

DOI: 10.20103/j.stxb.202401260242

袁洁, 肖启涛, 冯霞, 赵晏强, 陶诚. 人工智能在我国湖泊治理中的应用与展望. 生态学报, 2025, 45(8): 3569-3578.

Yuan J, Xiao Q T, Feng X, Zhao Y Q, Tao C. The application and prospect of artificial intelligence in lake governance in China. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(8): 3569-3578.

人工智能在我国湖泊治理中的应用与展望

袁 洁¹, 肖启涛², 冯 霞³, 赵晏强¹, 陶 诚^{1,*}

1 中国科学院武汉文献情报中心, 武汉 430071

2 中国科学院南京地理与湖泊研究所中国科学院流域地理学重点实验室, 南京 210008

3 中国科学院学部工作局, 北京 100190

摘要: 湖泊作为淡水生态系统重要的组成部分, 对人类的生存和发展起着不可替代的作用。社会经济快速发展的同时带来了湖泊环境的恶化, 严重威胁湖泊生态环境, 因此湖泊环境的科学治理在当今仍是一项艰巨而迫切的任务。人工智能技术的不断发展为湖泊环境治理带来了新的机遇和挑战。分析了当前我国湖泊治理面临的问题和挑战, 再从湖泊监测、模拟与预测、湖泊管理、湖泊评价四个方面介绍了人工智能技术在湖泊环境治理领域的应用现状, 并分析了当前人工智能技术在湖泊环境治理应用中存在的问题, 提出了相应的建议, 并探讨了未来的发展方向。研究认为我国湖泊治理还面临着水资源空间分布不均衡、营养盐控制难度大、生态水位难以保证以及缺乏统一完整且高效的监管技术体系等问题。人工智能技术的应用能极大地提高湖泊环境治理的效率, 拓展了湖泊治理研究的范围并提高了精度和准确度, 促进了水环境治理的转型升级和可持续发展。同时, 人工智能技术在湖泊治理领域还面临着适用范围窄、可靠性差、对实测依赖性强以及缺乏对特定参数和领域的应用问题。未来应当加强相关模型和方法的研究, 发展更优化的算法模型, 以提高模型的可移植性和数据的准确性, 深入研究外界因素与湖泊水质的关系, 同时要加强全球变化背景下湖泊碳循环的人工智能研究。研究将为湖泊水污染治理和水安全保障提供新思路和新手段。

关键词: 人工智能; 湖泊治理; 现状; 挑战; 反演模型

The application and prospect of artificial intelligence in lake governance in China

YUAN Jie¹, XIAO Qitao², FENG Xia³, ZHAO Yanqiang¹, TAO Cheng^{1,*}

1 Wuhan Library, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China

2 Key Laboratory of watershed Geographic Sciences, Nanjing Institute of Geography and Limnology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China

3 Bureau of Academic Divisions, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

Abstract: As an important part of freshwater ecosystem, lakes play an irreplaceable role in the survival and development of human beings. It should be noted that the lake environment has been deteriorating and posing a serious threat to the ecological environment of lakes with the rapid development of social economy, and effective governance and scientific management of lake environment is still a difficult task. The continuous development of artificial intelligence technology has brought new opportunities and challenges to the governance of lake environment. Here, we first analyzed the current problems and challenges faced by the management of lake environment in China. Then, we introduced the application status of artificial intelligence in the field of lake environmental management from four aspects, including lake monitoring, simulation and prediction, lake management and lake evaluation. Through the use of intelligent sensors and remote sensing technology, real-time monitoring of lake water quality and ecological conditions can be achieved. Artificial intelligence

基金项目: 国家自然科学基金专项项目 (42442108)

收稿日期: 2024-01-26; **网络出版日期:** 2025-01-20

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: taoch@mail.whlib.ac.cn

models can simulate the dynamic changes of lake environments and predict potential risks, providing scientific basis for decision-making. We also analyzed the current problems existing in the application of artificial intelligence in the management of lake environment, and put forward corresponding suggestions and the future development direction. Lake management in China is still faced with problems such as the uneven spatial distribution of water resources, great difficulty in controlling nutrients, the difficulty in ensuring ecological water levels, and the lack of a unified, complete and efficient supervision and technical system. The research believed that the application of artificial intelligence can greatly improve the efficiency of lake environmental governance, expand the scope of research, and improve the precision and accuracy. It also promoted the transformation, upgrading and sustainable development of water environment governance. At the same time, artificial intelligence in the field of lake environmental management is also faced with narrow scope of application, poor reliability, strong dependence on actual measurement, and the lack of application on certain indexes and areas. Thus, the research of related models and methods should be strengthened to improve the portability of models and data accuracy in the future. Overall, it's necessary to conduct in-depth research on the relationship between external factors and lake water quality parameters. Meanwhile, artificial intelligence can be applied to carbon cycle of lake with global change. This study will provide new insights and methods for the prevention and control of pollution in lakes and the guarantee of water quality safety.

Key Words: artificial intelligence; lake governance; current status; challenges; inversion model

湖泊作为我国重要的战略资源,是地表水资源的重要载体,在促进经济社会高质量发展和维持生态环境平衡健康方面发挥了重要作用。但随着人类活动对湖泊生态系统影响的加剧,并由此引发的一系列水安全问题,使得湖泊治理的重要性与必要性尤为突出。

“人工智能”(Artificial Intelligence, AI)经过 60 余年的发展,已经从功能和适用场景单一的弱人工智能发展为适用于多个领域的强人工智能,再到超越人类智慧的超人工智能。并且随着计算机硬件算力、软件算法以及大数据的进步, AI 系统的研发和应用不断成熟。目前 AI 已大规模地应用于人类生产生活的各个领域,并极大地推动了各个领域的发展^[1-2]。机器学习是实现 AI 的一种方法,其本质是经验方法,但传统的机器学习方法只能学习到数据之间的表层特征,无法捕捉数据之间的深层次关系,如时序、距离和位置等。深度学习作为机器学习的一项重要进展,以其能通过深层神经网络进行高级特征学习的特征,在处理复杂任务方面表现出色。如长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络预测模型结合引入注意力机制搭建的 LSTM 模型,实现了对空气污染物浓度的预测^[3]。环境治理监管中经常因为图像质量失真与模糊等问题而影响监测的准确性,一种基于可预处理的空间变换孪生神经网络模型(Preprocessing Spatial Transform-Siamese Network, PST-SN)能大大提高环境治理监管图像相似度检测的精度^[4]。

人工智能技术在湖泊治理中的应用范围逐渐扩大,如 BP 神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)是一种基于误差逆传播算法训练的多层前馈神经网络,在预测浅水湖泊风浪波高方面有较高的匹配性和较好的适用性^[5]。卷积神经网络模型(Convolutional Neural Networks, CNN)相较于 BPNN 能更好地学习数据的深层特征,对于识别湖泊污染物种类方面具有较好的效果^[6-8]。深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Networks, DCNN)由于其识别精度高的特性,在水体提取方面具有极大应用潜力^[9]。图神经网络(Graph Neural Networks, GNN)在湖泊水体中污染物的识别以及水质变化趋势的预测方面的精度和效率较高,且能更有效地帮助挖掘水质数据和处理交互数据^[10]。循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)由于其递归结构、循环连接和长短期记忆等特点,在处理长时间序列数据和水资源预测方面具有很大优势^[11]。Transformer 因其独特的自注意力机制,能有效地获取序列数据中的远距离依赖关系^[12-13]。经验方法在区域尺度的湖泊研究方面具有高精度,机理算法的普适性更强^[14]。尽管人工智能技术在湖泊治理中应用越来越广泛,但目前尚缺乏该技术在湖泊治理应用中的系统总结和阐述。因此,本文将从我国湖泊治理面

临的问题和挑战出发,从基础的监测与信息提取、关键参数反演、到各类水文循环以及生态工程的模拟、再到河湖的监管与生态综合评价等方面,分析比较传统技术与 AI 技术的优势与不足,以期为湖泊水环境污染防控以及水质安全保障提供了新的思路 and 手段,有助于解决湖泊治理工作中存在的难点与挑战。

1 我国湖泊治理面临的问题与挑战

1.1 水资源空间分布不均衡

我国地域辽阔,大地貌阶梯状特征明显,气候各异,使得湖泊分布的形态不一,水资源分配不均衡^[15]。我国湖泊总面积和淡水储水量的一半分布在人烟稀少的青藏高原,西北水资源紧缺的干旱区湖泊则主要是咸水湖。不同地区的湖泊环境也存在较大差异,如青藏高原地区的湖泊数量多、面积大,东北平原山区湖泊面积小、湖盆坡降平缓、湖水浅、矿化度较高。人类过度开发和利用水资源,导致湖泊面积锐减,如人为侵占导致鄱阳湖、洞庭湖以及江汉平原四湖面积萎缩,农业开发致使黑龙江三江平原的兴凯湖、乌兰诺尔等湖泊水面面积萎缩。尽管我国已经采取了一系列措施进行流域补水,但河湖水资源空间分布不均衡的特征难以改变^[16]。

1.2 营养盐控制难度大,富营养化问题依然严重

湖泊污染源主要分为点源污染和面源污染,其中点源污染以城市生活污水和工业废水为主,面源污染则以农业生活生产污水为主。许多城市污水处理厂的排水会进入湖泊水体,且排放标准远高于湖泊水环境要求。面源污染由于排放源广、随机性强且过程复杂的特点,致使控制难度大。虽然近几年我国湖泊的水质有所改善,水质优良(I—III类)占比从2016年的23.7%上升到2022年的73.8%,全国主要污染物排放量也持续下降,但人类活动强度的增加致使部分重点湖泊水体污染形式依旧严峻,富营养化程度仍然严重^[17]。以太湖、巢湖和滇池为代表的“老三湖”所面临的富营养化及其蓝藻水华问题依然很严峻,近10年来太湖蓝藻水华强度仍呈明显上升趋势,滇池大规模的蓝藻水华发生概率不断增加。湖泊富营养化没有得到根本缓解主要是由于两方面原因,一方是流域管控不到位,入湖营养盐负荷(例如总磷)输入量没有显著下降;另一方面则是全球变暖使得蓝藻暴发时间提前,但结束时间推迟,很大程度上抵消掉流域治理等对蓝藻水华的防控效果。目前以洱海、丹江口、以及白洋淀为代表的“新三湖”也面临蓝藻水华问题,对区域饮用水安全构成了直接威胁^[18]。

1.3 生态水位难以保证,生物多样性降低和生态稳定性遭到破坏

我国部分湖泊入湖河流的补水能力不足,再加上蒸发过程的影响,使得湖泊的生态水位难以保障。人类活动的干扰影响了湖泊水体的正常交换,如围网养殖、非法占滩等行为严重压缩了水生生物的生存与活动空间,致使其生物多样性下降。1980年以来,山东省南四湖物种数量持续减少,物种丰富度呈衰减趋势,水生植被面积大幅缩减,生物量大幅下降^[19–20]。1960年以来,洱海水生植被种群结构呈单一化趋势、湖泊面积大幅度萎缩,植被资源显著衰退^[21]。1979年以来,洪湖湿地水生植被覆盖率降低了约50%^[22]。水生植被的减少使得湖泊的自净能力减弱,也造成水鸟、鱼类、底栖动物等栖息地/庇护场所丧失,湖泊生物多样性降低,且生态系统稳定性遭到破坏,水生生态系统功能退化甚至丧失。

1.4 缺乏统一完整且高效的监管技术和体系

我国大部分湖泊尚未完成明确的管理划界,且由于监测技术和设备的限制,无法掌握最准确和最新的湖泊水文和开发利用的动态。一方面水生态状况的实时监测信息缺失,致使就无法及时且有针对性地开展湖泊治理工作。另一方面,部门间的涉湖管理各有侧重,相互孤立,信息的不畅通导致“信息孤岛”的形成,湖泊管理工作缺乏统一完整的水生态监测与评价体系。此外,湖泊生态环境问题“表象在湖里,根子在流域”,但目前湖泊与流域间缺乏有效统筹管理。

2 AI 为湖泊治理带来新的发展机遇

随着 AI for Science 科研新范式的不断发展和湖泊治理工作的推进,人工智能技术已广泛应用于湖泊水

质与污染的动态监测、水体生物地球化学循环过程的模拟以及水环境综合管理等领域(图1),有效加强了智慧湖泊水网以及“数字湖泊”的建设,提升了湖泊治理与保护工作的效率与进程,创新了湖泊流域综合治理的模式。

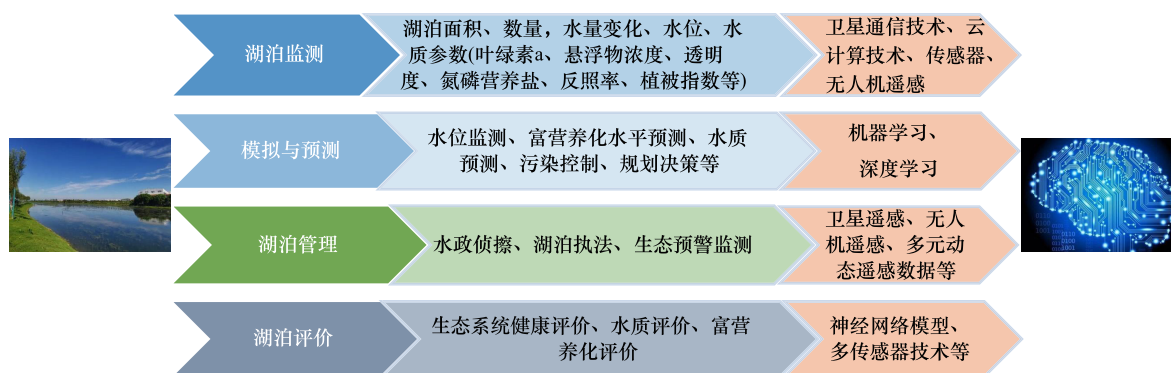


图1 人工智能技术在湖泊治理中的应用

Fig.1 Applications of AI technologies in lake governance

2.1 AI在湖泊监测中的应用

2.1.1 AI可拓展水文监测的广度,提高监测精度

传统的水文数据主要靠水文站的定时监测获取,该方法精度高,可进行实时连续监测,但因投资成本和自然环境条件等问题而受到了一定的限制。近年来,卫星测高技术、物联网技术等在水文监测中得到了大规模的应用,能显著降低投入成本、实现对监测点数据的远程监控、保证监测数据的实时性和数据传输的高效性,并能在一定程度上拓宽监测范围。例如卫星小数据站^[23](Very Small Aperture Terminal, VSAT)卫星通信可以同时完成数据和视频监控的传输,天通卫星应用于水文监测可大大降低投资和维护成本。NB-IOT技术信号强,可在无线信号弱或基站距离较远的情况下实现数据自动监测与传输。云计算技术使得在水文监测中能高效地处理海量的数据,为进一步的科学研究与管理决策提供参考与支持。遥感影像在湖泊水资源监测中的应用也取得了重要突破,如Sarp等利用多时相Landsat TM(美国陆地探测卫星系统成像设备)数据和增强型专题绘图仪(Enhanced Thematic Mapper, ETM+)影响成功提取了土耳其布尔杜尔湖的湖区面积^[24],清华大学研究团队利用Jason系列卫星数据和遥感图像估算了呼伦湖水量变化^[25],北京大学研究团队利用遥感技术研究了1976—2010年间蒙古高原上大中型湖泊的面积和数量变化^[26],中国科学院青藏高原研究所利用遥感监测研究了1970—2013年间青藏高原和蒙古高原湖泊的面积和数量变化趋势^[27],并在国家尺度上分析了1960—2015年间中国湖泊的变化情况^[28]。因此,结合当前的大数据和人工智能技术,能高效快捷准确地采集大规模数据并分析,从而为水资源的合理配置提供方案,以提高水资源的利用效率。

2.1.2 AI技术可实时定量监测水环境

传统的水质监测主要采用人工采样,再通过现场水质检测和实验室处理分析的方式进行,该方法费时费力,不仅存在误差较大的问题,而且不能满足大范围内的湖泊水质监测需要。近年来,遥感技术的不断发展为湖泊水质监测带来了新的机遇,它可以实现对水质的长期、快速和动态监测,打破时空约束的限制,实现大面积的湖泊监测。目前常用的遥感水质反演技术有分析方法、经验和半经验方法、机器学习,通过利用合适的波段数据,建立水质反演模型来获取水质信息,该技术不仅能直观反映湖泊水质的时空变化特征,还能揭示出污染物的迁移特征(表1)。随着传感器的分辨率和精度的不断成熟,反演方法从定性发展为定量,反演的水质参数也逐渐多样化,种类从最初的叶绿素a浓度^[29—32]增加到现在的悬浮物^[33]、水体透明度^[34—37]、湖泊反照率^[38]、有色可溶性有机物^[39—41]、氮磷营养盐^[42]、植被指数^[43]等(表2),这些进步极大提高了湖泊富营养化监测和治理的效率。遥感数据源从多光谱遥感数据发展到高光谱遥感数据,后者能提供更加精细的数据,更加

快速地锁定污染源,掌握最及时的污染状况。

表 1 常用的遥感水质反演方法
Table 1 Commonly used method of water quality inversion

方法 Method	原理 Pinciple	优点 Advantages	缺点 Disadvantages
分析方法 Analytical method	以生物-光学模型为核心,构建反射光谱和水 质参数之间的反演模型	较强的物理性,突破时空局限性	对数据要求较高、仪器设备成 本高
经验方法 Empirical methods	利用同一时间遥感数据与地面监测的水质数 据建立线性回归模型反演水质参数	过程简单、计算量小、易于实现	适用范围较小
半经验方法 Semi-empirical methods	将已知的水质参数光谱信息与统计模型结合, 利用最佳波段组合建立数学统计模型	兼具以上两种方法的优点	对实测数据和遥感数据的同 步性要求高,依赖性强,有限 于特定湖泊和季节
机器学习 Machine learning	通过算法根据已有数据不断训练模型,利用模 型对新数据进行分析和预测	降低人为干扰,反演模型鲁棒性 强、误差小、预测效果好	结果具有不确定性

表 2 反演的水环境参数
Table 2 Inversion of water environment parameters

分类 Type	水质参数 Water quality parameters	反演提取方法 Inverse extraction method
常用指标 Common indicators	叶绿素 a 浓度	分析方法、半经验方法、经验方法
	悬浮物浓度	分析方法、半经验方法、经验方法
	有色可溶性有机物	半经验方法、经验方法
一般指标 General indicators	光谱特征不明显指标:电导率、溶解氧、水温、盐度	半经验方法、经验方法、机器学习
	氮磷营养盐	经验方法、机器学习
	植被指数或水质评价指数	分析方法、经验方法
	水质分级标准:水体污染等级、黑臭水体	半经验方法、经验方法

另外,近年来在水质监测中逐渐被得到认可的无人机遥感技术,具有机动灵活、使用成本低、操作简单、处理速度快和高时空分辨率的特点,该方法在崇明岛^[44]、淀山湖^[45]、滄阳河^[46]等水体监测中都得到了使用和研究,证实该方法获得的遥感数据具有更高精度、实用性和可靠性。南方科技大学的研究团队开发了一种基于严格贝叶斯分析的多源数据同化方法(BCMSO),以流域水质模型为平台,融合常规水质监测数据和在线传感器数据,显著提升了水质监测和预报能力^[47]。

以上人工智能技术的兴起,能实现对水质的实时监控,进而可及时采取科学的防控措施,以避免水污染的进一步恶化。

2.1.3 AI 技术可快速捕捉蓝藻水华暴发

近年来,受人类活动以及气候变化导致湖泊暴发蓝藻水华频发,严重威胁湖泊生态系统健康和饮用水安全。湖泊蓝藻水华暴发有“来无影、去无踪”的特征,因此传统的人工巡测难以实现“现状掌握”。而多源遥感卫星虽可实现蓝藻水华的同步观测,但受限其时空分辨率以及云雨等天气的影响,其在监测结果的全面性等方面都存在很大不足^[48]。近年来,基于 AI 技术用研发的数字图像蓝藻水华高精度提取算法,集合视频或者高光谱监控数据,可进行蓝藻水华关键信息提取,在秒-分钟-小时频次监测蓝藻水华在一天内的短期的快速变化过程,完善现有监测体系不足,服务于蓝藻水华的快速防控及其监管等^[48-49],这些技术使得快速捕捉蓝藻水华暴发成为可能。

2.2 AI 在湖泊模拟与预测中的应用

传统实验室检测与分析营养物质的计算精度不高,且因许多水质水动力模型通常较为复杂,需要输入的数据参数难以获取,实用性较差。而大数据时代被广泛推行的机器学习和深度学习方法能较好地应用于水质和水位预测(表 3),其训练速度快、预测精度高、泛化能力好,如常用的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)已被用于水位预测^[50]和湖泊的富营养化水平预测^[51]中。决策树方法(Decision Tree, DT)在水质分析中

具有良好的拟合精度,结果易于理解,国内外学者已将 DT 和非线性回归方法结合用于湖泊的水质预测^[52-53]。随机森林算法(Random Forest Algorithm, RF)在水质污染预测方面比其他机器模型性能更优、预测准确率更高、对数据要求低^[54]。人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)是近年用于预测中最普遍的方法,该方法具有精度高、普适性强、算法简单的特点,能较好地运用在湖泊水质的智能化建模、污染控制、规划预测决策等方面。中国科学院南京地理湖泊研究所将具有水位快速模拟优势的 BPNN 模型引入到鄱阳湖的水位模拟研究领域,取得了理想的模拟效果,并认为该模型可用于评估长江干流水利工程对湖泊水位的影响^[55]。

表 3 常用的水位预测模型
Table 3 Commonly used model of water level prediction

模型名称 Model name	特点 Characteristics	缺点 Disadvantages
循环神经网络(RNN) Recurrent Neural Network	长时间序列预测	易出现梯度消失
长短期记忆网络(LSTM) Long Short-Term Memory Network	可改善 RNN 模型的缺陷	训练时间长、参数多、内部计算复杂
门控循环单元(GRU) Gated Recurrent Unit	LSTM 的简化变体	梯度消失、不可并行计算
卷积神经网络(CNN) Convolutional Neural Network	避免图像结构信息丢失,极大减少网络参数数量,降低复杂度	训练时间长、计算复杂、测试结果不佳
决策树(DT) Decision Tree	便于理解和解释,训练所需数据少,能处理多路输出问题,能处理数值型数据和分类数据	易过拟合、不稳定
随机森林(RF) Random Forest	准确率极高,不易过拟合,抗噪,能处理高维数据,训练速度快,能实现并行化	当遇到决策树个数很多时,训练所需空间和时间很大,导致模型很慢
支持向量机(SVM) Support Vector Machine	具有较强的泛化能力,不易出现过拟合问题	对大规模训练样本难以实施,不能解决多分类问题
人工神经网络(ANN) Artificial Neural Network	主要有反向传播神经网络 BPNN ⁽¹⁾ 、径向基神经网络 RBFNN ⁽²⁾ 、LSTM、GRU	没能力解释自己的推理过程和依据、结果会丢失部分信息、理论和算法有待完善和提高

BPNN:反向传播神经网络 Back propagation neural network; RBFNN:径向基神经网络 Radial basis function

此外,多种模型及方法的组合能提高预测精度,如门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)-BP 组合模型相对于 GRU-CNN 组合模型、GRU、LSTM 和 BP 单一模型在湖泊水位预测方面具有更高的预测精度和稳定性^[56]。组合模型 VMD-CSSA-LSTM-MLR(VCLM)比单一预测模型(LSTM、SVR 和 BP)模拟效果更好,已被推广作为湖泊水质监测和水环境综合管理的有效工具^[57]。还有学者将分光光度法与神经网络结合用于预测湖泊水质,预测结果较好^[58]。中国科学院太湖湖泊生态系统研究站建成的浅水湖泊物理-生态过程模拟平台(Shallow Lake Physical-Ecological Modeling Platform, LAMP)集成了智能数控系统,获取质量更高的水文生态数据,有效支撑了湖泊科学的发展和湖泊治理技术的研发^[59]。综上,人工智能技术模型能科学合理地进行水文模拟预测,为湖泊的治理研究提供了坚实支撑。

2.3 AI 在湖泊管理中的应用

遥感技术很早就应用于土地执法监察、城市规划执法监察中。近年来,随着各类水事违法案件的逐渐增多,传统的水政侦察执法手段已不足以解决各类问题,信息时代日益成熟的遥感技术在水政侦察中得到了广泛应用^[60-61]。非法侵占水域滩地、非法采砂、非法堆放固体废弃物、非法排污以及非法占用水域面积建设建筑物等违法行为,严重影响了河湖的生态健康。综合利用卫星遥感、无人机遥感,基于多源动态遥感数据,利用河湖及周边地区变化检测技术,实现了对河湖疑似违法的快速监测,为水政执法提供了支撑。中国水利水电科学研究院与湖北省合作开展的湖北省湖泊遥感监测工作,利用遥感影响和影响识别技术,实现对湖北省湖泊动态监测,分别采用优于 6m 分辨率的全色(光)影响图和优于 2.5m 分辨率全色(光)影像图对湖北省 755 个湖泊和 22 个重点湖泊的岸线、保护区、控制区及湖体内物体进行监测和分析,对识别的异常情况进行分析、判断、存储,并将报警提示同步显示在平台和手持终端设备上,同时实现对执法过程的远程记录和监督。

该项目将卫星遥感技术应用到湖泊执法监管中,在全国水利系统开创了先例。祁连山生态环境破坏引发了“史上最严”的环保问责风暴,甘肃省环境保护厅建设了卫星遥感、地面生态定位监测、无人机和现场监测全覆盖的全省自然保护区生态预警监测网络,利用 AI 技术实现了对祁连山生态环境保护督促检查的全过程、动态化管理。

2.4 AI 在湖泊评价中的应用

湖泊生态系统健康评价已逐步成为研究的热点,常用的评价方法主要是指标评价法,但该方法评价的角度较为单一,而生态系统的健康评价应从多尺度的生态指标、理化指标以及社会人文指标进行综合考量。此外,指标评价法易受到研究者的主观意识和学习经验的影响,造成该方法的适用性不强。而神经网络的机器学习方法就能避免以上问题。概率神经网络因其训练速度快、性能优化的特点,已成功被应用到水质评价中^[62],近年来也逐渐被运用到湖泊生态系统健康评价中^[63],取得了不错的效果,为制定科学有效的湖泊管理方案提供理论依据。BPNN 常被用于湖泊富营养化评价方面,目前该模型已被应用于我国的主要湖泊水质营养化的评价中,并具有简便、实用、客观性和广泛的通用性^[64—67]。多传感器 AIoT 技术能对湖泊的水质、水文、天气等生态数据进行连续自动化智能化的监测、采集和存储,利用大数据融合技术结合人工智能算法模型,对湖泊生态数据进行处理分析,构建湖泊生态监测评价模型,为湖泊生态感知评价系统和湖泊生态修复、保护性开发提供真实、准确有效的数据模型支撑^[67]。

3 AI 在湖泊治理中存在的问题与展望

3.1 存在问题

3.1.1 监测反演模型缺乏可移植性

不同时间尺度和不同空间尺度的湖泊存在不同的水体光学特性,而利用有限的数据构建的反演模型只适用于相似环境条件下的湖泊监测,当水体中的颗粒物浓度或光学特性发生变化以及湖泊条件发生变化时,模型的参数均会发生根本变化,反演的结果就不具备通用性^[68]。例如,某些模型在平原地区的湖泊治理中表现良好,但在山区湖泊或高海拔湖泊中可能效果不佳,因为这些湖泊的水文特征、生态环境等与平原湖泊有很大不同^[18,69—70]。

3.1.2 模型的可靠性差

首先,大气的程辐射会大幅掩盖水体小信号,大气校正能消除这一影响,但目前的大气校正算法还不够成熟,因此遥感反演的结果还存在一定的不准确性。另外,外在因素的干扰,如水生植被变化、风力扰动、船体扰动、鱼类的活动等都会给估算结果带来极大的误差。水生植被的光谱特性较为复杂,其光谱会受到本身生化参数和水环境因子的影响^[71—72],且水生植被对遥感影响辐射亮度的影响,都会影响结果的精确度。水动力的变化会影响水体中悬浮物浓度,从而造成湖泊的污染。而实测数据是遥感反演的基础,因此以上外部扰动均会对湖泊水质反演模型引入较大的误差,从而降低模型的可靠性和结果的准确性。

3.1.3 对实测数据依赖性强

传统的时间尺度是以日和月为测量单元,这样往往会错过一些变化的转折点,且科研工作中需要更精细的数据才能捕获到水质的快速变化。空间尺度上,实测采样数据范围较小,遥感观测数据的空间分辨率低,造成遥感数据和采样点数据的空间尺度不匹配。同时,AI 作为数据驱动的新技术,对数据的体量、质量及采集获取途径尤为依赖,而部分关键数据可能难以获取或监测设备覆盖不足,一些偏远地区湖泊或者小型湖泊缺乏足够的监测站点,无法提供全面的水质、水生态等数据,导致 AI 训练的数据缺失,影响 AI 模型的准确性和可靠性。另外,遥感反演模型都需要大量的地面观测数据,但实际工作中获取符合标准的实测数据仍具有一定的挑战性^[73]。因此,反演模型对实测数据的依赖性容易造成结果的不可靠。

3.1.4 缺乏特定参数和领域的研究

由于微波遥感空间分辨率低,目前的遥感技术尚未能用于开展湖泊盐度和温度的监测。另外,当前的水

体碳循环是全球变化和“双碳”背景下研究的前沿和热点问题,而目前对水体碳通量的估算存在着数据不一致等问题,其主要是因为未考虑碳循环动态的时空差异。当前的人工智能技术并未大规模应用于水体碳循环的研究^[74-76]。

3.2 应用建议及创新发展方向

3.2.1 拓展方法和模型的时空应用尺度

有必要研究一种不受时间和区域因素的制约,且可适用于不同水体的通用算法,构建可移植的反演模型。在遥感大数据平台的支撑下,构建区域或全球尺度的湖泊遥感产品,以高效地服务于与区域或全球尺度的湖泊治理。

3.2.2 深入研究外界因素与湖泊水质参数的关系

由于外界因素的干扰会对反演的结果带来极大的影响,而当前的数据源和反演模型还不足以消除外部引入的误差,因此进一步深入研究各干扰因素对湖泊水质参数的影响,构建两种数据之间的相关性,再结合遥感反演模型,从而实现湖泊水质的准确监测,并逐渐推动湖泊遥感研究从模型驱动走向数据驱动。并且,基于AI研究,有望形成湖泊遥感研究的标志算法。

3.2.3 优化算法提高精度

随着深度学习算法的发展,通过国际科研合作,制定湖泊遥感技术规范和数据采集处理标准化流程,从而形成适合不同时空尺度的湖泊遥感标准化算法。另外,为了降低对实测数据的依赖性,发展更优化的模型算法并建立合适的湖泊水质反演尺度模型是未来的一个发展重点。

3.2.4 加强全球变化背景下湖泊盐度、温度和碳循环的人工智能研究

发挥合成孔径微波遥感的优势,逐步建设高性能微波遥感湖泊盐度机理研究,为全球湖泊盐度变化研究提供信息与技术支撑。结合主动微波遥感与热红外遥感,实现湖泊表面粗糙度或波浪信息提取,进一步实现湖泊水体表层温度反演,从而为湖泊盐度和温度等物理特性变化导致的生态问题研究提供新途径。另外,遥感技术结合人工智能算法能解决水体碳通量时空差异的问题,其快捷、大尺度的监测能为准确评估区域以及全球尺度水体碳通量提供新途径^[77]。

4 结语

人工智能技术为湖泊水环境治理提供了重要的驱动力,在湖泊的水环境监测、水情模拟预测、监督管理以及湖泊的生态评价方面取得了一系列进展,极大地推动了湖泊治理的发展。而目前仍在技术和方法上存在一些挑战,今后应当将提高模型的可移植性和精度作为研究重点。同时,湖泊治理并非一个独立的学科体系,需要结合各相关领域的专业知识提高对湖泊生态的认识,需要多尺度、大规模的监测数据以支持对生态指标的时空模型进行分析,同时填补当前人工智能用于湖泊治理研究的空白领域,这也是未来仍需努力和攻克的方向。本文旨在为人工智能技术在湖泊治理领域的应用提供一个基本的思路和参考,为相关的研发和管理人员提供科学和决策支撑。

参考文献(References):

- [1] Wang H C, Fu T F, Du Y Q, Gao W H, Huang K X, Liu Z M, Chandak P, Liu S C, Van Katwyk P, Deac A, Anandkumar A, . Bergen K, Gomes C P, Ho S, Kohli P, Lasenby J, Leskovec J, Liu T Y, Manrai A, Marks D, Ramsundar B, Song L, Sun J M, Tang J, Veličković P, Welling M, Zhang L F, Coley C W, Bengio Y S, Zitnik M. Scientific discovery in the age of artificial intelligence. *Nature*, 2023, 620, 47-60.
- [2] Wong F, de la Fuente-Nunez C, Collins J J. Leveraging artificial intelligence in the fight against infectious diseases. *Science*, 2023, 381, 164-170
- [3] 罗旖旎. 基于深度学习的空气污染预测与防治研究[D]. 太原: 山西财经大学, 2023.
- [4] 郭彭鹏. 基于孪生神经网络对环境监管治理图像的相似度检测研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2023.
- [5] 高昂, 吴时强, 吴修锋, 戴江玉, 王芳芳, 张维乐, 徐佳怡. BP 神经网络在浅水湖泊风浪波高预测中的应用. *水电能源科学*, 2022, 40(8): 41-44.
- [6] 韩月. 基于机器学习的湖泊环境污染物光谱检测方法研究[D]. 淮安: 淮阴工学院, 2022.
- [7] Syariz M A, Lin C H, Nguyen M V, Jaelani L M, Blanco A C. WaterNet: a convolutional neural network for chlorophyll-a concentration retrieval.

- Remote Sensing, 2020, 12(12): 1966.
- [8] Yu B W, Xu L L, Peng J H, Hu Z Z, Wong A. Global chlorophyll-a concentration estimation from moderate resolution imaging spectroradiometer using convolutional neural networks. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2020, 14(3): 034520.
- [9] Wang G J, Wu M J, Wei X K, Song H H. Water identification from high-resolution remote sensing images based on multidimensional densely connected convolutional neural networks. *Remote Sensing*, 2020, 12(5): 795.
- [10] 蒙海涛. 基于图神经网络的水质预测方法研究及应用[D]. 秦皇岛: 河北科技师范学院, 2024.
- [11] Nakhaei M, Zanjani H, Nakhaei P, Gheibi M, Moezzi R, Behzadian K, Campos L C. Comparative evaluation of deep learning techniques in streamflow monthly prediction of the zarrine river basin. *Water*, 2024, 16(2): 208.
- [12] Aleissae A A, Kumar A, Anwer R M, Khan S, Cholakkal H, Xia G S, Khan F S. Transformers in remote sensing: a survey. *Remote Sensing*, 2023, 15(7): 1860.
- [13] Ahn J M, Kim J, Kim H, Kim K. Harmful Cyanobacterial Blooms forecasting based on improved CNN-Transformer and Temporal Fusion Transformer. *Environmental Technology & Innovation*, 2023, 32: 103314.
- [14] 段洪涛, 曹志刚, 沈明, 马金戈, 齐天赐. 湖泊遥感研究进展与展望. *遥感学报*, 2022, 26(1): 3-18.
- [15] 尚博, 肖春蕾, 赵丹, 朱振洲, 张高强. 中国湖泊分布特征及典型流域生态保护修复建议. *中国地质调查*, 2021, 8(6): 114-125.
- [16] 张闻松, 宋春桥. 中国湖泊分布与变化: 全国尺度遥感监测研究进展与新编目. *遥感学报*, 2022, 26(1): 92-103.
- [17] 张运林, 秦伯强, 朱广伟, 宋春桥, 邓建明, 薛滨, 龚志军, 王晓龙, 吴敬禄, 施坤, 谷孝鸿, 张甘霖. 论湖泊重要性及我国湖泊面临的主要生态环境问题. *科学通报*, 2022, 67(30): 3503-3519.
- [18] 张甘霖, 谷孝鸿, 赵涛, 张运林, 徐力刚. 中国湖泊生态环境变化与保护对策. *中国科学院院刊*, 2023, 38(3): 358-364.
- [19] 陈明帅, 段萍萍, 王鑫, 张磊, 张艳. 南四湖浮游植物群落结构特征及其影响因素研究. *湿地科学*, 2022, 20(6): 810-821.
- [20] 刘颖. 南四湖湖滨带植物多样性格局及初级生产力[D]. 济南: 山东大学, 2017.
- [21] 马巍, 王云飞, 奚满松, 孙磊. 60 年来洱海水生植被演替及其驱动力分析. *人民长江*, 2022, 53(6): 74-82.
- [22] 厉恩华, 杨超, 蔡晓斌, 王智. 洪湖湿地植物多样性与保护对策. *长江流域资源与环境*, 2021, 30(3): 623-635.
- [23] 郦息明, 郦四俊, 陈霞, 刘婧婧. 卫星通信和物联网技术在水文数据传输中的应用. *水利信息化*, 2019, (6): 55-58, 62.
- [24] Sarp G, Ozelik M. Water body extraction and change detection using time series: a case study of lake burdur, Turkey. *Journal of Taibah University for Science*, 2017, 11(3): 381-391.
- [25] Yuan C, Gong P, Liu C X, Ke C Q. Water-volume variations of Lake Hulun estimated from serial *Jason altimeters* and Landsat TM/ETM+ images from 2002 to 2017. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(2): 670-692.
- [26] Tao S L, Fang J Y, Zhao X, Zhao S Q, Shen H H, Hu H F, Tang Z Y, Wang Z H, Guo Q H. Rapid loss of lakes on the Mongolian Plateau. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2015, 112(7): 2281-2286.
- [27] Zhang G Q, Yao T D, Piao S L, Bolch T, Xie H J, Chen D L, Gao Y H, O'Reilly C M, Shum C K, Yang K, Yi S, Lei Y B, Wang W C, He Y, Shang K, Yang X K, Zhang H B. Extensive and drastically different alpine lake changes on Asia's high plateaus during the past four decades. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(1): 252-260.
- [28] Zhang G Q, Yao T D, Chen W F, Zheng G X, Shum C K, Yang K, Piao S L, Sheng Y W, Yi S, Li J L, O'Reilly C M, Qi S H, Shen S S P, Zhang H B, Jia Y Y. Regional differences of lake evolution across China during 1960s—2015 and its natural and anthropogenic causes. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 221: 386-404.
- [29] Bresciani M, Stroppiana D, Odermatt D, Morabito G, Giardino C. Assessing remotely sensed chlorophyll-a for the implementation of the Water Framework Directive in European perialpine lakes. *Science of the Total Environment*, 2011, 409(17): 3083-3091.
- [30] 项雅波, 张春萍, 武治国, 付崇德. 基于 Landsat8 数据的沙湖叶绿素 a 反演研究. *国土与自然资源研究*, 2022(1): 88-91.
- [31] O'Reilly J E, Maritorena S, Siegel D A, Carder K L, Garver S A, Kahru M, McClain C. Ocean color chlorophyll a algorithms for SeaWiFS, OC2, and OC4; version 4. In: Hooker S B, Firestone E (Eds). *Seawifs Postlaunch Calibration and Validation Analyses Greenbelt: Goddard Space Flight Center*, 2000, 937-953.
- [32] 沈蔚, 纪茜, 邱耀炜, 吴忠强. 基于高光谱遥感的长江口叶绿素 a 浓度反演推算. *水生态学杂志*, 2021, 42(3): 1-6.
- [33] Williamson A N, Grabau W E. Sediment concentration mapping in tidal estuaries. In: *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*. Washington: NASA, 1974, 1347-1386.
- [34] Yin Z Y, Li J S, Liu Y, Xie Y, Zhang F F, Wang S L, Sun X, Zhang B. Water clarity changes in Lake Taihu over 36 years based on Landsat TM and OLI observations. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102: 102457.
- [35] Knight J F, Voth M L. Application of MODIS imagery for intra-annual water clarity assessment of Minnesota lakes. *Remote Sensing*, 2012, 4(7): 2181-2198.
- [36] 马建行, 宋开山, 邵田田, 赵莹, 温志丹. 基于 HJ-CCD 和 MODIS 的吉林省中西部湖泊透明度反演对比. *湖泊科学*, 2016, 28(3): 661-668.
- [37] Song K S, Liu G, Wang Q, Wen Z D, Lyu L L, Du Y X, Sha L W, Fang C. Quantification of lake clarity in China using Landsat OLI imagery data. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 243: 111800.
- [38] 周昊昊. 东北地区典型干旱-半干旱区湖泊反照率遥感反演研究[D]. 延吉: 延边大学, 2020.
- [39] 陈军, 王保军, 孙记红, 付军. 基于 Landsat/TM 影像提取太湖 CDOM 浓度空间分布. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(1): 34-38.
- [40] 陈晓玲, 陈莉琼, 于之锋, 田礼乔, 张伟. 长江中游湖泊 CDOM 光学特性及其空间分布对比. *湖泊科学*, 2009, 21(2): 248-254.

- [41] 宋开山,温志丹,刘阁,尚盈辛,赵莹,杜云霞. 内陆水体 CDOM 光学特性与遥感反演研究进展. 吉林师范大学学报: 自然科学版,2018,39(4): 115-125.
- [42] 陈一铭,孙德勇,王胜强,何苗,陈莹,张海龙,张悦. 基于 GOCI 数据的江苏近海营养盐遥感反演研究. 海洋环境科学,2024,43(5): 766-775.
- [43] 吴迪,于文金,谢涛. 高分二号卫星数据在粤港澳大湾区 水体有机污染监测中的应用. 热带地理,2020,40(4): 675-683.
- [44] 臧传凯,沈芳,杨正东. 基于无人机高光谱遥感的河湖水环境探测. 自然资源遥感,2021,33(3): 45-53.
- [45] 朱熹,刘黎明,叶张林. 无人机水质遥感监测方法. 中国水运,2021,(7): 157-159.
- [46] 赵松. 基于多源遥感数据的邯郸市滏阳河水质参数反演[D]. 邯郸: 河北工程大学,2021.
- [47] Han F, Hu Z P, Chen N W, Wang Y, Jiang J P, Zheng Y. Assimilating low-cost high-frequency sensor data in watershed water quality modeling: a Bayesian approach. Water Resources Research, 2023, 59(4): e2022WR033673.
- [48] 邱银国,段洪涛,万能胜,高芮,黄佳聪,薛坤,彭兆亮,肖鹏峰. 巢湖蓝藻水华监测预警与模拟分析平台设计与实践. 湖泊科学,2022,34(1): 38-48.
- [49] 张运林,张毅博,李娜,孙晓,王玮佳,秦伯强,朱广伟. 利用陆基高光谱遥感捕捉太湖蓝藻水华日内快速变化过程. 湖泊科学,2021,33(6): 1951-1960.
- [50] Sivapragasam C, Muttill N. Discharge rating curve extension-A new approach. Water Resources Management, 2005, 19(5): 505-520.
- [51] García Nieto P J, García-Gonzalo E, Alonso Fernández J R, Díaz Muñoz C. Water eutrophication assessment relied on various machine learning techniques: a case study in the englishmen lake (northern Spain). Ecological Modelling, 2019, 404: 91-102.
- [52] Chen Q W, Mynett A E. Predicting *Phaeocystis globosa* bloom in Dutch coastal waters by decision trees and nonlinear piecewise regression. Ecological Modelling, 2004, 176(3/4): 277-290.
- [53] 陈鸣,陆卫鲜,郁建桥,徐亮. 太湖梅梁湾水污染及蓝藻分析计算. 河海大学学报: 自然科学版,2010,38(6): 634-638.
- [54] 杜尚海,古成科,张文静. 随机森林理论及其在水文地质领域的研究进展. 中国环境科学,2022,42(9): 4285-4295.
- [55] 李云良,张奇,李森,姚静. 基于 BP 神经网络的鄱阳湖水位模拟. 长江流域资源与环境,2015,24(2): 233-240.
- [56] 刘惟飞,陈兵,余周. 基于 GRU-BP 组合模型的湖泊水位预测方法探索. 中国农村水利水电,2022,(11): 58-65.
- [57] 吴绍飞,熊凡迪,贺森,唐明,康传雄,黄彬彬. 基于机器学习方法的湖泊表层总氮组合预测模型. 南昌工程学院学报,2023,42(1): 11-18.
- [58] 于银山,张慧,卫晋松,丁萍,季仁东,卞海溢,邵明振,蒋令杰. 基于分光光度法和神经网络的湖泊水质检测方法研究. 电子器件,2023,46(1): 275-281.
- [59] 朱广伟,杨宏伟,吴挺峰,李未,李宽意,沈睿杰,闵岫,邓建明,秦伯强. 浅水湖泊物理-生态过程模拟平台(湖泊模拟平台). 中国科学院院刊,2021,36(9): 1098-1107,1123.
- [60] 申邵洪,魏显栋,潘泊,雄飞. 空间信息技术支撑下的水政监察系统研究. 长江科学院院报,2015,32(7): 133-136.
- [61] 梁东业,谭德宝,宋丽. 空间信息技术在水政监察执法中的应用研究. 长江科学院院报,2010,27(1): 33-36,41.
- [62] 董艳慧,周维博,赖坤容,脱云飞,李英,安鑫,郑云云,王磊. 基于概率神经网络的西安地区地下水水质评价. 自然资源学报,2009,24(4): 737-742.
- [63] 肖韬. 基于概率神经网络的城市湖泊生态系统健康评价研究[D]. 长沙: 湖南大学,2013.
- [64] 胡明星,郭达志. 湖泊水质富营养化评价的模糊神经网络方法. 环境科学研究,1998,11(4): 40-42.
- [65] 谢宏斌. 南湖富营养化的人工神经网络评价. 广西科学院学报,1999,15(1): 29-32.
- [66] 任黎,董增川,李少华. 人工神经网络模型在太湖富营养化评价中的应用. 河海大学学报: 自然科学版,2004,32(2): 147-150.
- [67] 江剑峰,姜仲秋,许热,张天舒,陆彩霞. 基于多传感器 AIoT 的湖泊生态感知评价系统研究. 科技传播,2022,14(16): 151-154.
- [68] 吴太夏,夏可,刘翼遥,王树东,王雪鸽,鞠茂森. 水生态环境遥感监测研究进展. 中国水利,2024(11): 38-44.
- [69] 杨桂山,马荣华,张路,姜加虎,姚书春,张民,曾海鳌. 中国湖泊现状及面临的重大问题与保护策略. 湖泊科学,2010,22(6): 799-810.
- [70] 胡文,王济,李春华,叶春,魏伟伟. 浅水湖泊模型 PCLake 及其应用进展. 生态与农村环境学报,2019,35(6): 681-688.
- [71] Liang Q C, Zhang Y C, Ma R H, Loisel S, Li J, Hu M Q. A MODIS-based novel method to distinguish surface cyanobacterial scums and aquatic macrophytes in Lake Taihu. Remote Sensing, 2017, 9(2): 133.
- [72] Yadav S, Yoneda M, Susaki J, Tamura M, Ishikawa K, Yamashiki Y. A satellite-based assessment of the distribution and biomass of submerged aquatic vegetation in the optically shallow basin of Lake Biwa. Remote Sensing, 2017, 9(9): 966.
- [73] Zhi W, Appling A P, Golden H E, Podgorski J, Li L. Deep learning for water quality. Nature Water, 2024, 2: 228-241.
- [74] 黄昌春,姚凌,李俊生,周成虎,郭宇龙,李云梅. 湖泊碳循环研究中遥感技术的机遇与挑战. 遥感学报,2022,26(1): 49-67.
- [75] Guo Y L, Huang C C, Zhang Y L, Li Y, Chen W Q. A novel multitemporal image-fusion algorithm: method and application to GOCI and himawari images for inland water remote sensing. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(6): 4018-4032.
- [76] Duan H T, Xiao Q T, Qi T C. Measuring lake carbon dioxide from space: opportunities and challenges. The Innovation Geoscience, 2023, 1(2): 100025.
- [77] Codden C J, Snauffer A M, Mueller A V, Edwards C R, Thompson M, Tait Z, Stubbins A. Predicting dissolved organic carbon concentration in a dynamic salt marsh creek via machine learning. Limnology and Oceanography: Methods, 2021, 19(2): 81-95.