北京市加快污水治理和再生水利用设施建设三年行动方案(2013-2015年)》^[34]、《北京市进一步加快推进污水治理和再生水利用工作三年行动方案(2016年7月-2019年6月)》^[35]及具体的实施进度可以看出:遥感影像识别出的黑臭水体信息基本符合专项治理工作的实际进展。2016年,共治理了60条段黑臭水体(长度约为302.02 km),从遥感影像提取黑臭水体285.54 km,监测准确率为78.67%;2017年,共治理87条段黑臭水体(长度约为331.5 km),从遥感影像提取黑臭水体190.88 km,监测准确率为83.5%;截至2018年底,全市建成区内实现全部消除黑臭水体的目标,从遥感影像也没有提取出黑臭水体。出现这种情况的原因可能是:遥感影像数据空间分辨率为亚米级,导致黑臭水体过窄或者面积过小不易被识别,并且水质极易发生变化,水体反黑等现象时有发生。

北京市黑臭水体治理虽然见效快,但是持续性差。考虑到水质变化速度快,本研究选取2016年4期(1季度1期)的影像数据,对比一年内黑臭水体的变化情况,结果见图4。

由图4可以看出,黑臭水体的数量在4个季度中出现了波动,第1季度最好(黑臭水体数量最少),第2、3季度黑臭水体数量越来越多,而到了第4季度又有好转趋势。轻度黑臭的水体,在第3季度最多,第1、2和4季度数量相当;而重度黑臭的水体在第1季度到第2季度之间增幅较大,第3季度到第4季度期间锐减。该结果与“枯水期(2—5月)黑臭现象最严重,丰水期次之,平水期水质最佳”的结果^[8]不完全一致。其原因可能是:同一水体黑臭状况随时间变化而变化,而2016年雨季雨量偏多,导致雨水冲刷,对河道水质有一定影响。

2.3 黑臭水体影响因素分析

本研究遴选出河网密度、土地利用、高程、人口密度、与最近排污口的距离、与最近养殖场的距离、土壤全氮量等8个变量作为黑臭水体的潜在影响因素。选择的依据包括5个方面。①河网分布。单位面积内的河流数目、弯曲度等指标直接影响污染物稀释程度^[29]。②研究区地形特征。地势、坡度等参数决定了河网的流向,上游一旦被污染,在扩散作用下势必影响到下游水质;而不同下垫面对水质产生的影响不同,已有研究^[30]显示,林地、绿地对水环境有改善作用,建设用地对水环境有污染作用。③土壤情况。土壤类型对降水的渗透性能是径流量模型的主要参数之一;水土流失导致土壤中的氮素随地面径流进入河流、湖泊,水体富营养化严重影响水体生态环境^[31]。④沿岸排污。排污口排放的污水会导致水体溶解氧降低,水体透明度下降,有毒有害物质增加,水体颜色发生改变,甚至发出恶臭;而养殖场排放的粪尿,由于其淋溶性很强,其中的氮、磷及水溶性有机物等淋溶量很大,会通过地表径流和渗滤进入水体。⑤人口因素。作为衡量研究区内人们的生产生活重要指标,人口因素直接影响污染物的排放。

本研究选取北京市大兴区为典型区域,对黑臭水体的影响因素进行定量分析,结果如表3所示。

由表3可以看出,几种因素均与城市黑臭水体的空间布局呈一定相关性。土壤全氮含量(q)值

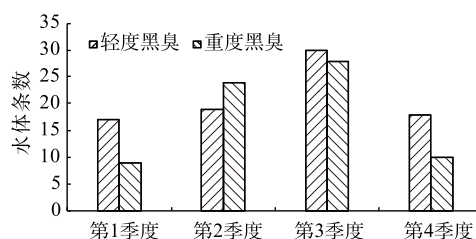


图4 2016年分期水质情况

Fig. 4 Situation of black and odorous water body in different quarters of 2016

表3 黑臭水体的各影响因素的贡献率

Table 3 Contribution rate of influence factors to black and odorous water body

序号	影响因素	贡献率/%
1	土壤全氮量	32.07
2	与最近养殖场的距离	27.04
3	与最近排污口的距离	12.5
4	河网密度	11.65
5	人口密度	9.5
6	高程	8
7	土壤类型	7.6
8	土地利用	6.1

为32.07%)、周边养殖场分布(q 值为27.04%)这2个因素对黑臭水体的贡献率较强;高程(q 值为8%)、土壤类型(q 值为7.6%)、土地利用(q 值为6.1%)等因素对黑臭水体的贡献率较弱。此外,所选取的因素均通过了检验,结果均在99%的置信度下。

3 结论

1) 采用Faster R-CNN算法识别“北京二号”影像数据中的黑臭水体,识别的准确率达89.5%;Faster R-CNN算法与SSD、YOLO算法对比结果表明,Faster R-CNN算法识别效率明显优于SSD、YOLO算法。因此,Faster R-CNN算法可以辅助实现黑臭水体筛查、治理过程监督和治理成效评估等,并可极大地提高筛查效率。

2) 北京市黑臭水体在专项治理期间(2015—2018年),黑臭水体数量虽呈逐年递减趋势,但期间也有部分水体出现反黑现象。到2018年底,141条段黑臭水体全部还清变绿;但是,水体环境在一年内的波动较大,第1季度最好,第2、3季度逐渐变差,而到了第4季度又有好转。

3) 使用地理探测器来定量分析各影响因素对黑臭水体形成的贡献力大小,结果表明:土壤全氮含量(q 值为32.07%)、与最近养殖场的距离(q 值为27.04%)2个因素的贡献率较强;高程(q 值为8%)、土壤类型(q 值为7.6%)、土地利用(q 值为6.1%)3个因素的贡献率较弱。

4) 在深度学习识别目标地物方面,本研究仅考虑了水域面积相对较大的水体对象,而对黑臭面积较小的目标对象及有遮挡的水体对象考虑不够全面,亦未全面考虑各潜在的影响因素。因此,在下一步的研究中,应纳入更多因素,如气象因子(如降尘)、污染排放(如管线)等;并通过非线性模型等手段,探讨外界环境因素与黑臭水体的阈值效应、滞后效应等关系。

参考文献

- [1] 住房和城乡建设部,环境保护部.城市黑臭水体整治工作指南[EB/OL].(2015-08-28)[2022-06-17].http://www.mohurd.gov.cn/wjfb/201509/t20150911_224828.html.
- [2] 吕佳佳.黑臭水形成的水质和环境条件研究[D].武汉:华中师范大学,2011.
- [3] 谢飞,吴俊锋.城市黑臭河流成因及治理技术研究[J].污染防治技术,2016,29(1):1-3.
- [4] 王旭,王永刚,孙长虹,等.城市黑臭水体形成机理与评价方法研究进展[J].应用生态学报,2016,27(4):1331-1340.
- [5] 刘莹.巢湖蓝藻富营养化监测与预警优化研究[D].合肥:合肥工业大学,2012.
- [6] 李张卿,宋桂杰,李晓.深圳市白天河黑臭水体综合治理技术探讨[J].给水排水,2018,44(7):47-50.
- [7] 卢信,冯紫艳,商景阁,等.不同有机基质诱发的水体黑臭及主要致臭物(VOSCs)产生机制研究[J].环境科学,2012,33(9):3152-3159.
- [8] 魏文龙,荆红卫,华蕾,等.北京市城市河道水体黑臭分级评价研究[J].环境科学与技术,2016,39(S2):407-412.
- [9] 曹红业.中国典型城市黑臭水体光学特性分析及遥感识别模型研究

- [D]. 成都: 西南交通大学, 2017.
- [10] 陶亮, 周东, 刘翠珠. 北京市黑臭水体监测评价与分析[J]. 北京水务, 2016(1): 21-23.
- [11] PALMER S C J, KUTSER T, HUNTER P D. Remote sensing of inland waters: Challenges, progress and future directions[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 157: 1-8.
- [12] DEKKER A G, VOS R J, PETERS S W. Comparison of remote sensing data, model results and in situ data for total suspended matter (TSM) in the southern Frisian lakes[J]. *Science of the Total Environment*, 2001, 268(1/2/3): 197-214.
- [13] KUSTER T. The possibility of using the Landsat image archive for monitoring long time trends in coloured dissolved organic matter concentration in lake waters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123(3): 334-338.
- [14] WANG M, SHI W, TANG J. Water property monitoring and assessment for China's inland Lake Taihu from MODIS-Aqua measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(3): 841-854.
- [15] TURNER R E, RABALAIS N N. Linking landscape and water quality in the Mississippi river basin for 2000 years[J]. *Bioscience*, 2003, 53: 563-572.
- [16] 张兵, 申茜, 李俊生, 等. 太湖水体3种典型水质参数的高光谱遥感反演[J]. *湖泊科学*, 2009, 21(2): 182-192.
- [17] 祝令亚. 湖泊水质遥感监测与评价方法研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院(遥感应用研究所), 2006.
- [18] 肖潇, 徐坚, 赵登忠, 等. 汉江中下游典型河段水环境遥感评价[J]. *长江科学院院报*, 2016, 33(1): 31-37.
- [19] 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, 15(2): 3-7.
- [20] 马跃良, 王云鹏, 贾桂梅. 珠江广州河段水体污染的遥感监测应用研究[J]. *重庆环境科学*, 2003, 25(3): 13-16.
- [21] 王云鹏, 闵育顺, 傅家漠, 等. 水体污染的遥感方法及在珠江广州河段水污染监测中的应用[J]. *遥感学报*, 2001, 5(6): 460-465.
- [22] 靳海霞, 潘健. 基于高分二号卫星融合数据的城镇黑臭水体遥感监测研究[J]. *国土资源科技管理*, 2017, 34(4): 107-117.
- [23] 温爽. 基于GF-2影像的城市黑臭水体遥感识别: 以南京市为例[D]. 南京: 南京师范大学, 2018.
- [24] 温爽, 王桥, 李云梅, 等. 基于高分影像的城市黑臭水体遥感识别: 以南京为例[J]. *环境科学*, 2018, 39(1): 57-67.
- [25] 张亭禄, 邱国强. 基于辐射传递模拟及神经网络技术的二类水体光学组分的反演[J]. *湖泊科学*, 2009, 21(2): 173-181.
- [26] 马雪梅, 雷秀丽, 李希峰, 等. 基于数据挖掘技术的流域不透水面及变化信息提取[J]. *测绘通报*, 2007(12): 34-37.
- [27] 何红术. 基于改进U-Net网络遥感语义分割的城市黑臭水体识别[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院空间信息创新研究院), 2020.
- [28] 邵琥翔, 丁凤, 杨健, 等. 基于深度学习的黑臭水体遥感信息提取模型[J]. *长江科学院院报*, 2022, 39(4): 156-162.
- [29] 许国. 基于河网特征的北京市河长制分级管理若干问题研究[D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2018.
- [30] 张强. 浅谈土地利用对水环境的影响[J]. *国土资源*, 2015(18): 180-182.
- [31] 卢学伟. 田庄水库内源氮释放与外源氮淋滤行为研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2007.
- [32] AYTEN E, TIMOTHY O R. Watershed ecosystem modeling of landuse impacts on water quality[J]. *Ecological Modelling*, 2013, 270: 54-63.
- [33] JIANG Y J, YUAN D X, XIE S Y. Groundwater quality and landuse change in a typical karst agricultural region: a case study of Xiaojiang watershed, Yunnan[J]. *Journal Geographical Sciences* 2006, 16(4): 405-414.
- [34] 北京市人民政府. 北京市加快污水治理和再生水利用设施建设三年行动方案(2013-2015年): 京政发[2013]14号[A]. 北京, 2013.
- [35] 北京市人民政府. 北京市进一步加快推进污水治理和再生水利用工作三年行动方案(2016年7月-2019年6月): 京政发[2016]17号[A]. 北京, 2016.
- [36] 李傲, 皇甫润. 北京二号遥感影像平面精度分析[J]. *北京测绘*, 2019, 33(5): 518-523.
- [37] 吴礼树. 土壤肥力学[M]. 北京: 中国农业出版社, 2004.
- [38] 北京市大兴区史志办公室. 北京市大兴区统计年鉴[A]. 北京, 2015.
- [39] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [40] 桑军, 郭沛, 项志立, 等. Faster R-CNN 的车型识别分析[J]. *重庆大学学报*, 2017, 40(7): 32-36.
- [41] 李东子, 范大昭, 苏亚龙. 结合Faster R-CNN模型的遥感影像建筑物检测[J]. *测绘科学技术学报*, 2018, 35(4): 389-394.
- [42] 曹之君, 张良. 基于Faster R-CNN的快速目标检测算法[J]. *航天控制*, 2020, 38(4): 49-55.
- [43] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望[J]. *地理学报*, 2017, 72(1): 116-134.
- [44] 徐秋蓉, 郑新奇. 一种基于地理探测器的城镇扩展影响机理分析法[J]. *测绘学报*, 2015, 44(Z1): 96-101.
- [45] 湛东升, 张文忠, 余建辉, 等. 基于地理探测器的北京市居民宜居满意度影响机理[J]. *地理科学进展*, 2015, 34(8): 966-975.
- [46] 廖颖, 王心源, 周俊明. 基于地理探测器的大熊猫生境适宜度评价模型及验证[J]. *地球信息科学学报*, 2016, 18(6): 767-778.

(责任编辑: 郑晓梅)

Dynamic remote sensing monitoring and its influence factors analysis for urban black and odorous water body management and treatment in Beijing, China

WANG Yan¹, YAO Jie², YANG Pu¹, ZHANG Yu³, SUN Yanhua⁴, CUI Na^{5,*}

1. Beijing Research Institute of Smart Water, Beijing 100036, China; 2. Beijing Landscape Architecture School, Beijing 102488, China; 3. Center of Natural Resource Survey and Monitoring, Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100830, China; 4. Beijing Jingmi Diversion Management Office, Beijing 101400, China; 5. Shaanxi Geological Science and Technology Center, Xi'an 710054, China

*Corresponding author, E-mail: 704889079@qq.com

Abstract To timely and accurately grasp the progress of black and odorous water body management and treatment, as well as its spatial-temporal distribution, based on the "Beijing No.2" image data and the field monitoring data of surface water quality detected at the same time, the deep learning algorithm was used to identify the black and odorous water body with different water quality, and the geographic detector was introduced to quantitatively analyze the causes of black and odorous water bodies. The results show that: the total accuracy of the remote sensing identification of the black and odorous water body based on fast r-cnn algorithm was about 90%, and the screening of the black and odorous water body in the built-up areas in Beijing could be fulfilled within a few hours. In spatial dimension, the black and odorous water body mainly distributed outside the central city, and concentrated in the North Canal and Daqinghe River Basin. In temporal dimension within special treatment, the number and length of black and odorous water generally decreased, while the back to black and odorous water body occurred occasionally. At the end of 2018, the black and odorous water bodied were eliminated in the built-up areas in Beijing. Among the four quarters of one year, the best water environment occurred in the first quarter, and then was the second quarter, the worst was the third quarter and it changed better in the four quarter. Daxing District was selected as the representative to analyze its causes, and eight indicators of internal and external sources were selected as risk factors. The soil nitrogen content(contribution rate of 32.07%) and sewage discharge from surrounding livestock farm (contribution rate of 27.04%)were the dominant factors, while altitude(contribution rate of 8%), soil type(contribution rate of 7.6%) and land use(contribution rate of 6.1%) contributed less to the black and odorous water body. Therefore, it could accurately identify black and odorous water body in high-resolution remote sensing images based on fast r-cnn algorithm, the technical framework is simple, which will help to timely and comprehensively grasp the distribution and treatment progress of black and odorous water body. At the same time, the quantitative analysis of the causes of black and odorous water body also provides a strong technical support for urban black and odorous water remediation.

Keywords black and odorous water; remote sensing monitoring; object detection; deep learning; geographical detector