

DOI:10.3880/j.issn.1004-6933.2022.03.016

# 基于遥感的内陆水体水质监测研究进展

王波<sup>1</sup>, 黄津辉<sup>1</sup>, 郭宏伟<sup>1</sup>, 许旺<sup>2</sup>, 曾清怀<sup>2</sup>, 麦有全<sup>2</sup>, 祝晓瞳<sup>1</sup>, 田上<sup>1</sup>

(1. 南开大学环境科学与工程学院中加水与环境安全联合研发中心, 天津 300350;

2. 深圳市环境监测中心站, 广东 深圳 518049)

**摘要:**从遥感数据、反演方法和水质参数三方面综述了水质遥感监测的研究进展,介绍了国内外常用遥感数据,对比了分析法、经验法、半经验法、机器学习和综合法五种反演方法的优缺点,总结了叶绿素a、悬浮物、有色可溶性有机物等光敏参数和化学需氧量、生化需氧量、总磷和总氮等非光敏参数的研究进展。目前内陆水体水质遥感监测在卫星传感器的针对性、反演算法的时空局限性、水质参数光谱特征的复杂性、大气校正的精确性和特殊类型水体的水质监测等方面还存在问题;指出未来水质遥感监测应围绕新型遥感数据、通用反演模型、不同光谱特征、精确大气校正和特殊水体分类等方面开展。

**关键词:**水质监测;内陆水体;遥感数据;反演方法;水质参数

**中图分类号:**X87 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2022)03-0117-08

**Progress in research on inland water quality monitoring based on remote sensing**// WANG Bo<sup>1</sup>, HUANG Jinhui<sup>1</sup>, GUO Hongwei<sup>1</sup>, XU Wang<sup>2</sup>, ZENG Qinghui<sup>2</sup>, MAI Youquan<sup>2</sup>, ZHU Xiaotong<sup>1</sup>, TIAN Shang<sup>1</sup> (1. Sino-Canadian Joint Research and Development Centre for Water and Environmental Safety, College of Environmental Science and Engineering, Nankai University, Tianjin 300350, China; 2. Shenzhen Environment Monitoring Center, Shenzhen 518049, China)

**Abstract:** Progress in research on water quality monitoring using remote sensing were reviewed from the aspects of remote sensing data, retrieval methods, and water quality parameters. Remote sensing data commonly used at home and abroad were introduced. The advantages and disadvantages of five retrieval methods (the analytic method, empirical method, semi-empirical method, machine learning, and comprehensive method) were compared. The research on optically active parameters (chlorophyll-a, suspended matter, and colored dissolved organic matter) and non-optically active parameters (chemical oxygen demand, biochemical oxygen demand, total phosphorus, and total nitrogen) was summarized. At present, there are still some problems in inland water quality monitoring using remote sensing, regarding the pertinence of satellite sensors, the spatiotemporal limitation of retrieval methods, the complexity of spectral characteristics of water quality parameters, the accuracy of atmospheric correction, and the water quality monitoring of special types of water. It is pointed out that the remote sensing monitoring of water quality in the future should focus on new remote sensing data, general retrieval models, different spectral characteristics, accurate atmospheric correction, and classification of special water types.

**Key words:** water quality monitoring; inland water; remote sensing data; retrieval method; water quality parameter

随着全球气候变化和人类活动的影响,许多内陆水体面临水质下降、水体富营养化和水生生态系统破坏等一系列问题<sup>[1]</sup>。水质监测作为水生态环境管理的一个重要环节,对保护水环境、控制水污染和维护水环境的健康具有重要作用。传统水质监测主要采用现场水样采集和实验室测定的方法,虽然可监测的参数多,精度较高,但费时费力,经济成本高,

并且单点尺度的水质难以代表整个水域的水质状况<sup>[2]</sup>。

遥感技术具有范围广、速度快和成本低等优势,可以满足实时和大尺度的水质监测需求<sup>[3]</sup>,同时可以揭示常规方法难以发现的污染物和污染物的迁移和分布特征。水质遥感监测通过研究卫星遥感数据和实测水质数据之间的关系,构建水质参数的反演

基金项目:国家重点研发计划(2016YFC0400709)

作者简介:王波(1996—),男,硕士研究生,主要从事水质遥感研究。E-mail: curry010519@163.com

通信作者:黄津辉(1969—),女,教授,博士,主要从事生态水文研究。E-mail: huangji@nankai.edu.cn

模型<sup>[4]</sup>, 以此获取整个水域水质的空间分布和变化。

自 20 世纪 70 年代以来, 水质遥感监测逐渐从定性分析发展到定量反演, 建立了分析、经验、半经验和机器学习等多种反演模型, 大量新型卫星的发射为水质监测提供了更多遥感数据源, 多种水质参数的反演取得了优异成果<sup>[5-7]</sup>。但是, 与海洋遥感监测相比, 水域光学复杂性、卫星传感器针对性、大气校正精确性以及其他一些尚未解决的问题给内陆水体水质遥感监测带来了诸多挑战, 因此需要进一步促进对内陆水体水质遥感监测研究的理解和应用。本文从遥感数据、反演方法和水质参数 3 个方面阐述内陆水体水质遥感监测的研究进展, 提出当前水质遥感监测中存在的主要问题以及未来工作需要关注的重点, 以期为内陆水体水质监测提供参考。

## 1 水质遥感监测常用数据源

在内陆水体的水质遥感监测中, 常用的遥感数据源包括美国陆地卫星系列 (Landsat 1-8)、中分辨率成像光谱仪 (moderate resolution imaging spectroradiometer, MODIS)、Sentinel-2 (表 1) 和部分国产卫星系列等。因此, 本文重点阐述 Landsat 系列、MODIS、Sentinel-2 和部分国产卫星系列在内陆水体水质监测中的应用。

### 1.1 Landsat 系列

多光谱扫描仪 (multispectral scanner, MSS) 是 Landsat 1-5 和 Landsat 7 携带的传感器。Carpenter 等<sup>[8]</sup>利用 MSS 对淡水湖的浊度和藻类色素浓度进行了建模和预测, 证明了该数据源可用来反演水体中的水质参数。但 MSS 影像波段较宽, 空间分辨率较低, 不适合用于监测叶绿素含量较低、悬浮物含量很高的内陆水体<sup>[9]</sup>。

专题制图仪 (thematic mapper, TM) 是 Landsat 4 和 Landsat 5 携带的传感器。自发射至今, TM 工作状态良好, 数据获取便利, 虽然不是专门针对内陆水体水质遥感研究, 但仍因其较高的空间、光谱和辐射分辨率, 在内陆水体水质监测中被广泛使用。

表 1 Landsat 系列、MODIS 和 Sentinel-2 数据对比

Table 1 Comparison of Landsat series, MODIS, and Sentinel-2 data

| 卫星数据             | 波段数 | 时间分辨率/d                               | 空间分辨率/m  | 辐射分辨率/bit |
|------------------|-----|---------------------------------------|--|-----------|
| Landsat MSS      | 4   | 18 (Landsat 1-3), 16 (Landsat 4-5, 7) | 80 (所有波段)  | 6         |
| Landsat TM       | 7   | 16                                    | 30 (波段 1-5, 7), 120 (波段 6)                           | 8         |
| Landsat ETM +    | 8   | 16                                    | 30 (波段 1-5, 7), 60 (波段 6), 15 (波段 8)                 | 8         |
| Landsat OLI-TIRS | 11  | 16                                    | 30 (波段 1-7, 9), 15 (波段 8), 100 (波段 10-11)            | 12        |
| MODIS            | 36  | 1                                     | 250 (波段 1-2), 500 (波段 3-7), 1000 (波段 8-36)           | 12        |
| Sentinel-2       | 13  | 5                                     | 10 (波段 2-4, 8), 20 (波段 5-8A, 11-12), 60 (波段 1, 9-10) | 12        |

Hafeez 等<sup>[10]</sup>通过比较 Landsat TM 反射率数据和原位反射率数据评估多种机器学习模型的性能, 结果表明神经网络模型可用于具有光学复杂性的沿海水域的水质监测和评估。

增强型专题制图仪 (enhanced thematic mapper plus, ETM +) 是 Landsat 7 携带的传感器。ETM + 因增加了一个全色波段, 在红外波段的分辨率更高, 数据信息量更丰富。Lin 等<sup>[11]</sup>用 Landsat ETM + 和机器学习算法确定湖泊藻类生物量的准确性, 结果表明模型在分析藻类状况的时间变化方面很有效。但 Landsat 7 的扫描行校正器 (scan lines corrector, SLC) 曾发生故障, 致使部分图像出现重叠和丢失<sup>[12]</sup>, 异常数据需要通过模型校正, 这限制了其在水质遥感监测中的应用。

陆地成像仪 (operational land imager, OLI)-热红外传感器 (thermal infrared sensor, TIRS) 是 Landsat 8 携带的传感器。与 ETM + 相比, OLI 增加了一个短波近红外波段, 主要用于卷云检测和数据质量评价等, TIRS 主要用于地表温度反演和土壤湿度评价等。Landsat 8 波段组合多, 数据应用范围广。Cao 等<sup>[13]</sup>基于 Landsat 8 影像, 利用极限梯度增强树模型开发了一种估计浑浊湖水中叶绿素 a 浓度的算法, 绘制了 2013—2018 年中国东部数百个大于 1 km<sup>2</sup> 的湖泊中叶绿素 a 浓度的时空变化。

### 1.2 MODIS

MODIS 是搭载在美国 EOS 卫星上最重要的光学传感器, 可用于对陆表、生物圈、固态地球、大气和海洋进行长期全球观测<sup>[14]</sup>。MODIS 具有较高的时间分辨率, 数据接收相对简单, 全球免费获取, 相比其他卫星遥感数据提供了有助于辐射校正的大气廓线数据, 在未来的水质监测中具有巨大的发展潜力。Chang 等<sup>[15]</sup>利用 MODIS 影像和遗传规划模型研究了美国坦帕湾总磷的时空变化规律, 阐明了由自然灾害和人为扰动引起的耦合动态影响。Wang 等<sup>[16]</sup>利用 2000—2017 年 MODIS 数据揭示了中国水质清晰度的长期时空变化趋势, 探讨了不同地区的湖泊清晰度和经济发展以及气候变化的关系。

### 1.3 Sentinel-2

Sentinel-2 由两颗高分辨率多光谱成像卫星 2A 和 2B 组成,主要用于监测近岸水体和大气中的气溶胶,以及在红边范围内植被的健康信息。Sentinel-2 在可见光/近红外到短波红外光谱范围中具有 13 个通道,为沿海和内陆水域的水质监测提供了合适的数据源,已经成为近些年最流行的多光谱遥感反演数据源之一。

Saberioon 等<sup>[17]</sup>以 Sentinel-2A 的 10 个光谱波段和 19 个光谱指数的组合作为自变量训练 Cubist 模型,生成叶绿素 a 和总悬浮物的空间分布图,监测小型内陆水体的生物物理状态。Pahlevan 等<sup>[18]</sup>利用大量原位叶绿素 a 测量值和重采样的高光谱辐射数据模拟 Sentinel-2 携带的多光谱成像仪,训练并验证混合密度网络模型,用 3 种不同的大气校正方法获得了准确的叶绿素 a 分布图。

### 1.4 国产卫星系列

自 2008 年以来,中国生态环境部卫星应用中心发射了一系列针对环境监测的中/高空间分辨率的卫星,包括环境系列卫星(HJ-1A/B 和 HJ-1C)、高分系列卫星(GF 1-7)等,这些卫星被成功地应用于内陆水体的水质监测和蓝藻富营养化预测<sup>[19]</sup>。

孙宏亮等<sup>[20]</sup>利用 HJ-1A/B 卫星多光谱数据反演香港近海海域叶绿素 a 浓度,明晰了该海域近 10 年的叶绿素 a 浓度时空变化特征。Lu 等<sup>[21]</sup>基于 GF 1 卫星遥感数据提出了一种城市水体总磷浓度的间接反演算法,结果表明广州河道的大部分水体为Ⅲ类和Ⅳ类,符合一般工业用水和娱乐用水的标准。

## 2 水质遥感监测方法

20 世纪 70 年代初,遥感监测技术开始应用于水体研究,从单一的水域识别逐渐发展到水质参数的定量反演。20 世纪 80 年代后,多光谱数据和高光谱数据的涌现推动了遥感技术的快速进步,随着水质参数的光谱特性和算法研究的不断深入,水质遥感监测方法经历了分析法、经验法、半经验法、机器学习和综合法的发展历程。

### 2.1 分析法

分析法是以生物-光学模型为基础的水质反演方法。该方法利用辐射传输模型模拟光在大气和水体中的传播过程,利用遥感测得的水体反射率计算水质参数的特征吸收系数和后向散射系数,建立反射光谱与水质参数之间的关系<sup>[22]</sup>。

分析法具有严格的物理意义,模型稳定性好,反演精度较高,适用性强,不需要大量的地面实测水质

数据作支撑。但这一方法基于已知水体中水质参数的光谱特性,在初次建立模型时需要测量固有光学量和表观光学量,如 Li 等<sup>[23]</sup>在浅水内陆有色可溶性有机物(colored dissolved organic matter, CDOM)的时空变化研究中测量了 CDOM 的吸收系数和不同波长的遥感反射率等。这些参数需要通过实验手段或野外观测得出,其中部分参数随监测水域的不同而变化<sup>[24]</sup>,因此分析法在水质监测实际应用中的效果并不理想。

### 2.2 经验法

经验法是以多光谱遥感数据为基础的水质反演方法。该方法依据遥感影像数据和地面实测数据之间的关系,选取相关系数最高的波段或波段组合用于统计回归分析,获得水质参数的最佳反演模型。Majid 等<sup>[25]</sup>利用经验算法和神经网络算法估算香港沿海地区的叶绿素 a 和悬浮物浓度,其中用到的波段组合方法包括相加、相减、相乘、相除、平均和取对数。

经验法利用简单易用的回归模型构建相对复杂的关系,能在一定程度上提高水质反演的精度,但也存在一些缺陷<sup>[26]</sup>。首先,经验法容易受到地域和时间的限制,通用性较差;其次,经验法需要以大量实测数据为基础才能达到理想的水质反演精度;此外,经验法在实测数据的影响下只能反演一定浓度范围内的水质参数,超出这个范围后,反演结果的误差明显增大;最后,经验法因缺乏物理依据往往导致遥感影像和水质数据的关系得不到有效保证,模型的准确性难以得到保障。

### 2.3 半经验法

半经验法是以高光谱遥感数据为基础的水质反演方法。该方法通过水质参数的光谱特征和实测数据的关系获得最佳波段或波段组合,选取合适的数学统计分析模型(线性回归、指数/对数函数回归、多项式回归、主成分分析和聚类分析等)反演水质参数。林剑远等<sup>[27]</sup>利用半经验法定量反演城市河网水质,建立了四种水质参数的线性、二次多项式、指数和幂模型。

半经验法充分利用了水质参数的光谱特征,兼顾了遥感影像数据和实测水质数据之间的统计关系<sup>[28]</sup>,是目前最常用的水质反演方法。但半经验法仍有较强的时空局限性,针对不同类型、不同地区和不同季节的水体需要寻找合适的数学统计模型,提高模型的通用性。

### 2.4 机器学习

机器学习是指通过某些算法指导计算机利用已知数据得出适当模型,并利用此模型对新数据进行

分析或者预测的过程<sup>[29]</sup>。近年来,随着人工智能技术的发展,越来越多的研究把机器学习理论融入水质遥感监测中。

水体中复杂的光谱特征导致水质遥感监测在本质上是一个非线性的反演过程。机器学习具有较强的适应性、组织性和容错性,可以通过持续不断的学习、校正和误差反馈提升遥感反演模型的精度和泛化能力,适合模拟遥感影像和水质参数间错综复杂的关系。目前,应用于水质反演的机器学习模型包括随机森林<sup>[30]</sup>、支持向量机<sup>[31]</sup>、神经网络<sup>[32]</sup>等。

机器学习在许多水质遥感监测研究中表现优异,但构建遥感反演模型需要大量的训练样本,同时校正参数会增加模型训练的时间成本,因此如何平衡模型复杂程度和计算效率至关重要<sup>[33]</sup>。此外,机器学习的理论基础有待完善,模型结果的可解释性有待提高,模型的普遍适用性有待增强。

### 2.5 综合法

单一的水质遥感监测方法均存在各自的局限性,如叶绿素 a 的经验模型通常基于与其光吸收和发射特性相关的物理原理,一般依赖光谱波段中的绿色、蓝色、红色和近红外波段<sup>[34]</sup>。但不同水体的物理特征、组成成分和藻类种群具有很大差异,这些因素都会影响经验模型的适用性。综合法是指通过比较或结合几种甚至更多的水质遥感监测方法,发挥每种水质监测方法的优势,在充分利用水质参数光谱特征的基础上提高水质反演精度,增强模型的通用性。

Hansen 等<sup>[35]</sup>使用经验法和多元线性逐步回归方法建立叶绿素 a 分季节的遥感反演模型,结果表明与传统的经验模型相比,数据驱动的机器学习方法较好地改进了模型拟合效果,利用其他波段所含信息有助于解释湖泊特定的光学特性,如悬浮物、水色组分和季节特定的藻类种群。Pahlevan 等<sup>[36]</sup>通过高光谱数据反演不同区域的叶绿素 a,选择传统的固有光学量和叶绿素 a 算法与混合密度网络算法做对比,显著改进了叶绿素 a 的反演结果,证明了混合密度网络模型可用于内陆和沿海水域的高精度叶绿素 a 浓度监测。

## 3 水质遥感监测参数

根据水体中不同物质对光辐射的吸收和散射性质,水质遥感监测参数分为光敏参数和非光敏参数。光敏参数是指有明显光学特性的水质参数,主要包括叶绿素 a、悬浮物和有色可溶性有机物等;非光敏参数是指无明显光学特性的水质参数,主要包括化学需氧量(COD)、生化需氧量(BOD)、总磷(TP)和

总氮(TN)等。

### 3.1 叶绿素 a

叶绿素 a 是衡量水体富营养化程度的重要指标之一,不仅体现浮游植物的生物量和初级生产力<sup>[37]</sup>,而且影响水体的反射光谱特征。国内外学者针对不同研究区域建立了许多叶绿素 a 的遥感反演模型<sup>[38-39]</sup>,但叶绿素 a 具有明显的季节变化特征,同时悬浮物和 CDOM 的存在会使水体光谱特征发生显著变化,掩盖叶绿素 a 的光谱吸收特性<sup>[40]</sup>,因此这些模型仍存在精度不够高和适用性不够强等问题。

Pulliainen 等<sup>[41]</sup>根据叶绿素 a 的年最大浓度将湖泊划分为 4 类,利用机载 AISA 成像光谱仪数据显著提高了叶绿素 a 浓度的反演精度,并发现湖泊水体的营养和腐殖质状态对遥感光谱形态特征有很大影响。Blix 等<sup>[42]</sup>开发了一种模型自动选择算法,选取 3 种匹配数据集模拟复杂的水体条件,通过 4 种特征分级方法和 3 种机器学习回归模型估算了全球和光学复杂水域的叶绿素 a 浓度。徐逸等<sup>[43]</sup>借助 4 种机器学习模型反演太湖叶绿素 a 浓度,发现样本中叶绿素 a 浓度的高低会影响部分模型的精度、稳定性和鲁棒性,最终导致反演结果存在一定误差。He 等<sup>[44]</sup>利用原位叶绿素 a 实测值和 MODIS 数据构建反演模型,依据贝叶斯最大熵理论和支持向量机估算了 2017 年 1 月 1 日至 12 月 31 日期间圣劳伦斯湾的叶绿素 a 日浓度。

### 3.2 悬浮物

悬浮物是水环境监测和评价的重要指标之一,主要包括悬浮泥沙(无机悬浮颗粒)和有机悬浮颗粒,其组成成分、颗粒分布和含量高低直接影响水体的透明度、浑浊度和水色等光学性质<sup>[45]</sup>。悬浮物是最早应用遥感估测的水质参数,大量遥感反演模型已经广泛应用于悬浮物的定量监测和时空分布特征等研究<sup>[46]</sup>,但由于水体环境的复杂性和悬浮物自身的迁移变化,这些模型仍存在时空局限性。

1973 年,Williamson 等<sup>[47]</sup>在利用 Landsat MSS 数据定量反演切萨比克海湾悬浮物的过程中,首次发现单波段反射率与原位悬浮物的实测值存在良好的线性回归关系。Deluca 等<sup>[48]</sup>将 MODIS Aqua 的附加波段作为机器学习模型的输入变量,证明随机森林在保持交叉验证数据集上的性能比单波段算法略胜一筹,并且在总悬浮物高含量条件下具有特别的优势。Peterson 等<sup>[49]</sup>开发了一种基于 Landsat 影像和极端学习机模型的悬浮物定量反演方法,利用该模型对 1982—2018 年的密西西比河水系进行了

长期监测。

### 3.3 有色可溶性有机物

CDOM 是决定自然水体水色的重要生物光学参数之一,在内陆水体中通常利用 CDOM 在 440 nm 波长处的吸收系数表示其浓度高低<sup>[50]</sup>。CDOM 在水质遥感监测中的研究起步较晚,最初致力于消除 CDOM 对其他水质参数光谱信息的干扰和建立遥感反演 CDOM 浓度的方法,但研究区大多集中在浓度较低且空间分布均匀的海洋水体<sup>[51]</sup>,针对内陆水体(如河口、近岸和水库等)的研究相对较少。

Gitelson 等<sup>[52]</sup>模拟上行辐亮度光谱和水质参数浓度之间的相关关系,开发了内陆水体水质实时监测的定量遥感方法,提出了计算 CDOM 的回归算法。Ana 等<sup>[53]</sup>基于多种数据源反演不同类型水体的 CDOM,比较了机器学习模型和传统经验算法的结果,突出了以所有波段作为输入变量后高斯过程回归模型的良好性能。Zhang 等<sup>[54]</sup>利用最小绝对收缩和选择算子算法开发了新的 CDOM 反演算法,结果表明该算法在原位生物光学数据集和合成数据集下表现出优异的性能,并且算法所选择的特征具有良好的生化可解释性。

### 3.4 非光敏参数

非光敏参数的光学特性较弱,信噪比较低,无法利用遥感直接反演<sup>[55]</sup>,往往需要借助半经验法或机器学习模型进行间接遥感分析。孙骄阳<sup>[56]</sup>采用 12 种机器学习算法反演密云水库的 TP、TN、COD 和氨氮,分析这四种水质参数在时空尺度上的变化并对水质波动范围进行分类,结果表明密云水库总体质量较好,常年为 II 类水。Zhang 等<sup>[57]</sup>开发了一种新型贝叶斯概率神经网络模型,用其定量预测 TP、TN、COD 和 BOD 等水质参数,四种水质参数实测值和预测值的相关性系数大小均在 0.9 以上,实现了广东省茂州河的大规模水质监测和污染源定位。Guo 等<sup>[58]</sup>基于 Sentinel-2 影像提供了一种针对小型水体非光敏参数(TP、TN 和 COD)监测的新策略,通过优化机器学习模型和图像波段选择显著提高了非光敏参数的反演性能。

## 4 存在的问题

当前,我国地表水环境质量总体保持持续改善的势头,但从水生态环境保护的整体性来看,不平衡、不协调的问题依然突出。水质遥感监测在水生态环境保护中表现出广阔的应用前景,但内陆水体水质遥感监测的基础研究仍然不够充分,理论和方法也不够成熟,尚有许多问题存在:

a. 卫星传感器的分辨率问题。不同遥感数据

源在时间分辨率、空间分辨率、光谱分辨率和辐射分辨率上各有优势和缺陷,这对水质参数提取的精度有着重要影响。内陆水体面积较小,组成成分复杂,受人为活动的影响比较严重,需要长期、连续和高精度的动态监测。

b. 水质反演算法的时空局限性。内陆水体光学特性具有较强的区域性和季节性特点,即使同一水域也有光学深水区和光学浅水区之分。虽然许多遥感反演算法大幅提升了内陆水体水质反演的精度,但因缺乏理论基础导致可解释性较差,仍然有较强的时空局限性。

c. 水质参数的反演种类和反演机理问题。光敏参数的研究已经日趋成熟,但水体中叶绿素 a、悬浮物和 CDOM 间相互的光谱特征干扰仍受到广泛关注,此外非光敏参数的反演种类依然较少,反演机理尚不明晰,反演模型仍需发展,模型精度也有待提高。

d. 大气校正模型问题。国内外学者提出了很多大气校正模型,但利用标准大气剖面数据直接进行大气校正的误差较大,且不同地区的大气剖面状态不同。因此,内陆水体的大气校正需要考虑气溶胶光学特性的复杂性和水面反射光校正的不确定性。

e. 特殊类型水体的水质监测问题。内陆水体的水环境问题依旧存在,针对黑臭水体、富营养化水体和浊度较高水体的水质反演仍是水质遥感监测研究的重点和难点。这些水体光谱特性复杂,水质影响因素众多,水质参数的遥感反演进展缓慢,遥感监测的精度较低。

## 5 研究展望

近年来,水生态健康受到高度重视。生态环境部在 2019 年启动了重点流域“十四五”规划编制工作,印发了《重点流域水生态环境保护“十四五”规划编制技术大纲》,将重点流域规划名称由“水污染防治”调整为“水生态环境保护”,体现了新时期流域生态环境保护工作的新要求。利用遥感技术监测内陆水体的水质状况为水生态环境保护提供了新思路和新方法,不仅节省了大量人力、物力和财力,同时也促进了环境保护部门高效掌握和监管水生态环境的实时状况。目前,基于遥感的内陆水体水质监测研究仍需补充和加强,未来应重点关注以下几个方面:

a. 深度融合多种遥感数据源以实现不同时空尺度下的水质反演。未来应充分结合微波遥感与可见光或红外数据,加强高光谱技术在内陆水体水质

遥感监测中的应用,发展专门针对内陆水体(如湖泊、水库等)水质遥感监测的传感器。

**b.** 生物-光学模型是建立在光学传输物理过程中的通用模型,未来应深入研究水质参数的内在光学特性与表面反射率或离水辐亮度之间的理论关系,将生物-光学模型和经验法、半经验法、机器学习模型等相结合,建立没有时间 and 空间特殊性的反演模型。

**c.** 深入研究水体中不同组分的光谱特征及其差异,发现各水质参数的光谱响应曲线特征,了解不同水质参数之间光谱相互影响的规律,同时扩大水质参数的监测种类,增强非光敏参数的可行性分析和定量遥感监测,建立不同水质参数的光谱特征数据库。

**d.** 内陆水体大气校正算法应区分大气和水体物质对传感器总信息贡献的解耦方法,考虑水域上空不同类型气溶胶潜在的复杂混合,同时减少或消除水面反射光的干扰。未来应加强对水体光谱特性和机理模型的研究,发展针对内陆水体水质遥感的精确大气校正模型。

**e.** 内陆水体的水质遥感监测应先通过水体分类构建不同时空尺度下的反演模型,再逐步扩大研究区域和研究对象,获得精度高和应用广的统一模型,最终形成一套完整的内陆水体遥感监测体系,为未来的水质遥感监测奠定坚实的基础。

## 参考文献:

- [ 1 ] PALMER S C J, KUSTER T, HUNTER P D. Remote sensing of inland waters: challenges, progress and future directions [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 157:1-8.
- [ 2 ] 陈楠,望志方. 湖北省水环境遥感监测示范系统的设计与应用 [ J ]. *水资源保护*, 2013, 29 ( 1 ) : 91-94. ( CHEN Nan, WANG Zhifang. Design and application of water environment remote sensing monitoring demonstration system in Hubei Province [ J ]. *Water Resources Protection*, 2013, 29 ( 1 ) : 91-94. ( in Chinese ) )
- [ 3 ] LI J, PEI Y, ZHAO S, et al. A review of remote sensing for environmental monitoring in China [ J ]. *Remote Sensing*, 2020, 12 ( 7 ) : 1130.
- [ 4 ] XIONG Y, RAN Y, ZHAO S, et al. Remotely assessing and monitoring coastal and inland water quality in China: progress, challenges and outlook [ J ]. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, 2020, 50 ( 12 ) : 1266-1302.
- [ 5 ] RITCHIE J C, SCHIEBE F R, MCHENRY J R. Remote sensing of suspended sediments in surface water [ J ].

*Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1976, 42 ( 12 ) : 1539-1545.

- [ 6 ] HOLYER R J. Toward universal multispectral suspended sediment algorithms [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 1978, 7 ( 4 ) : 323-338.
- [ 7 ] 黄耀欢,王浩,肖伟华,等. 内陆水体环境遥感监测研究评述 [ J ]. *地理科学进展*, 2010, 29 ( 5 ) : 549-556. ( HUANG Yaohuan, WANG Hao, XIAO Weihua, et al. The review of inland water environment monitoring based on remote sensing [ J ]. *Progress in Geography*, 2010, 29 ( 5 ) : 549-556. ( in Chinese ) )
- [ 8 ] CARPENTER D J, CARPENTER S M. Modeling inland water quality using Landsat data [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 1983, 13 ( 4 ) : 345-352.
- [ 9 ] KLOIBER S M, BREZONIK P L, OLMANSON L G, et al. A procedure for regional lake water clarity assessment using Landsat multispectral data [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 82 ( 1 ) : 38-47.
- [ 10 ] HAFEEZ S, WONG M S, HO H C, et al. Comparison of machine learning algorithms for retrieval of water quality indicators in case-II waters: a case study of Hong Kong [ J ]. *Remote Sensing*, 2019, 11 ( 6 ) : 617.
- [ 11 ] LIN S, NOVITSKI L N, QI J, et al. Landsat TM/ETM + and machine-learning algorithms for limnological studies and algal bloom management of inland lakes [ J ]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2018, 12 ( 2 ) : 1-17.
- [ 12 ] CHANDER G, MARKHAM B L, HELDER D L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM + , and EO-1 ALI sensors [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113 ( 5 ) : 893-903.
- [ 13 ] CAO Z, MA R, DUAN H, et al. A machine learning approach to estimate chlorophyll-a from Landsat-8 measurements in inland lakes [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 248:111974.
- [ 14 ] SHUTLER J D, LAND P E, SMYTH T J, et al. Extending the MODIS 1 km ocean colour atmospheric correction to the MODIS 500 m bands and 500 m chlorophyll-a estimation towards coastal and estuarine monitoring [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 107 ( 4 ) : 521-532.
- [ 15 ] CHANG N B, XUAN Z, YANG Y J. Exploring spatiotemporal patterns of phosphorus concentrations in a coastal bay with MODIS images and machine learning models [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 134: 100-110.
- [ 16 ] WANG S, LI J, ZHANG B, et al. Changes of water clarity in large lakes and reservoirs across China observed from long-term MODIS [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247:111949.
- [ 17 ] SABERIOON M, BROM J, NEDBAL V, et al. Chlorophyll-

- a and total suspended solids retrieving and mapping using Sentinel-2 and machine learning for inland waters [J]. *Ecological Indicators*, 2020, 113:106236.
- [18] PAHLEVAN N, SMITH B, SCHALLES J, et al. Seamless retrievals of chlorophyll-a from Sentinel-2 (MSI) and Sentinel-3 (OLCI) in inland and coastal waters: a machine-learning approach [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 240:111604.
- [19] ZHAO S, WANG Q, LI Y, et al. An overview of satellite remote sensing technology used in China's environmental protection [J]. *Earth Science Informatics*, 2017, 10(2): 137-148.
- [20] 孙宏亮, 何宏昌, 付波霖, 等. 香港近海海域叶绿素 a 定量反演及时空变化分析 [J]. *中国环境科学*, 2020, 40(5): 2222-2229. (SUN Hongliang, HE Hongchang, FU Bolin, et al. Quantitative inversion and analysis of spatio-temporal changes of chlorophyll-a concentration in Hong Kong's coastal waters [J]. *China Environmental Science*, 2020, 40(5): 2222-2229. (in Chinese))
- [21] LU S, DENG R, LIANG Y, et al. Remote sensing retrieval of total phosphorus in the pearl river channels based on the GF-1 remote sensing data [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(9): 1420.
- [22] 王林, 白洪伟. 基于遥感技术的湖泊水质参数反演研究综述 [J]. *全球定位系统*, 2013, 38(1): 57-61 (WANG Lin, BAI Hongwei. Research review on retrieval of water quality parameters about lake based on remote sensing techniques [J]. *GNSS World of China*, 2013, 38(1): 57-61. (in Chinese))
- [23] LI J, YU Q, TIAN Y Q, et al. Spatio-temporal variations of CDOM in shallow inland waters from a semi-analytical inversion of Landsat-8 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 218:189-200.
- [24] OGASHAWARA I, MISHRA D, GITELSON A. Remote sensing of inland waters: background and current state-of-the-art [M] // *Bio-optical modeling and remote sensing of inland waters*. Elsevier, 2017:1-24.
- [25] MAJID N, MOHAMMAD A, AHMAD W. Evaluation of empirical and machine learning algorithms for estimation of coastal water quality parameters [J]. *International Journal of Geo-Information*, 2017, 6(11): 360.
- [26] IOCCG. Remote sensing of ocean colour in coastal, and other optically-complex, waters [M]. Dartmouth; International Ocean-Colour Coordinating Group, 2000.
- [27] 林剑远, 张长兴. 航空高光谱遥感反演城市河网水质参数 [J]. *遥感信息*, 2019, 34(2): 23-29. (LIN Jianyuan, ZHANG Changxing. Inversion of water quality parameters of urban river network using airborne hyperspectral remote sensing [J]. *Remote Sensing Information*, 2019, 34(2): 23-29. (in Chinese))
- [28] CHANG N B, IMEN S, VANNAH B. Remote sensing for monitoring surface water quality status and ecosystem state in relation to the nutrient cycle: a 40-year perspective [J]. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, 2015, 45(2): 101-166.
- [29] SAGAN V, PETERSON K T, MAIMAITIJIANG M, et al. Monitoring inland water quality using remote sensing: potential and limitations of spectral indices, bio-optical simulations, machine learning, and cloud computing [J]. *Earth-Science Reviews*, 2020, 205: 103187.
- [30] KIM Y H, IM J, HA H K, et al. Machine learning approaches to coastal water quality monitoring using GOCI satellite data [J]. *Mapping Sciences & Remote Sensing*, 2014, 51(2): 158-174.
- [31] VERRELST J, MUNOZ J, ALONSO L, et al. Machine learning regression algorithms for biophysical parameter retrieval: opportunities for Sentinel-2 and -3 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118(4): 127-139.
- [32] KUPSSINSKU L S, GUIMARAES T T, SOUZA E M D, et al. A method for chlorophyll-a and suspended solids prediction through remote sensing and machine learning [J]. *Sensors*, 2020, 20(7): 2125.
- [33] JACINTA H, KERRIE M. Statistical machine learning methods and remote sensing for sustainable development goals: a review [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(9): 1365.
- [34] ODERMATT D, GITELSON A, BRANDO V E, et al. Review of constituent retrieval in optically deep and complex waters from satellite imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118: 116-126.
- [35] HANSEN C H, WILLIAMS G P. Evaluating remote sensing model specification methods for estimating water quality in optically diverse lakes throughout the growing season [J]. *Hydrology*, 2018, 5(4): 62.
- [36] PAHLEVAN N, SMITH B, BINDING C, et al. Hyperspectral retrievals of phytoplankton absorption and chlorophyll-a in inland and nearshore coastal waters [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 253: 112200.
- [37] JIANG G, LOISELLE S A, YANG D, et al. Remote estimation of chlorophyll a concentrations over a wide range of optical conditions based on water classification from VIIRS observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 241: 111735.
- [38] 王艳红, 马荣华, 邓正栋. 基于分区的太湖叶绿素 a 遥感估测模型 [J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2007, 35(1): 86-91. (WANG Yanhong, MA Ronghua, DENG Zhengdong. Regionalized RS estimation of chlorophyll-a concentration in Taihu Lake [J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2007, 35(1): 86-91. (in Chinese))

- Chinese))
- [39] 潘鑫,杨子,杨英宝,等. 基于高分六号卫星遥感影像的太湖叶绿素 a 质量浓度反演[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2021, 49(1): 50-56. (PAN Xin, YANG Zi, YANG Yingbao, et al. Mass concentration inversion analysis of chlorophyll a in Taihu Lake based on GF 6 satellite data [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2021, 49(1): 50-56. (in Chinese))
- [40] MOUW C B, GREB S, AURIN D, et al. Aquatic color radiometry remote sensing of coastal and inland waters: challenges and recommendations for future satellite missions[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 160: 15-30.
- [41] PULLIAINEN J, KALLIO K, ELOHEIMO K, et al. A semi-operative approach to lake water quality retrieval from remote sensing data [J]. Science of the Total Environment, 2001, 268(1/2/3): 79-93.
- [42] BLIX K, ELTOFT T. Machine learning automatic model selection algorithm for oceanic chlorophyll-a content retrieval[J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 775.
- [43] 徐逸,董轩妍,王俊杰. 4 种机器学习模型反演太湖叶绿素 a 浓度的比较[J]. 水生态学杂志, 2019, 40(4): 48-57. (XU Yi, DONG Xuanyan, WANG Junjie. Use of remote multispectral imaging to monitor chlorophyll-a in Taihu Lake: a comparison of four machine learning models [J]. Journal of Hydroecology, 2019, 40(4): 48-57. (in Chinese))
- [44] HE J, CHEN Y, WU J, et al. Space-time chlorophyll-a retrieval in optically complex waters that accounts for remote sensing and modeling uncertainties and improves remote estimation accuracy [J]. Water Research, 2020, 171: 115403.
- [45] 卢世军. II 类水体悬浮物遥感研究进展[J]. 现代计算机, 2016(32): 34-39. (LU Shijun. Research progress on the retrieval of suspended sediment from II water [J]. Modern Computer, 2016(32): 34-39. (in Chinese))
- [46] 王昉,王巍,史明,等. 基于遥感的北京城区水体悬浮物浓度监测[J]. 水资源保护, 2013, 29(4): 82-86. (WANG Fang, WANG Wei, SHI Ming, et al. Monitoring of concentrations of water-suspended solids by remote sensing in Beijing urban area [J]. Water Resources Protection, 2013, 29(4): 82-86. (in Chinese))
- [47] WILLIAMSON A N, GRABAU W E. Sediment concentration mapping in tidal estuaries[C]//Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium. Washington, D. C. : NASA, 1974: 1347-1386.
- [48] DELUCA N, ZAITCHIK B, CURRIERO F. Can multispectral information improve remotely sensed estimates of total suspended solids? a statistical study in Chesapeake Bay [J]. Remote Sensing, 2018, 10(9): 1393.
- [49] PETERSON K, SAGAN V, SIDIKE P, et al. Suspended sediment concentration estimation from Landsat imagery along the lower Missouri and middle Mississippi Rivers using an extreme learning machine[J]. Remote Sensing, 2018, 10(10): 1503.
- [50] DRNHFFER K, OPPELT N. Remote sensing for lake research and monitoring: recent advances[J]. Ecological Indicators, 2016, 64: 105-122.
- [51] MOHAMMAD G, ASSEFA M, LAKSHMI R. A comprehensive review on water quality parameters estimation using remote sensing techniques [J]. Sensors, 2016, 16(8): 1298.
- [52] GITELSON A, GARBUZOV G, SZILAGYI F, et al. Quantitative remote sensing methods for real-time monitoring of inland waters quality [J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14(7): 1269-1295.
- [53] ANA R, MARTIN H, GONZALO M G, et al. Machine learning regression approaches for colored dissolved organic matter (CDOM) retrieval with S2-MSI and S3-OLCI simulated data [J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 786.
- [54] ZHANG R, DENG R, LIU Y, et al. Developing new colored dissolved organic matter retrieval algorithms based on sparse learning [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 3478-3492.
- [55] WANG X, YANG W. Water quality monitoring and evaluation using remote sensing techniques in China: a systematic review [J]. Ecosystem Health & Sustainability, 2019, 5(1): 47-56.
- [56] 孙骄阳. 基于多源遥感与机器学习的密云水库水质参数反演研究[D]. 北京:北京林业大学, 2019.
- [57] ZHANG Y, WU L, REN H, et al. Retrieval of water quality parameters from hyperspectral images using hybrid Bayesian probabilistic neural network [J]. Remote Sensing, 2020, 12(10): 1567.
- [58] GUO H, HUANG J J, CHEN B, et al. A machine learning-based strategy for estimating non-optically active water quality parameters using Sentinel-2 imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(5): 1841-1866.

(收稿日期:2020-11-22 编辑:俞云利)