

AI+时代湖泊遥感领域最新研究进展

段洪涛^{1,2}, 沈明^{1,2}, 罗菊花^{1,2}, 孙喆^{1,2}, 陈盼盼^{3,4}, 仇志强^{3,4},
张凯莉^{3,4}, 司云瑞^{1,2}, 杨辰^{1,2}, 齐天赐^{1,2}

1. 中国科学院南京地理与湖泊研究所 湖泊与流域水安全全国重点实验室, 南京 211135;

2. 中国科学院大学 南京学院, 南京 211135;

3. 西北大学 陕西省地表系统与环境承载力重点实验室, 西安 710127;

4. 西北大学 城市与环境学院, 西安 710127

摘要: 随着气候变暖和人类活动强度的增加, 湖泊生态系统在水文、热力学和生态平衡等方面发生着显著变化, 呈现出复杂的时空响应模式。深度学习等AI技术的迅猛发展显著促进了遥感大数据在揭示湖泊时空变化方面的作用。本文在前期研究基础上, 系统梳理了AI+时代湖泊遥感领域的最新研究进展, 发现该领域日益关注气候变暖(特别是热浪等极端天气增加)条件下湖泊综合响应。为了应对湖泊生态系统不同尺度和时空快速变化的挑战, 遥感观测手段逐渐转变为“虚拟星座+天空地一体化联网”的多源综合观测模式, 显著提升了多尺度、多维度下湖泊动态监测的精度和覆盖范围。同时, 遥感模型正在从传统经验/机理模型演进为“显性机理模型+隐性机器学习模型”双驱动机制, 逐步提高了对水文、热力和生物过程的模拟和预测能力。本文还探讨了遥感大数据与AI算法的集成在长期监测和未来情景预测中的应用潜力, 为掌握复杂环境压力下湖泊动态及未来变化趋势提供了新的可能性。

关键词: 湖泊遥感, AI, 气候变化, 模型算法

中图分类号: P2

引用格式: 段洪涛, 沈明, 罗菊花, 孙喆, 陈盼盼, 仇志强, 张凯莉, 司云瑞, 杨辰, 齐天赐. 2025. AI+时代湖泊遥感领域最新研究进展. 遥感学报, 29(6): 2126-2138

Duan H T, Shen M, Luo J H, Sun Z, Chen P P, Qiu Z Q, Zhang K L, Si Y R, Yang C and Qi T C. 2025. Recent advances in lake remote sensing in the AI era. National Remote Sensing Bulletin, 29(6): 2126-2138 [DOI: 10.11834/jrs.20254455]

1 引言

湖泊作为重要国土资源, 具有调节河川径流、发展灌溉、沟通航运等功能, 更为中国近半人口提供饮用水源, 是确保国家饮用水安全的战略支柱 (Zhang 等, 2022)。同时, 作为“山水林田湖草沙”生命共同体重要一环, 湖泊承担着流域物质循环的关键角色, 是碳、氮、磷等元素的重要“中转站” (Zhang 等, 2022; 张甘霖 等, 2023), 承载着陆表系统的关键功能并为人类提供生存依托。然而, 受到人类活动干扰和极端气候频发影响, 湖泊生态系统的健康和稳定面临巨大挑战, 呈现出明显的时空异质性 (Wang 等, 2024)。卫

星遥感以其广覆盖、周期性和长时间跨度优势, 为区域和全球湖泊生态系统健康监测和诊断提供了强有力的支持。

湖泊对人为活动和气候变化的综合响应已成为湖泊遥感研究的前沿和热点问题。与海洋和陆地不同, 湖泊分布分散, 个性差异显著, 传统的单一经验和机理模型难以应对国家、大洲和全球尺度研究。同时, 现有卫星传感器很难兼具高空间分辨率和高重访周期, 难以满足高动态变化湖泊的高时空监控需求 (IOCCG, 2018)。特别是随着高温、风暴、暴雨等极端事件频发 (Davidson 等, 2023; Maberly 等, 2020), 湖泊生态环境变化剧烈, 问题突出, 对高强度监测预警需求十分迫

收稿日期: 2024-10-12; 预印本: 2025-04-01

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42425104, U2243205)

第一作者简介: 段洪涛, 研究方向为湖泊遥感和智慧流域。E-mail: htduan@niglas.ac.cn

切 (Qi等, 2023; Shen等, 2023)。这些都对传统湖泊遥感学科带来了巨大挑战。

人工智能 AI (Artificial Intelligence) 时代已经来临 (Hanson等, 2023), 大数据、云计算和机器学习等技术蓬勃发展, 为相关问题带来新解决方案。首先, 云服务平台如谷歌地球引擎 GEE (Google Earth Engine) 为用户提供卫星数据的存储、获取和分析功能, 极大提高了卫星遥感数据的处理和利用效率。在云平台支持下, 湖泊遥感研究的应用范围扩大, 长时序研究成果不断涌现, 涵盖国家、大洲乃至全球尺度 (Feng等, 2021; Hou等, 2022; Kuhn和Butman, 2021; Liu等, 2024; Yao等, 2023)。其次, 针对湖泊遥感需求, 学者们尝试联合多星观测构建虚拟星座, 获取更密集、更准确、数据一致的高时空分辨率遥感影像数据集 (Tahsin等, 2021; Wulder等, 2015; Zeng等, 2023)。随着深度学习等 AI 算法的快速发展, 挖掘遥感数据中的潜在非线性响应关系, 实现了对营养盐、温室气体等参数的高精度估算 (Duan等, 2023; Ji等, 2024; Kyzivat和Smith, 2023; Singh等, 2023)。在遥感大数据和 AI 技术支持下, 全球湖泊藻华、温度和湖冰变化对气候变化的响应及未来预测取得了令人振奋的进展 (Ai等, 2023; Huang等, 2022; Ma等, 2023; Maberly等, 2020)。

在 2022 年, 笔者在本刊发表了题为“湖泊遥感研究进展与展望”的文章 (段洪涛等, 2022), 较为系统性地回顾了国内外湖泊遥感科学的研究现状, 详细阐述了研究对象、内容和方法。文章总结了湖泊遥感领域的 5 大发展趋势: (1) 关注问题, 由兴趣导向转向问题导向; (2) 观测手段, 从地面遥感/中分辨率卫星向高分辨率/高光谱/无人机发展; (3) 算法算力, 从单机版经验/机理模型向云计算机器算法发展; (4) 研究维度, 从水体表层向垂直剖面发展; (5) 研究范围, 从单一/区域湖泊向国家/大洲/全球尺度拓展。基于此, 笔者运用文献计量分析等方法, 聚焦于 AI+时代湖泊遥感的热点问题、观测平台、遥感模型和未来模拟等 4 个方面, 重点总结了近年来在 AI 技术快速发展的背景下湖泊遥感领域的代表性成果和重要进展。期望通过这些总结, 为湖泊遥感学科未来发展和相关领域的研究提供有益参考。

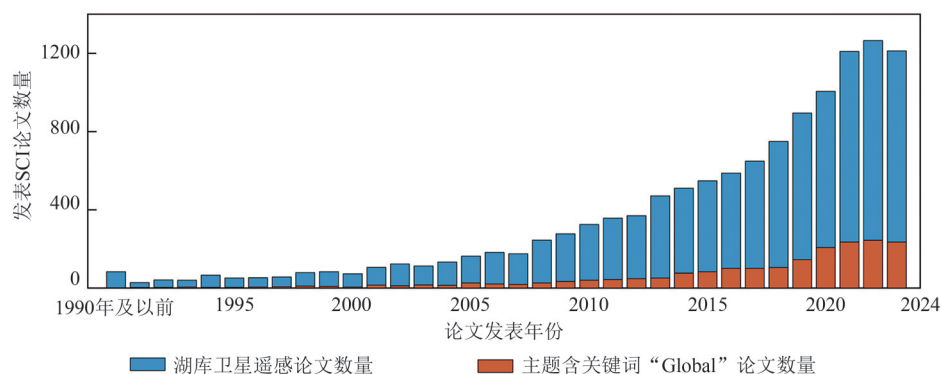
2 文献计量分析及概述

文献计量学方法可定量分析某一领域相关文献的时空分布、数量关系和变化规律。在 Web of Science (WOS) 核心数据库中, 以“Lake”或“Reservoir”结合“Remote Sensing”或“Satellite”为主题关键词, 共检索到 12787 篇 SCI 论文。与 2021 年之前相比, 湖泊遥感领域论文的发表数量和年增长速率持续增加 (图 1 (a))。在此检索基础上, 为突显重要期刊成果, 特别整理了发表在 Nature、Science、PNAS 和 Nature 系列子刊, 以及国际著名遥感期刊《Remote Sensing of Environment》上的湖泊遥感论文 (图 1 (b))。研究发现, 2015 年是一个关键年份。在此之前, 相关正刊和子刊发表数量较少, 但随后呈明显上升趋势, 尤其近 5 年增长显著, 与全球尺度湖泊研究论文增加趋势一致 (图 1 (a))。实际上, 2015 年之后地球领域对机器学习等 AI 方法的应用一直在加速 (Hanson等, 2023)。此外, 在《Remote Sensing of Environment》上, 2015 年之前湖泊相关论文一般不超过 15 篇, 之后明显增加。同时, 前 20 篇论文的发表涉及湖库名录和排序发生变化。除了太湖、鄱阳湖仍是研究热点外, 芬兰的芬必利尔湖、中国的青海湖和三峡水库成为新的研究热点区域 (图 1 (c))。芬必利尔湖之所以成为研究热点, 主要是因其气候变化和人类活动对水文生态所带来的显著影响; 青海湖作为中国最大的内陆咸水湖, 因其独特的生态系统和对气候变化的敏感性备受关注; 而三峡水库的水位调节、泥沙淤积、水质变化以及生态环境的改变, 对下游生态平衡和经济活动带来复杂而显著的影响。卫星遥感技术在这些研究中提供了关键的长期时空数据支持, 有力支持研究人员监测和评估湖泊变化及其广泛影响。

研究热点和前沿进展一直是当前研究领域备受关注的话题。一些有潜力的新兴研究可能会带来突破性创新, 成为未来的研究前沿; 同时, 当前的研究前沿也可能受到广泛关注, 成为下一个研究热点。为了直观了解湖泊遥感领域的研究热点和前沿进展, 我们对发表在国际权威期刊上的湖泊遥感文献进行了关键词词频分析, 统计了其中出现频率最高的 100 个关键词 (图 2)。一些高频关键词包括“Ecosystem”和“Environmental Monitoring” (分别出现 44 次)、“Water Quality”

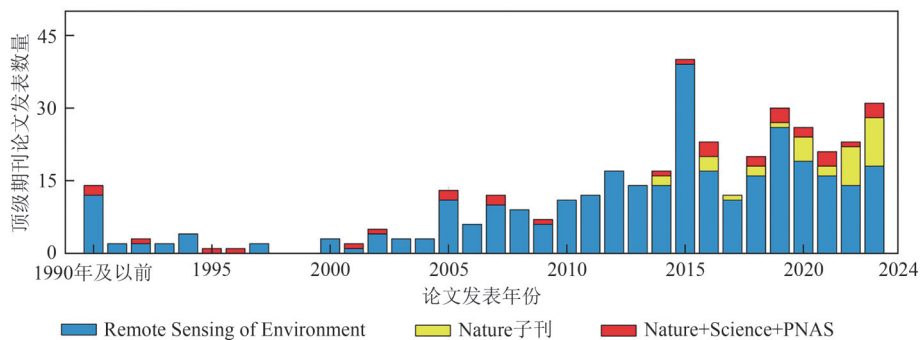
(31次)、“China”(27次)、“Climate Change”(26次)、“Eutrophication”(20次)、“Carbon”和“Nitrogen”(分别出现20次和19次)、“Phytoplankton”(16次)以及“Machine Learning”(14次)。与过去的研究相比,新兴的关键词“China”凸显了中国对湖泊问题的密切关注以及该国在湖泊监测方面的迅速发展。此外,“Carbon”和“Machine learning”也是两个值得关注的新热点关键词。前者凸显了学界对湖泊碳在全球碳循环和气候变化中的角色等问题的

关注,后者则反映了机器学习等人工智能技术的飞速发展推动了湖泊遥感信息提取技术的创新与发展。通过VOSviewer软件进行文献关键词的聚类分析,并结合人工筛选和总结,我们揭示了全球湖泊遥感领域的前沿研究热点和特点:(1)热点问题:气候变化下的湖泊综合响应;(2)观测平台:卫星星座与天空地联网;(3)遥感模型:“双驱动”机制模型;(4)未来模拟:基于遥感大数据和AI的预测分析。



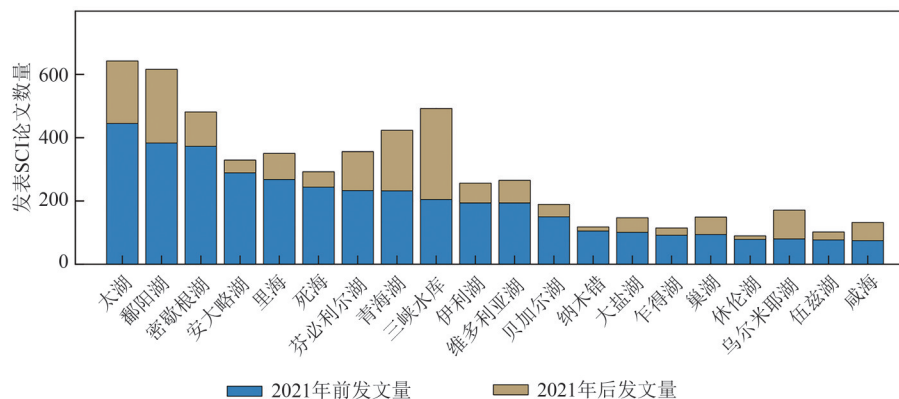
(a) 湖库卫星遥感SCI发文数量的历史变化

(a) Number of SCI papers on satellite remote sensing of lakes and reservoirs



(b) 国际权威期刊关于湖泊遥感论文发表情况

(b) Number of lake remote sensing papers in international authoritative journals



(c) 全球大型湖库(>500 km²)SCI发文量前20名

(c) The top 20 lakes and reservoirs in SCI publications

图1 湖库卫星遥感SCI论文检索情况

Fig. 1 SCI papers published on satellite remote sensing of lakes and reservoirs



图2 湖泊遥感文献出现频率前100个关键词,其中排名前20名分别是:Lakes, Environmental Monitoring, Ecosystem, Analysis, Water Quality, Rivers, Humans, China, Methods, Climate Change, Water, Eutrophication, Carbon, Nitrogen, Phytoplankton, Remote Sensing, Machine learning, Chlorophyll-A, Chemistry

Fig. 2 The top 100 keywords in the frequency of appearance in the literature on lake remote sensing. The top 20 keywords are:

Lakes, Environmental Monitoring, Ecosystem, Analysis, Water Quality, Rivers, Humans, China, Methods, Climate Change, Water, Eutrophication, Carbon, Nitrogen, Phytoplankton, Remote Sensing, Machine learning, Chlorophyll-A, Chemistry.

3 湖泊遥感学科新进展

3.1 热点问题:气候变化下的湖泊综合响应

湖泊是全球变化的指示器和调节器,其生态系统特征对气候变化极为敏感(Wang等, 2024)。气候变化通过改变湖泊的水文过程、热力学特征和生物群落,显著影响了湖泊生态系统的稳定性,已成为全球湖泊生态系统健康面临的主要威胁之一(Woolway等, 2020)。具体表现为气温上升引发湖泊水温波动(Wang等, 2024)、水循环失衡(Allan等, 2020),进而导致栖息地萎缩(Woolway等, 2022)、水质恶化及物种结构改变(Li等, 2020)。因此,理解湖泊在气候变化影响下的响应机制,对于制定有效的环境保护和管理策略具有重要意义。近年来,极端气候事件频发,成为气候变化对湖泊系统影响的重要表现形式(Qin等, 2021)。这类事件通常导致湖泊水位剧烈波动、物理和化学特征迅速改变,进而引发更深层次的生

态失衡,湖泊生态系统的脆弱性不断加剧,健康状况也面临更大风险。

随着极端气候事件的频繁发生,全球约75%的湖泊存在至少两种极端事件(藻华、湖泊热浪或低水位)同步增加的现象;其中,25%的湖泊在这3种极端事件频率上均呈现显著上升趋势(Woolway等, 2024)。实际上,多种极端事件的联动效应已成为影响湖泊生态系统的主要驱动因素。在众多极端事件中,极端高温对湖泊的影响尤为显著(Woolway等, 2020)。高温引发的湖泊热浪导致表层水温急剧上升,快速破坏湖泊的物理、化学和生物特性。1985年—2022年,中国湖泊平均经历了约454天的极端高温,其对湖泊表层水温变化的贡献高达36.5%,显著改变了湖泊的热力学状态,并降低了生态系统的稳定性(Wang等, 2024)。气温升高引发湖泊水温的急剧波动,直接导致浮游生物群落重组。例如,蓝藻暴发时间提前、频率增加(Ma等, 2023),藻毒素数量增加(Griffith和Gobler, 2020),严重威胁到湖泊的生物多样性以及其为社会提供的关键生态和经济效益(Woolway等, 2021a)。

未来情景预测表明,极端高温及其引发的湖泊热浪现象将在未来进一步加剧,将带来不可忽视的生态风险。在高温温室气体排放情景(RCP8.5)下,到21世纪末,湖泊热浪的平均强度将从历史时期的 3.7 ± 0.1 °C增加到 5.4 ± 0.8 °C,持续时间将从 7.7 ± 0.4 d急剧增加到 95.5 ± 35.3 d(Woolway等, 2021a)。同时,极端高温常常与干旱事件叠加,共同加剧湖泊的水文失衡。近20年来,中国第一大淡水湖鄱阳湖的水位下降了5.9%;特别是在2022年,水位降至1953年以来的最低水平(Xue等, 2023)。这种叠加效应加剧了湖泊水文系统的脆弱性,削弱了其对环境压力的调节能力。除了对湖泊水文特征的影响外,气候变化还对湖冰的冻结时间、消融时间及冰层厚度等特征产生了显著影响,导致湖冰的时空分布格局与季节变化模式发生明显改变。研究表明,1900年—2099年,全球湖泊的冰层形成、融化的时间和冰面持续时间受暖化影响明显,未来湖泊冰期将进一步减少,预计到21世纪末全球冰期的中位数将减少近50 d(Wang等, 2022c)。在21世纪末的RCP 8.5高排放情景下,高纬度和高海拔地区的湖冰厚度预计将减少约0.35 m(Li等, 2022a)。随着冰厚的持续减

薄, 湖泊在冬季的热交换能力将增强, 进一步影响冰下生物群落的栖息环境和湖泊整体的生态平衡。

气候变化已深刻影响全球湖泊生态系统, 而湖泊的动态监测离不开现代遥感技术的支持。遥感技术不仅提供了一种高效的监测手段, 还减少了极端气候条件下湖泊监测所需要的人力和物力成本。未来, 研究湖泊对气候变化的响应需要建立在可持续、系统、多变量的湖泊观测基础上, 通过依托虚拟星座和天空地一体化联网等综合观测平台, 构建可持续、多源协同的观测体系 (Wang 等, 2022b)。此外, 通过耦合机理模型与机器学习模型 (Sagan 等, 2020), 并融合遥感大数据与 AI 技术 (Wang 等, 2022c), 将进一步提升未来模拟和湖泊气候响应预测的精度与广度。

3.2 观测平台: 卫星星座与天空地联网

单一卫星难以满足湖泊高时空动态观测要求, 目前正通过多星组网构建虚拟星座, 打造全覆盖和高中低空间分辨率结合的全球综合观测能力 (图 3)。Landsat 8、Sentinel-2 等中、高空间分辨率的陆地卫星, 其辐射性能不断提升, 能够捕捉更为精细的离水辐射变化, 在湖泊水色研究中得到了广泛应用 (Maciel 等, 2023; Qiu 等, 2024)。2021 年 Landsat 9 的成功发射进一步延续了 Landsat 系列近 50 年的高质量观测体系, 为科学研究提供了长时序无缝数据支持 (Wulder 等, 2022)。2024 年刚刚升空的 Sentinel-2C 卫星作为 Sentinel-2A 的接替者, 将继续提供高分辨率的多光谱数据, 这些数据能够与 Landsat 数据有效互补, 显著增强湖泊水体变化监测的精度和时效性 (Cao 等, 2022; Radeloff 等, 2024)。

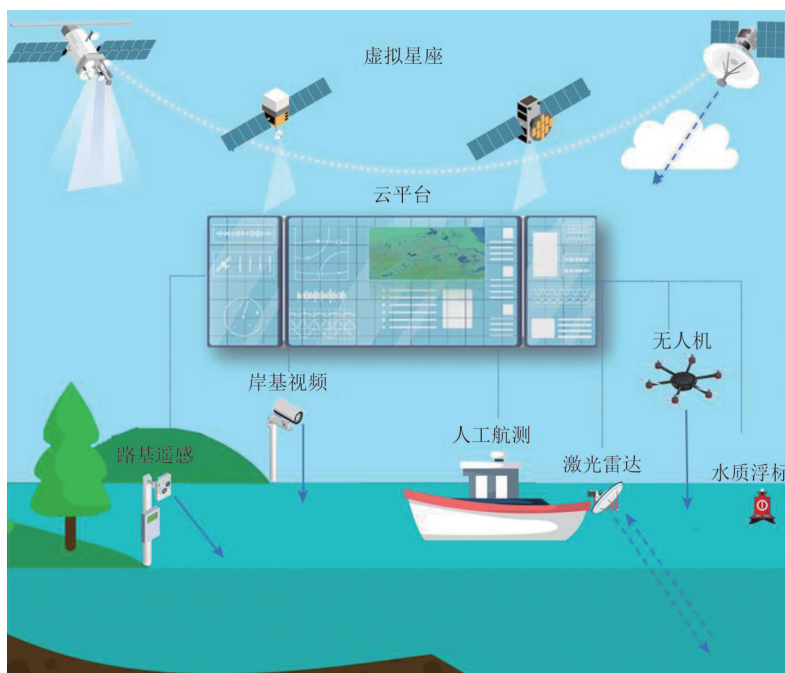


图3 常用的湖泊水体观测手段

Fig. 3 Commonly used observation methods in lakes

卫星逐步朝着更高时间、空间、光谱分辨率以及更高信噪比的方向发展。2024 年 2 月, NASA 成功发射了全球首颗浮游生物、气溶胶、云层和海洋生态系统监测卫星 PACE (Plankton, Aerosol, Clouds, ocean Ecosystem), 该卫星在可见光范围内具备 2.5 nm 的超高光谱分辨率, 可提供更细致的叶绿素吸收信号, 大幅减小水体浮游植物遥感反演不确定性 (Cetinić 等, 2024; O'Shea 等, 2021);

但由于空间分辨率偏低 (1.1 km), 更多适用于大型湖泊。与此同时, 全球首颗专为水文水资源监测设计的地表水和海洋地形卫星 SWOT (Surface Water and Ocean Topography) 也于 2022 年成功部署, 提供厘米级精度的数据, 对监测湖泊水位变化、水量评估以及动态过程等至关重要 (Chaudhary 等, 2021)。

遥感卫星及其应用体系的逐步扩大, 发展光

学、雷达、岸基、无人机等多种观测手段,为湖泊水体研究取得探索性和战略性的突破。光学传感器受云雨影响,无法实现全天候监测,且缺乏穿透能力,而雷达遥感则极大地弥补了光学影像在空间数据上的缺失问题。通过光学传感器和SAR、船载激光雷达联合,集成主动、被动遥感技术,可获取高分辨率湖泊等内陆水体水质的三维动态分布及水环境变化(Qi等,2022;Zhao等,2023)。新型陆基(地基、岸基)监测系统,通过沿岸配置高光谱传感器实时监测水体光谱及水质指标,联合卫星构建水环境遥感监测系统,协同解决内陆水体近实时监测及科学预警问题(Wang等,2022b)。无人机结合自助机场,逐渐实现了小型湖泊或者大型湖泊沿岸自动观测,有效弥补了卫星时空分辨率的不足。通过结合卫星、无人机、岸基视频、水质浮标、人工巡测等观测手段,发挥全局观测、重点航测、定点监测、水化学指标全天候监测等各自特点,统筹协同联动、优势互补,形成全尺度、全天候、全要素的观测网络,构建智能化、集成化、专业化空—天—地—一体化观测平台,兼具高频、连续和实时数据分析能力,全方位把握湖泊水环境历史及近实时动态变化正成为现实。

3.3 遥感模型:“双驱动”机制模型

传统湖泊水色遥感,主要通过发展有明确函数关系的物理机制模型,实现湖泊水色三要素的定量反演与监测。然而,传统方法主要应用在光学活性物质,其开发过程通常基于特定区域或者特定理论条件。受限于内陆水体复杂的光学特性,传统方法应用普适性、拓展性较差,很难在大尺度范围应用。随着遥感大数据和计算机技术的发展,特别机器学习的发展与成熟,为湖泊水环境遥感注入了新鲜的血液。机器学习能够快速识别遥感大数据的敏感特征,并探索相关变量之间复杂的非线性隐形关系,解构高维特征,为湖泊水环境遥感的模型构建和机理认知提供了新的手段,并成为当前研究热点(Li等,2023;Zhi等,2024)。目前,机器学习在湖泊遥感领域具有两个显著优势:(1)鉴于机器学习强大的数据挖掘能力,提高了传统水色反演模型精度(Cao等,2023,2024;Shen等,2020);(2)为非光学敏感参数的监测提供了新的可能,例如总磷、温室气体浓度和湖泊

分层等(Duan等,2023;Qi等,2023,2020)。尽管机器学习或深度学习模型在许多研究中表现出色,但机器学习方法缺乏物理意义和过程机制,模型具有解释性、拓展性、迁移性和泛化性较差等问题。因此,单纯依赖传统或者机器学习方法模型无法完全满足水色遥感精准、实时和大尺度的需求。

湖泊遥感经历了传统的经验/机理模型和机器学习模型的两次热潮,正朝着“显性机理模型+隐性机器学习模型”耦合的“双驱动”机制迅猛发展,逐步成为湖泊遥感领域的热点(Sagan等,2020)。“双驱动”本质上是如何耦合二者问题,即如何利用基于水色机理过程的逻辑推理构建可泛化的有效关系,以此有效关系作为机器学习的输入参数或者约束条件,最后进行最优化求解的过程(Li等,2023)。目前,基于机理模型和机器学习模型的双驱动主要有3种耦合范式:机理级联学习、学习嵌入机理和机理融进学习为核心的耦合范式框架(沈焕锋和张良培,2023)(图4)。

机理级联学习的基本范式为:利用机理模型计算机器学习的输入参数,构建机器学习模型的目标参数反演(Balasubramanian等,2020;He等,2020;Maciel等,2021;Pahlevan等,2020)。该方法快捷简单且样本依赖性小,已被广泛应用于水色参数反演。例如,Zhang等(2024)利用首先利用实测数据构建富营养化状态与吸收系数之间的经验关系,确定与富营养化相关的吸收系数,并输入DNN神经网络,实现中国湖泊富营养化状态的评价;Gao等(2022)为了反演非光学活性的总氮和总磷,首先确定氮磷旋光性成分与叶绿素的关系并结合多模态深度学习(MDL)模型,实现了加拿大Simcoe湖的长期叶绿素-a、总磷和总氮监测。级联范式最大的优越性体现在其依据成熟模型构建算法,无需对机理/学习模型的内部组成结构进行改动,因此应用场景广泛且拓展简单。但是,级联范式的机理模型较为简单,建模过程缺乏对两种模型的深度研究与修改,部分基本底层逻辑尚未阐明,无法充分发挥物理过程的解释性与学习模型的探索性(Shang等,2023b)。因此,该模型精度限制在一定范围内,较难有显著性提高。

学习嵌入机理利用物理模型可解释性的优势,以机理模型为大框架,针对机理模型中无法获取

的参数采用机器学习的方法进行估算, 最终将直接获取和机器学习模型的数据输入机理模型, 实现目标参数反演 (Werther等, 2022)。目前, 学习嵌入机理学习大部分应用于机理过程明确, 但部分参数较难实现的场景。例如, Wang等 (2022a) 以暗像元法算法为基础, 开发了一种适用于缺少 SWIR 波段的情况下和浑浊水体的大气校正方法。该方法以 $ACA_{NIR-bis}$ 大气校正作为主框架, 利用可见光波段的人工神经网络估算近红外波段, 从而实

现清澈和浑浊水体的无缝大气校正。相较于级联范式, 嵌入范式能够在物理过程约束的框架下对模型进行重点性和针对性的调整与改进, 在不修改主体框架的情况下, 保持了机理模型的物理过程可解释性, 适用于物理过程明确的场景。然而, 利用机器学习替代机理模型的子过程需要大量用于训练的中间变量, 而这些数据的获取往往比较困难, 成为一些应用中的限制条件 (Shang等, 2023a)。

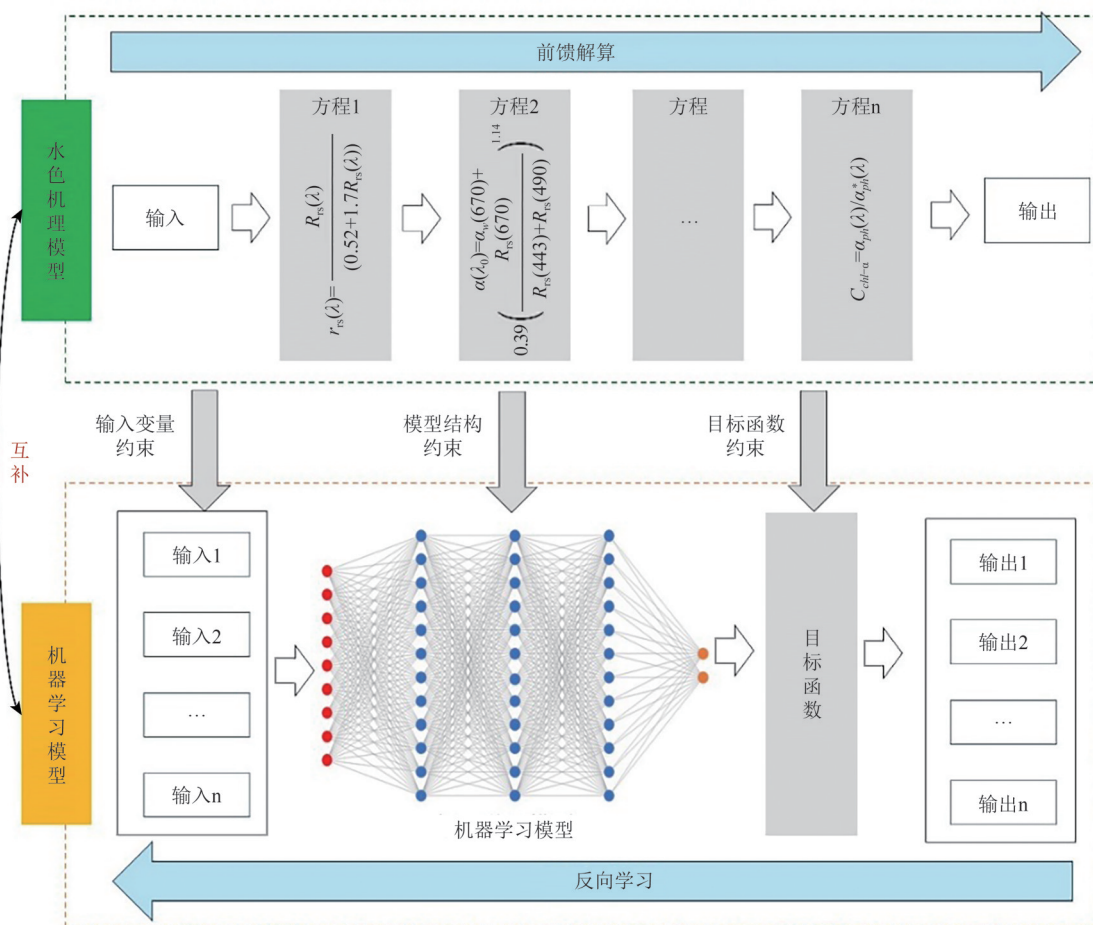


图4 双驱动模型基本类型及其范式

Fig. 4 Basic types and paradigms of dual-driver models

机理融进学习以机器学习为主要框架, 通过已知的物理过程模型选取输入参量和构建约束条件, 最终获取最有目标参数。例如, Li等 (2022b) 以增强随机森林回归为主体框架, 利用了固有光学特性的机理模型构建的叶绿素 a、吸收系数和透明度作为输入, 最后利用增强随机森林回归实现浮游植物的处理生产力估算; Maciel等 (2021) 利用随机森林学习与半分析模型进行交叉验证与交叉校准模型, 实现高光学可变性的内陆水体透明

度高精度反演。融进范式保持了机器学习模型的计算框架与路径, 通过将物理过程约束加入机器学习模型的子过程, 适合用于机理模型不成熟、地面真实样本充足的情景。然而, 融进范式还是以机器学习为主体框架, 继承了机器学习的“黑箱”过程, 因此, 模型的解释性差和物理意义不明确。此外, 由于机器学习的“黑箱”模型结构, 针对性的加入物理过程约束往往十分困难, 对成熟机理知识的引入程度会因此受到较大限制。

虽然“双驱动”模型对参数定量反演精度和机理认知有了一些应用,但该耦合机制还在进一步的探索发展过程中,缺乏统一的科学框架,耦合模型的可解释性、泛化性和迁移性也有待进一步的研究。未来,应该进一步整合物理驱动下的机理模型如何与数据驱动下的模型高效融合,提高模型构建效率、模型精度和可解释性,降低训练成本、输入需求与拓展难度,开发出普适性较高的湖泊监测大模型(例如天气预报领域的NowcastNe大模型),满足湖泊遥感实时、大尺度和高精度的要求。

3.4 未来模拟:基于遥感大数据和AI的预测分析

湖泊遥感研究长期聚焦于梳理湖泊环境过去变化过程及其驱动因素(Cao等, 2020, 2024; Hou等, 2022; Qi等, 2023; Shen等, 2020)。随着遥感大数据和AI技术的发展,近年来湖泊遥感不局限于历史状态重建,开始关注湖泊状态的预测,并正成为新的研究趋势。

诸多学者逐渐探索遥感技术与各类模型结合进行预测的方式,较为常见的方法是将遥感与物理模型或机器学习模型相结合以预测湖泊的未来状态。在湖泊遥感和物理模型结合预测的研究中,研究者们通常从数据输入、参数优化、模型初始化及验证等多个角度展开。例如,利用卫星观测数据优化一维湖泊模型(FLake)的参数,可以提高湖泊表面温度变化的模拟精度,进而更好地理解并预测未来湖泊的热力条件(Wang等, 2023);而为了提高缺资料水库调蓄过程的模拟预测精度,将卫星测高、光学影像、数字高程等多源遥感数据作为陆面水文模型(CLHMS)的水库初始状态、校准数据和目标储水量,有效提高了水库水量评估和预测精度(Dong等, 2023)。

遥感数据在提高物理模型预测能力方面具有重要作用,其中数据同化技术发挥了关键的桥梁作用(Park等, 2020)。数据同化不仅能提升模型的准确性和预测能力,还能扩展数据和模型在时间和空间上的应用范围。例如,从AVHRR卫星获取湖面水温图像,可以使用集合卡尔曼滤波器(EnKF)方法进行数据同化,来优化三维水动力模型(Delft3D-FLOW)的参数,并改进模拟状态,以此证明遥感数据能显著增强模型的预测能力

(Baracchini等, 2020)。但也有研究指出,物理模型有效应用需依赖卫星数据、原位监测采样、明确的生化/生理参数及多种环境条件,模型研究的成本高且参数不确定性研究仍存在挑战(Ai等, 2023)。

卫星遥感技术可实现对湖泊的大范围、高频率监测,建立密集型数据集,尤其对于观测资料缺失的地区(Gupta等, 2023)。结合未来气象预报或长期情景数据,机器学习模型能够挖掘遥感观测结果与这些变量之间的复杂非线性关系,从而实现未来几日或几周的湖泊状况短期预报,甚至更长时间尺度下湖泊未来变化的情景模拟(图5)(Huang等, 2022; Maberly等, 2020)。短期预测主要用于即时的灾害预警和紧急响应,研究集中在短期内变化较大、环境敏感且与人类生产活动密切相关的环境参数,例如藻华和叶绿素a浓度的短期预测(Gupta等, 2023; Mu等, 2021)。而长期预测主要基于未来温室气体排放情景和共享社会经济路径情景,对湖泊环境进行长达几十至数百年的变化趋势预测。例如,利用长时间序列的遥感数据来构建水温和溶解氧的变化趋势及空间分布信息,可以帮助训练长短期记忆深度学习模型(LSTM),提高对未来水温和溶解氧的预测能力(Zhi等, 2023);基于遥感湖冰数据集(MOD10A1)和水文气候数据,确定与高山地区湖冰破裂相关的特征,并预测在RCP 4.5和RCP 8.5气候情景下,湖冰破裂日期是否提前(Wang等, 2022c)。

大量的遥感数据能够显著提升模型的稳健性和预测能力,但机器学习模型仍面临数据依赖性强、过程机制解释性不足以及过拟合等挑战。尽管已有研究根据特定需求独立设计开发模型,将实地调查、遥感观测和数值模拟结合以模拟湖泊特征及参数的未来年度变化(Woolway等, 2021b; Xu等, 2024)。但在当前的湖泊遥感预测研究中,将物理模型与机器学习方法进行有效耦合以实现功能的互补仍处于探索阶段。随着遥感技术的不断进步和预测模型的深度融合与开发,结合遥感数据的模型预测正朝着更加精细化、动态化和系统化的方向演进。未来,这种技术和方法的结合将在全球变化的大背景下,为湖泊生态系统的可持续管理和决策支持提供更加坚实的科学支撑。

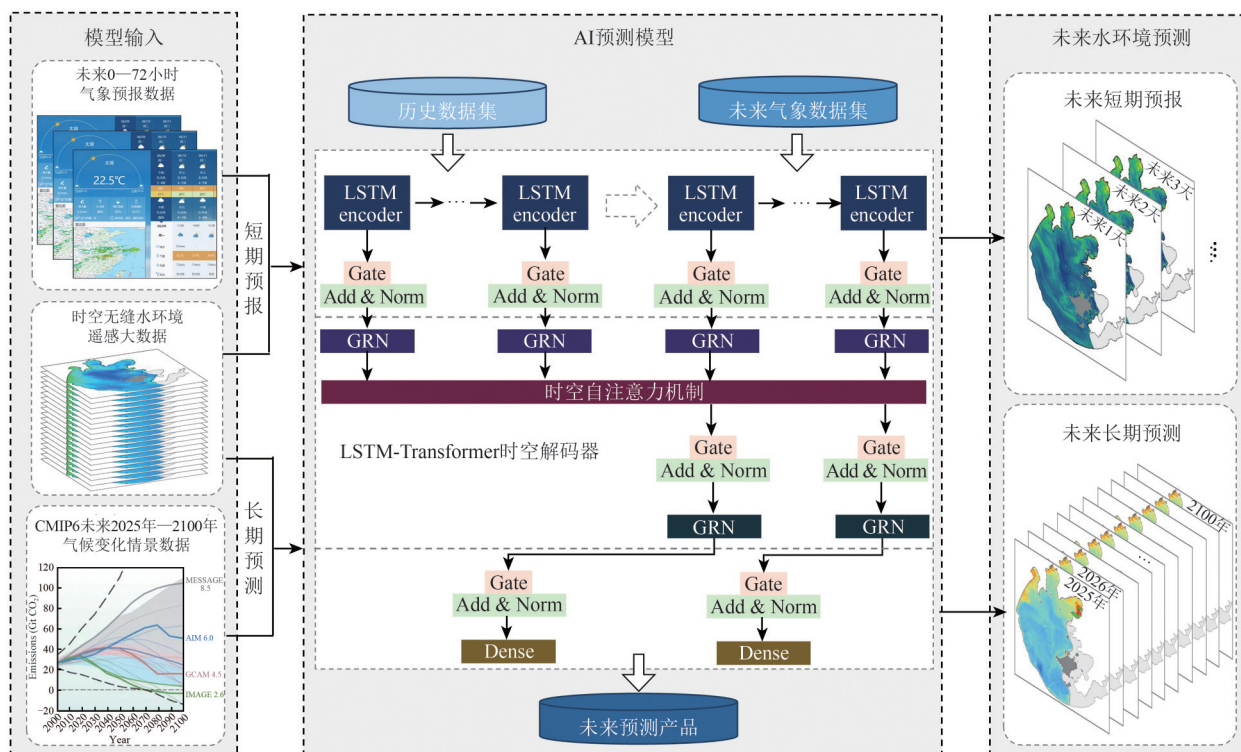


图5 结合历史遥感大数据及气象预报和未来气候变化的AI预测模型简图

Fig. 5 Schematic of an AI prediction model integrating historical remote sensing big data, meteorological forecasts, and future climate change

4 结 语

湖泊, 作为地球上最活跃的水生生态系统之一, 对全球碳氮循环、饮用水等水资源供应和旅游休闲等领域至关重要。近年来, 随着人类活动的加剧、全球变暖和极端天气事件频率的增加, 湖泊环境发生显著变化, 准确把握湖泊环境演变、发展趋势和未来预测显得尤为紧要。我们正处于AI时代, 大数据、云计算和深度学习等技术的崛起显著推动了湖泊遥感领域的发展, 为复杂湖泊变化的监测和预测提供了全新动力。湖泊遥感已从单一问题导向转向关注极端气候变化下湖泊水色、水量、碳氮循环和营养状态的历史演变和未来发展趋势。为实现这一目标, 观测平台正朝着更高时空分辨率和更丰富波谱信息的卫星数据发展, 国产卫星技术的崛起也在湖泊遥感领域展现潜力。更为重要的是, 结合经验/机理模型、数值模拟和机器学习构建的“双驱动”遥感模型, 为理解湖泊环境的复杂变化提供了更为有效的手段。基于丰富的遥感数据, 多平台、多手段的综合利用使得湖泊环境未来的预测变得可能, 为湖泊生态环境治理、修复和保护以及可持

续发展提供了可靠的技术支持和理论指导。这一融合AI和遥感大数据的前沿探索, 显著促进了在极端气候增多条件下湖泊综合变化研究的深入发展。

参考文献 (References)

- Ai H P, Zhang K, Sun J C and Zhang H C. 2023. Short-term Lake Erie algal bloom prediction by classification and regression models. *Water Research*, 232: 119710 [DOI: 10.1016/J.WATRES.2023.119710]
- Allan R P, Barlow M, Byrne M P, Cherchi A, Douville H, Fowler H J, Gan T Y, Pendergrass A G, Rosenfeld D, Swann A L S, Wilcox L J and Zolina O. 2020. Advances in understanding large-scale responses of the water cycle to climate change. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1472: 49-75 [DOI: 10.1111/nyas.14337]
- Balasubramanian S V, Pahlevan N, Smith B, Binding C, Schalles J, Loisel H, Gurlin D, Greb S, Alikas K, Randra M, Bunkei M, Moses W, Nguyễn H, Lehmann M K, O'Donnell D, Ondrusek M, Han T H, Fichot C G, Moore T and Boss E. 2020. Robust algorithm for estimating total suspended solids (TSS) in inland and nearshore coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 246: 111768 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111768]
- Baracchini T, Chu P Y, Šukys J, Lieberherr G, Wunderle S, Wüest A and Bouffard D. 2020. Data assimilation of in situ and satellite remote sensing data to 3D hydrodynamic lake models: a case study

- using Delft3D-FLOW v4.03 and OpenDA v2.4. *Geoscientific Model Development*, 13(3): 1267-1284 [DOI: 10.5194/gmd-13-1267-2020]
- Cao Z G, Ma R H, Duan H T, Pahlevan N, Melack J, Shen M and Xue K. 2020. A machine learning approach to estimate chlorophyll-a from Landsat-8 measurements in inland lakes. *Remote Sensing of Environment*, 248: 111974 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111974]
- Cao Z G, Ma R H, Liu M, Duan H T, Xiao Q, Xue K and Shen M. 2022. Harmonized Chlorophyll-a retrievals in Inland Lakes from Landsat-8/9 and Sentinel 2A/B virtual constellation through machine learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4209916 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3207345]
- Cao Z G, Hu C M, Ma R H, Duan H T, Liu M, Loisel S, Song K S, Shen M, Liu D and Xue K. 2023. MODIS observations reveal decrease in lake suspended particulate matter across China over the past two decades. *Remote Sensing of Environment*, 295: 113724 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113724]
- Cao Z G, Wang M H, Ma R H, Zhang Y L, Duan H T, Jiang L D, Xue K, Xiong J F and Hu M Q. 2024. A decade-long chlorophyll-a data record in lakes across China from VIIRS observations. *Remote Sensing of Environment*, 301: 113953 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113953]
- Cetinić I, Rousseaux C S, Carroll I T, Chase A P, Kramer S J, Werdell P J, Siegel D A, Dierssen H M, Catlett D, Neeley A, Soto Ramos I M, Wolny J L, Sadoff N, Urquhart E, Westberry T K, Stramski D, Pahlevan N, Seegers B N, Sirk E, Lange P K, Vandermeulen R A, Graff J R, Allen J G, Gaube P, McKinna L I W, McKibben S M, Binding C E, Calzado V S and Sayers M. 2024. Phytoplankton composition from sPACE: requirements, opportunities, and challenges. *Remote Sensing of Environment*, 302: 113964 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113964]
- Chaudhary A, Agarwal N, Sharma R, Ojha S P and Kumar R. 2021. Nadir altimetry Vis-à-Vis swath altimetry: a study in the context of SWOT mission for the Bay of Bengal. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112120 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112120]
- Davidson T A, Sayer C D, Jeppesen E, Søndergaard M, Lauridsen T L, Johansson L S, Baker A and Graeber D. 2023. Bimodality and alternative equilibria do not help explain long-term patterns in shallow lake chlorophyll-a. *Nature Communications*, 14: 398 [DOI: 10.1038/s41467-023-36043-9]
- Dong N P, Yang M X, Wei J H, Arnault J, Laux P, Xu S Q, Wang H, Yu Z B and Kunstmann H. 2023. Toward improved parameterizations of reservoir operation in ungauged basins: a synergistic framework coupling satellite remote sensing, hydrologic modeling, and conceptual operation schemes. *Water Resources Research*, 59(3): e2022WR033026 [DOI: 10.1029/2022WR033026]
- Duan H T, Cao Z G, Shen M, Ma J G and Qi T C. 2022. Review of lake remote sensing research. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(1): 3-18 (段洪涛, 曹志刚, 沈明, 马金戈, 齐天赐. 2022. 湖泊遥感研究进展与展望. *遥感学报*, 26(1): 3-18) [DOI: 10.11834/jrs.20221301]
- Duan H T, Xiao Q T, Qi T C, Hu C, Zhang M, Shen M, Hu Z H, Wang W, Xiao W, Qiu Y G, Luo J H and Lee X. 2023. Quantification of diffusive methane emissions from a large eutrophic lake with satellite imagery. *Environmental Science and Technology*, 57(36): 13520-13529 [DOI: 10.1021/acs.est.3c05631]
- Feng L, Dai Y H, Hou X J, Xu Y, Liu J G and Zheng C M. 2021. Concerns about phytoplankton bloom trends in global lakes. *Nature*, 590(7846): E35-E47 [DOI: 10.1038/s41586-021-03254-3]
- Griffith A W and Gobler C J. 2020. Harmful algal blooms: a climate change co-stressor in marine and freshwater ecosystems. *Harmful Algae*, 91: 101590 [DOI: 10.1016/j.hal.2019.03.008]
- Guo H W, Tian S, Jeanne Huang J, Zhu X T, Wang B and Zhang Z J. 2022. Performance of deep learning in mapping water quality of Lake Simcoe with long-term Landsat archive. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 183: 451-469 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.11.023]
- Gupta A, Hantush M M and Govindaraju R S. 2023. Sub-monthly time scale forecasting of harmful algal blooms intensity in Lake Erie using remote sensing and machine learning. *Science of the Total Environment*, 900: 165781 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.165781]
- Hanson B, Stall S, Cutcher-Gershenfeld J, Vrouwenvelder K, Wirz C, Rao Y and Peng G. 2023. Garbage in, garbage out: mitigating risks and maximizing benefits of AI in research. *Nature*, 623(7985): 28-31 [DOI: 10.1038/d41586-023-03316-8]
- He J Y, Chen Y J, Wu J P, Stow D A and Christakos G. 2020. Space-time chlorophyll-a retrieval in optically complex waters that accounts for remote sensing and modeling uncertainties and improves remote estimation accuracy. *Water Research*, 171: 115403 [DOI: 10.1016/j.watres.2019.115403]
- Hou X J, Feng L, Dai Y H, Hu C M, Gibson L, Tang J, Lee Z, Wang Y, Cai X B, Liu J G, Zheng Y and Zheng C M. 2022. Global mapping reveals increase in lacustrine algal blooms over the past decade. *Nature Geoscience*, 15(2): 130-134 [DOI: 10.1038/s41561-021-00887-x]
- Huang L, Timmermann A, Lee S S, Rodgers K B, Yamaguchi R and Chung E S. 2022. Emerging unprecedented lake ice loss in climate change projections. *Nature Communications*, 13: 5798 [DOI: 10.1038/s41467-022-33495-3]
- IOCCG. 2018. Earth observations in support of global water quality monitoring. In Greb S, Dekker A and Binding C, eds. *Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group*. Dartmouth: IOCCG [DOI: 10.25607/OBP-113]
- Ji P P, Chen J H, Chen R J, Liu J B, Yu C Q and Chen F H. 2024. Nitrogen and phosphorus trends in lake sediments of China may diverge. *Nature Communications*, 15: 2644 [DOI: 10.1038/s41467-024-46968-4]
- Kuhn C and Butman D. 2021. Declining greenness in Arctic-boreal lakes. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 118(15): e2021219118 [DOI: 10.1073/pnas.2021219118]
- Kyzivat E D and Smith L C. 2023. A closer look at the effects of lake area, aquatic vegetation, and double-counted wetlands on pan-arctic lake methane emissions estimates. *Geophysical Research Let-*

- ters, 50(24): e2023GL104825 [DOI: 10.1029/2023GL104825]
- Li B, Yang G S and Wan R R. 2020. Multidecadal water quality deterioration in the largest freshwater lake in China (Poyang Lake): implications on eutrophication management. *Environmental Pollution*, 260: 114033 [DOI: 10.1016/j.envpol.2020.114033]
- Li X, Feng M, Ran Y H, Su Y, Liu F, Huang C L, Shen H F, Xiao Q, Su J B, Yuan S W and Guo H D. 2023. Big Data in Earth system science and progress towards a digital twin. *Nature Reviews Earth and Environment*, 4(5): 319-332 [DOI: 10.1038/s43017-023-00409-w]
- Li X D, Long D, Huang Q and Zhao F Y. 2022a. The state and fate of lake ice thickness in the Northern Hemisphere. *Science Bulletin*, 67(5): 537-546 [DOI: 10.1016/j.scib.2021.10.015]
- Li Z X, Yang W, Matsushita B and Kondoh A. 2022b. Remote estimation of phytoplankton primary production in clear to turbid waters by integrating a semi-analytical model with a machine learning algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 275: 113027 [DOI: 10.1016/J.RSE.2022.113027]
- Liu D, Shi K, Chen P, Yan N X, Ran L S, Kutser T, Tyler A N, Spyra-kos E, Woolway R I, Zhang Y L and Duan H T. 2024. Substantial increase of organic carbon storage in Chinese lakes. *Nature Communications*, 15: 8049 [DOI: 10.1038/s41467-024-52387-2]
- Ma J G, Loiselle S, Cao Z G, Qi T C, Shen M, Luo J H, Song K S and Duan H T. 2023. Unbalanced impacts of nature and nurture factors on the phenology, area and intensity of algal blooms in global large lakes: MODIS observations. *Science of the Total Environment*, 880: 163376 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.163376]
- Maberly S C, O'Donnell R A, Woolway R I, Cutler M E J, Gong M Y, Jones I D, Merchant C J, Miller C A, Politi E, Scott E M, Thackeray S J and Tyler A N. 2020. Global lake thermal regions shift under climate change. *Nature Communications*, 11: 1232 [DOI: 10.1038/s41467-020-15108-z]
- Maciel D A, Barbosa C C F, de Moraes Novo E M L, Flores Júnior R and Begliomini F N. 2021. Water clarity in Brazilian water assessed using Sentinel-2 and machine learning methods. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 182: 134-152 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.10.009]
- Maciel D A, Pahlevan N, Barbosa C C F, Martins V S, Smith B, O'Shea R E, Balasubramanian S V, Saranathan A M and Novo E M L M. 2023. Towards global long-term water transparency products from the Landsat archive. *Remote Sensing of Environment*, 299: 113889 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113889]
- Mu M, Li Y M, Bi S, Lyu H, Xu J, Lei S H, Miao S, Zeng S, Zheng Z B and Du C G. 2021. Prediction of algal bloom occurrence based on the naive Bayesian model considering satellite image pixel differences. *Ecological Indicators*, 124: 107416 [DOI: 10.1016/J.ECOLIND.2021.107416]
- O'Shea R E, Pahlevan N, Smith B, Bresciani M, Egerton T, Giardino C, Li L, Moore T, Ruiz-Verdu A, Ruberg S, Simis S G H, Stumpf R and Vaičiūtė D. 2021. Advancing cyanobacteria biomass estimation from hyperspectral observations: demonstrations with HICO and PRISMA imagery. *Remote Sensing of Environment*, 266: 112693 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112693]
- Pahlevan N, Smith B, Schalles J, Binding C, Cao Z G, Ma R H, Alikas K, Kangro K, Gurlin D, Hà N, Matsushita B, Moses W, Greb S, Lehmann M K, Ondrusek M, Oppelt N and Stumpf R. 2020. Seamless retrievals of chlorophyll-a from Sentinel-2 (MSI) and Sentinel-3 (OLCI) in inland and coastal waters: a machine-learning approach. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111604 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111604]
- Park S, Kim K, Shin C, Min J H, Na E H and Park L J. 2020. Variable update strategy to improve water quality forecast accuracy in multivariate data assimilation using the ensemble Kalman filter. *Water Research*, 176: 115711 [DOI: 10.1016/j.watres.2020.115711]
- Qi L, Wang M H, Hu C M and Holt B. 2022. On the capacity of Sentinel-1 synthetic aperture radar in detecting floating macroalgae and other floating matters. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113188 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113188]
- Qi T C, Shen M, Kutser T, Xiao Q T, Cao Z G, Ma J G, Luo J H, Liu D and Duan H T. 2023. Remote sensing of dissolved CO₂ concentrations in meso-eutrophic lakes using Sentinel-3 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 286: 113431 [DOI: 10.1016/J.RSE.2022.113431]
- Qi T C, Xiao Q T, Cao Z G, Shen M, Ma J G, Liu D and Duan H T. 2020. Satellite estimation of dissolved carbon dioxide concentrations in China's Lake Taihu. *Environmental Science and Technology*, 54(21): 13709-13718 [DOI: 10.1021/acs.est.0c04044]
- Qin B Q, Deng J M, Shi K, Wang J, Brookes J, Zhou J, Zhang Y L, Zhu G W, Paerl H W and Wu L. 2021. Extreme climate anomalies enhancing cyanobacterial blooms in eutrophic Lake Taihu, China. *Water Resources Research*, 57(7): e2020WR029371 [DOI: 10.1029/2020WR029371]
- Qiu Z Q, Liu D, Duan M W, Chen P P, Yang C, Li K Y and Duan H T. 2024. Four-decades of sediment transport variations in the Yellow River on the Loess Plateau using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 306: 114147 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114147]
- Radeloff V C, Roy D P, Wulder M A, Anderson M, Cook B, Crawford C J, Friedl M, Gao F, Gorelick N, Hansen M, Healey S, Hostert P, Hulley G, Huntington J L, Johnson D M, Neigh C, Lyapustin A, Lymburner L, Pahlevan N, Pekel J F, Scambos T A, Schaaf C, Strobl P, Woodcock C E, Zhang H K and Zhu Z. 2024. Need and vision for global medium-resolution Landsat and Sentinel-2 data products. *Remote Sensing of Environment*, 300: 113918 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113918]
- Sagan V, Peterson K T, Maimaitijiang M, Sidike P, Sloan J, Greeling B A, Maalouf S and Adams C. 2020. Monitoring inland water quality using remote sensing: potential and limitations of spectral indices, bio-optical simulations, machine learning, and cloud computing. *Earth-Science Reviews*, 205: 103187 [DOI: 10.1016/j.earsci-rev.2020.103187]
- Shang K, Yao Y J, Di Z H, Jia K, Zhang X T, Fisher J B, Chen J Q, Guo X Z, Yang J M, Yu R Y, Xie Z J, Liu L, Ning J and Zhang L L. 2023a. Coupling physical constraints with machine learning for satellite-derived evapotranspiration of the Tibetan Plateau. *Remote*

- Sensing of Environment, 289: 113519 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113519]
- Shang Y X, Song K S, Lai F F, Lyu L, Liu G, Fang C, Hou J B, Qiang S N, Yu X F and Wen Z D. 2023b. Remote sensing of fluorescent humification levels and its potential environmental linkages in lakes across China. *Water Research*, 230: 119540 [DOI: 10.1016/j.watres.2022.119540]
- Shen H F and Zhang L P. 2023. Mechanism-learning coupling paradigms for parameter inversion and simulation in earth surface systems. *Science China Earth Sciences*, 66(3): 568-582 (沈焕锋, 张良培. 2023. 地球表层特征参量反演与模拟的机理—学习耦合范式. *中国科学: 地球科学*, 53(3): 546-560) [DOI: 10.1360/SSTe-2022-0089]
- Shen M, Cao Z G, Xie L Q, Zhao Y Y, Qi T C, Song K S, Lyu L, Wang D, Ma J and Duan H T. 2023. Microcystins risk assessment in lakes from space: implications for SDG 6.1 evaluation. *Water Research*, 245: 120648 [DOI: 10.1016/j.watres.2023.120648]
- Shen M, Duan H T, Cao Z G, Xue K, Qi T C, Ma J G, Liu D, Song K S, Huang C L and Song X Y. 2020. Sentinel-3 OLCI observations of water clarity in large lakes in eastern China: implications for SDG 6.3.2 evaluation. *Remote Sensing of Environment*, 247: 111950 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111950]
- Singh N K, Van Meter K J and Basu N B. 2023. Widespread increases in soluble phosphorus concentrations in streams across the trans-boundary Great Lakes Basin. *Nature Geoscience*, 16(10): 893-900 [DOI: 10.1038/s41561-023-01257-5]
- Tahsin S, Medeiros S C and Singh A. 2021. Consistent long-term monthly coastal wetland vegetation monitoring using a virtual satellite constellation. *Remote Sensing*, 13(3): 438 [DOI: 10.3390/RS13030438]
- Wang J W, Wang Y C, Lee Z, Wang D S, Chen S G and Lai W D. 2022a. A revision of NASA SeaDAS atmospheric correction algorithm over turbid waters with artificial Neural Networks estimated remote-sensing reflectance in the near-infrared. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 194: 235-249 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.10.014]
- Wang W J, Shi K, Wang X W, Zhang Y L, Qin B Q, Zhang Y B and Woolway R I. 2024. The impact of extreme heat on lake warming in China. *Nature Communications*, 15: 70 [DOI: 10.1038/s41467-023-44404-7]
- Wang W J, Shi K, Zhang Y B, Li N, Sun X, Zhang D, Zhang Y L, Qin B Q and Zhu G W. 2022b. A ground-based remote sensing system for high-frequency and real-time monitoring of phytoplankton blooms. *Journal of Hazardous Materials*, 439: 129623 [DOI: 10.1016/j.jhazmat.2022.129623]
- Wang X C, Feng L, Qi W, Cai X B, Zheng Y, Gibson L, Tang J, Song X P, Liu J G, Zheng C M and Bryan B A. 2022c. Continuous loss of global lake ice across two centuries revealed by satellite observations and numerical modeling. *Geophysical Research Letters*, 49(12): e2022GL099022 [DOI: 10.1029/2022GL099022]
- Wang X W, Shi K, Zhang Y L, Qin B Q, Zhang Y B, Wang W J, Woolway R I, Piao S and Jeppesen E. 2023. Climate change drives rapid warming and increasing heatwaves of lakes. *Science Bulletin*, 68(14): 1574-1584 [DOI: 10.1016/j.scib.2023.06.028]
- Werther M, Odermatt D, Simis S G H, Gurlin D, Lehmann M K, Kutser T, Gupana R, Varley A, Hunter P D, Tyler A N and Spyarakos E. 2022. A Bayesian approach for remote sensing of chlorophyll-a and associated retrieval uncertainty in oligotrophic and mesotrophic lakes. *Remote Sensing of Environment*, 283: 113295 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113295]
- Woolway R I, Jennings E, Shatwell T, Golub M, Pierson D C and Maberly S C. 2021a. Lake heatwaves under climate change. *Nature*, 589(7842): 402-407 [DOI: 10.1038/s41586-020-03119-1]
- Woolway R I, Kraemer B M, Lenters J D, Merchant C J, O'Reilly C M and Sharma S. 2020. Global lake responses to climate change. *Nature Reviews Earth and Environment*, 1(8): 388-403 [DOI: 10.1038/s43017-020-0067-5]
- Woolway R I, Sharma S and Smol J P. 2022. Lakes in hot water: the impacts of a changing climate on aquatic ecosystems. *BioScience*, 72(11): 1050-1061 [DOI: 10.1093/biosci/biac052]
- Woolway R I, Sharma S, Weyhenmeyer G A, Debolskiy A, Golub M, Mercado-Bettín D, Perroud M, Stepanenko V, Tan Z L, Grant L, Ladwig R, Mesman J, Moore T N, Shatwell T, Vanderkelen I, Austin J A, DeGasperi C L, Dokulil M, La Fuente S, Mackay E B, Schladow S G, Watanabe S, Marcé R, Pierson D C, Thiery W and Jennings E. 2021b. Phenological shifts in lake stratification under climate change. *Nature Communications*, 12: 2318 [DOI: 10.1038/s41467-021-22657-4]
- Woolway R I, Tong Y, Feng L, Zhao G, Dinh D A, Shi H R, Zhang Y L and Shi K. 2024. Multivariate extremes in lakes. *Nature Communications*, 15: 4559 [DOI: 10.1038/s41467-024-49012-7]
- Wulder M A, Hilker T, White J C, Coops N C, Masek J G, Pflugmacher D and Crevier Y. 2015. Virtual constellations for global terrestrial monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 170: 62-76 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.09.001]
- Wulder M A, Roy D P, Radeloff V C, Loveland T R, Anderson M C, Johnson D M, Healey S, Zhu Z, Scambos T A, Pahlevan N, Hansen M, Gorelick N, Crawford C J, Masek J G, Hermosilla T, White J C, Belward A S, Schaaf C, Woodcock C E, Huntington J L, Lymburner L, Hostert P, Gao F, Lyapustin A, Pekel J F, Strolb P and Cook B D. 2022. Fifty years of Landsat science and impacts. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113195 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113195]
- Xu F L, Zhang G Q, Woolway R I, Yang K, Wada Y, Wang J D and Crétau J F. 2024. Widespread societal and ecological impacts from projected Tibetan Plateau lake expansion. *Nature Geoscience*, 17(6): 516-523 [DOI: 10.1038/s41561-024-01446-w]
- Xue C Y, Zhang Q, Jia YX and Yuan S Y. 2023. Intensifying drought of Poyang Lake and potential recovery approaches in the dammed middle Yangtze River catchment. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 50: 101548 [DOI: 10.1016/j.ejrh.2023.101548]
- Yao F F, Livneh B, Rajagopalan B, Wang J D, Crétau J F, Wada Y and Berge-Nguyen M. 2023. Satellites reveal widespread decline in global lake water storage. *Science*, 380(6646): 743-749 [DOI: 10.1126/science.1254444]

- 10.1126/science.abo2812]
- Zeng F X, Song C Q, Cao Z G, Xue K, Lu S L, Chen T and Liu K. 2023. Monitoring inland water via Sentinel satellite constellation: a review and perspective. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 204: 340-361 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs. 2023. 09.011]
- Zhang D, Shi K, Wang W J, Wang X W, Zhang Y L, Qin B Q, Zhu M Y, Dong B L and Zhang Y B. 2024. An optical mechanism-based deep learning approach for deriving water trophic state of China's lakes from Landsat images. *Water Research*, 252: 121181 [DOI: 10.1016/j.watres.2024.121181]
- Zhang G L, Gu X H, Zhao T, Zhang Y L and Xu L G. 2023. Ecological and environmental changes and protection measures of lakes in China. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 38(3): 358-364 (张甘霖, 谷孝鸿, 赵涛, 张运林, 徐力刚. 2023. 中国湖泊生态环境变化与保护对策. *中国科学院院刊*, 38(3): 358-364) [DOI: 10. 16418/j.issn.1000-3045.20230120004]
- Zhang Y L, Deng J M, Qin B Q, Zhu G W, Zhang Y J, Jeppesen E and Tong Y D. 2022. Importance and vulnerability of lakes and reservoirs supporting drinking water in China. *Fundamental Research*, 3(2): 265-273 [DOI: 10.1016/j.fmre.2022.01.035]
- Zhao H K, Zhou Y D, Wu H D, Kutser T, Han Y C, Ma R H, Yao Z W, Zhao H D, Xu P T, Jiang C C, Gu Q L, Ma S Z, Wu L Y, Chen Y, Sheng H Y, Wan X P, Chen W T, Chen X L, Bai J, Wu L, Liu Q, Sun W B, Yang S H, Hu M, Liu C and Liu D. 2023. Potential of Mie-Fluorescence-Raman lidar to profile chlorophyll a concentration in inland waters. *Environmental Science and Technology*, 57(38): 14226-14236 [DOI: 10.1021/acs.est.3c04212]
- Zhi W, Appling A P, Golden H E, Podgorski J and Li L. 2024. Deep learning for water quality. *Nature Water*, 2(3): 228-241 [DOI: 10. 1038/s44221-024-00202-z]
- Zhi W, Klingler C, Liu J T and Li L. 2023. Widespread deoxygenation in warming rivers. *Nature Climate Change*, 13(10): 1105-1113 [DOI: 10.1038/s41558-023-01793-3]

Recent advances in lake remote sensing in the AI era

DUAN Hongtao^{1,2}, SHEN Ming^{1,2}, LUO Juhua^{1,2}, SUN Zhe^{1,2}, CHEN Panpan^{3,4}, QIU Zhiqiang^{3,4},
ZHANG Kaili^{3,4}, SI Yunrui^{1,2}, YANG Chen^{1,2}, QI Tianci^{1,2}

1. Key Laboratory of Lake and Watershed Sciences, Nanjing Institute of Geography and Limnology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 211135, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Nanjing (UCASNJ), Nanjing 211135, China;

3. Shaanxi Key Laboratory of Earth Surface System and Environment Carrying Capacity, Northwest University, Xi'an 710127, China;

4. College of Urban and Environmental Sciences, Northwest University, Xi'an 710127, China

Abstract: With the intensification of climate change and human activities, lake ecosystems are undergoing significant changes in hydrological processes, thermodynamic characteristics, and ecological equilibrium, exhibiting complex spatiotemporal response patterns. The rapid advancement of deep learning and other AI technologies has significantly enhanced the role of remote sensing big data in revealing spatiotemporal changes in lakes. Building upon previous research, this paper systematically reviews the latest developments in the field of lake remote sensing in the AI era, emphasizing the growing attention to climate change, particularly the comprehensive responses of lakes under increasing occurrences of extreme weather events like heatwaves. To address the rapid changes in lake ecosystems at different spatial and temporal scales, remote sensing observations are transitioning from single data sources to a multi-source integrated observation model of “virtual constellations + sky-ground integrated networking,” greatly enhancing the accuracy and coverage of dynamic lake monitoring across multiple scales and dimensions. Furthermore, remote sensing models are evolving from traditional empirical/mechanistic models to a dual-driven mechanism of “explicit mechanistic models + implicit machine learning models,” gradually improving the simulation and predictive capabilities of hydrological, thermodynamic, and biological processes. This paper also explores the integration of remote sensing big data with intelligent AI algorithms, highlighting their potential applications in long-term monitoring and future scenario predictions, offering insights into understanding the dynamic changes and trends of lakes under complex environmental pressures.

Key words: lake remote sensing, AI, climate change, algorithm

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42425104, U2243205)