

环境保护

采煤沉陷水域水体富营养化指标遥感监测研究进展

陈永春^{1,2}, 吴海涛³, 申礼鹏², 刘英^{3,4}, 徐燕飞^{1,2}, 陈孝杨^{3,4}, 周育智^{3,4}

(1. 深部煤炭安全开采与环境保护全国重点实验室, 安徽 淮南 232001; 2. 淮南矿业(集团)有限责任公司, 安徽 淮南 232001; 3. 安徽理工大学 地球与环境学院, 安徽 淮南 232001; 4. 安徽理工大学 安徽省高潜水位矿区水土资源综合利用与生态保护工程实验室, 安徽 淮南 232001)

摘要: 沉陷水域水体富营养化严重, 利用多时相多源遥感影像数据, 构建水体富营养化指标(氮、磷、叶绿素 a、悬浮物、有色可溶性有机物的质量浓度, 以及水体透明度等)反演模型, 可实现沉陷水域水体富营养化状况的动态、精准、高效监测。基于近 20 年来关于采煤沉陷水域水体富营养化指标遥感监测的相关文献, 系统梳理了采煤沉陷水域水体富营养化特征、遥感监测常用数据源和水体富营养化指标反演模型等三方面的研究现状, 总结了遥感技术在沉陷水域水体富营养化监测中存在的问题, 提出了未来的发展趋势, 可为采煤沉陷水域水体富营养化指标遥感监测的应用提供参考。

关键词: 煤矿开采; 沉陷水域; 遥感反演; 水体富营养化; 叶绿素 a; 水质参数

中图分类号: X52 **文献标志码:** A **文章编号:** 1008-4495(2025)02-0153-11

Research progress on remote sensing monitoring of water eutrophication indicators in coal mining subsidence water area

CHEN Yongchun^{1,2}, WU Haitao³, SHEN Lipeng², LIU Ying^{3,4}, XU Yanfei^{1,2}, CHEN Xiaoyang^{3,4}, ZHOU Yuzhi^{3,4}

(1. National Key Laboratory of Deep Coal Safety Mining and Environmental Protection, Huainan 232001, China; 2. Huainan Mining Industry (Group) Co., Ltd., Huainan 232001, China; 3. School of Earth and Environment, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 4. The Anhui Province Engineering Laboratory of Water and Soil Resources Comprehensive Utilization and Ecological Protection in High Groundwater Mining Area, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: The water eutrophication of subsidence water area is severe. By using multi-temporal and multi-source remote sensing image data, inversion models for water eutrophication indicators (mass concentration of nitrogen and phosphorus, chlorophyll a, suspended solids, colored soluble organic matter, and water transparency, etc.) is constructed, thereby achieving dynamic, accurate, and efficient monitoring of the water eutrophication status of subsidence water area. Based on the relevant literature on remote sensing monitoring of water eutrophication indicators in coal mining subsidence water area in the past 20 years, this study systematically reviews the research status of three aspects, including water eutrophication characteristics in coal mining subsidence water area, commonly used data sources for remote sensing monitoring, and inversion models for water eutrophication indicators. The problems of remote sensing technology in water eutrophication monitoring of subsidence water area are summarized, and the future development trend is put forward, which can provide reference for the application of remote

收稿日期: 2024-01-15 修订日期: 2024-05-18 DOI: 10.19835/j.issn.1008-4495.20240059

基金项目: 平安煤炭开采工程技术研究院有限责任公司项目(HNKY-PG-JS-2023-228); 国家自然科学基金项目(52204181)

作者简介: 陈永春(1978—), 男, 山西大同人, 博士, 教授级高工。E-mail: hkhj099@163.com。

通信作者: 刘英(1990—), 男, 安徽安庆人, 博士, 副教授。E-mail: liuying340825@163.com。

引用格式: 陈永春, 吴海涛, 申礼鹏, 等. 采煤沉陷水域水体富营养化指标遥感监测研究进展[J]. 矿业安全与环保, 2025, 52(2): 153-163.

CHEN Yongchun, WU Haitao, SHEN Lipeng, et al. Research progress on remote sensing monitoring of water eutrophication indicators in coal mining subsidence water area[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2025, 52(2): 153-163.



移动阅读下载

sensing monitoring of water eutrophication indicators in coal mining subsidence water area.

Keywords: coal mining; subsidence water area; remote sensing inversion; water eutrophication; chlorophyll a; water quality parameter

我国东部平原区域的水资源丰富,潜水位高。该地区煤炭井下长期大规模开采引起土体沉陷,在采空区上方形成下沉盆地^[1],导致地表初始水系结构被破坏、地貌景观被改变、地表径流出现紊乱等,形成了水塘、湖泊、湿地或平原水库等不同景观类永久或季节性积水水域^[2]。农业灌溉、工业生产,以及渔业养殖活动使沉陷水域面临着各种环境压力,外源污染,如氮、磷等污染物的持续排入致使水体污染日渐严重,富营养化的蓝藻水华频发^[3],威胁地区生态安全,影响人类生产活动^[4]。水体富营养化指标,如氮、磷、叶绿素 a、悬浮物、有色可溶性有机物的质量浓度,以及水体透明度等,是衡量水生态环境状况的关键特征指标,能直接反映水体富营养化水平和时空变化趋势^[5],采取相关监测手段精准掌握采煤沉陷水域水体富营养化指标至关重要。

传统沉陷水域水体富营养化指标监测方法,主要通过人工采集水样后送往实验室进行检测,具有可检测参数多、精确度高的优点^[6],但取样过程艰难、经济成本高、时效性差且易受矿区地理位置及恶劣天气等因素的影响。特别是特定采样位点水质数据仅能代表样本点水质信息,无法客观反映出整个水域的水质状况,更无法满足实时动态的水质数据监测要求^[7]。遥感监测可以对沉陷水域进行大范围的同时监测^[8],具有效率高、动态性强、信息获取速度快、可以大范围实时获取沉陷水域水体富营养化指标参数信息等特点,具有传统方法无法比拟的优势^[9]。沉陷水域水体富营养化指标遥感监测是利用多源卫星获取大量的沉陷水域遥感数据,通过分析其与传统监测数据之间的关系^[10],构建科学合理的水体富营养化指标反演模型,实现对监测水域上述指标的空间分布变化和水质特征的持续、动态监测,可大幅度提高沉陷水域水体富营养化指标监测效率^[11]。

自 20 世纪 70 年代以来,随着遥感技术的快速发展,国内外众多学者针对水质遥感监测的研究逐渐深入^[12],从最开始的个别水质参数监测到如今更多更全面的水质参数监测,从开始的简单定性分析发展到如今的定量反演,利用分析、经验、半经验和机器学习等多种反演方法来获取沉陷水域的水质信息^[13]。近年来,科学技术突飞猛进,国内外大量先进卫星(如 Landsat、MODIS、GF-1 和 HJ-1 等)的陆

续发射运转,加上无人机遥感监测技术的快速发展,为沉陷水域水体富营养化水平与演变趋势监测提供了大量的遥感数据源^[14-15],极大丰富了相关领域遥感反演的成果。

笔者以“采煤沉陷(coal mining subsidence)”“遥感(remote sensing)”“水体富营养化(water quality monitoring)”“叶绿素 a(chlorophyll a)”“悬浮物(suspended matter)”等为核心检索词,基于 Web of Science、知网等学术数据库,调研了近 20 年来关于采煤沉陷水域水体富营养化指标监测的相关文献,分别从采煤沉陷水域水体富营养化特征、遥感数据源和指标反演方法等多方面进行系统梳理,总结归纳出遥感技术在沉陷水域水体富营养化监测中存在的问题,提出了未来的发展趋势,以期为遥感技术在采煤沉陷水域水体富营养化指标监测中的应用与发展提供参考。

1 采煤沉陷水域水体富营养化特点

沉陷水域沉积环境主要源于沉陷覆水的农业土壤,明显不同于湖泊、水库与河流等其他水体。受采煤作业环境的特殊影响,采煤沉陷水域水质特征与天然湖泊水质存在一定差异^[16]。沉陷水域水体相较于其他开放性水体而言更容易受到多种污染源的影响,大多数沉陷水域为封闭式或半封闭式,由于采煤沉陷水域地势低洼,煤矿开采过程中产生的大量废水、废油等污染物不断汇入沉陷水域,对水体产生严重污染^[17]。同时,由于人类活动的影响,沉陷区周边生活污水、工业废水、农业退水等也流入沉陷水域^[18]。加上煤矿开采过程产生的煤矸石、矿井水中的悬浮物、有机物和氮磷等通过淋溶作用流入沉陷水域,进一步加重了采煤沉陷水域水体的富营养化程度,使其呈现独特的环境状态和特征^[19]。

研究表明,开放型与封闭型采煤沉陷水域水体中氮磷含量时空分布情况存在显著差异,其中封闭型采煤沉陷水域水体更易产生富营养化现象^[20]。采煤沉陷水域水体底泥中含有大量的氮、磷等营养物质,大多数沉陷水域还存在人为养殖水产品现象,沉陷水域水体氮、磷负荷增大,导致沉陷区封闭水域富营养化程度尤其严重^[21]。张维翔等^[22]以淮南地区 9 个采煤塌陷塘为研究对象,发现采煤沉陷水域水体主要特征污染物为总氮(TN)和总磷(TP),对

比周边自然河流,氮、磷浓度有明显差异,沉陷水域 TN、TP 年均质量浓度分别为 2.52、0.21 mg/L,周边自然河流 TN、TP 年均质量浓度分别为 1.93、0.11 mg/L。沉陷水域总溶解固体(TDS)质量浓度均值夏季为 535.13 mg/L,冬季为 620.35 mg/L,高于太湖、鄱阳湖等大型天然河流湖泊的,也高于周边河水(夏季 374.48 mg/L,冬季 460.62 mg/L)与地下水(冬季 381.33 mg/L)的。王婷婷等^[23]选取两淮采煤沉陷区内 3 个不同营养水平的沉陷水域作为研究对象,分析了水体营养盐含量、比例结构和营养状态指数,得出 3 个站点水体呈现“中营养—轻度富营养”和“中度富营养”2 种营养状态,总体上表现出 P 相对 N 缺乏的特征;汤溟^[24]采用综合污染指数法对徐州九里湖采煤塌陷区部分地表水环境进行监测,包括溶解氧(DO)、化学需氧量(COD)、五日生化需氧量(BOD₅)、氨氮(NH₃-N)等指标,结果表明徐运新河、柳新河水质污染严重,大部分属于 V 类水质标准。叶绿素 a 的浓度被广泛用作评估水体富营养化程度的重要指标,当其质量浓度超过 10 μg/L 时,可判断该水体已处于富营养化状态。黄世伟等^[25]以位于安徽省淮南市的丁集矿、顾桥矿、谢桥矿、张集矿和顾北矿等 5 座矿井为研究对象,发现由于地表下陷、煤矿开采废水下渗等原因,造成水体富营养化,沉陷水域中叶绿素 a 的质量浓度较高,最高达到了 83.89 μg/L,超过了一般天然湖泊中叶绿素 a 浓

度。类比分析采煤沉陷水域与天然湖泊水体中藻类浓度的差异发现,采煤沉陷水域水体污染物来源复杂,一般呈弱碱性,藻类种属明显少于一般的天然湖泊;同时,不同季节藻类数量差异较大,主要表现为蓝藻数量在夏季达到最大,秋冬季数量减少并趋于稳定,而天然湖泊藻类优势生长期为夏季和秋季^[26]。此外,采煤沉陷水域水质污染很大程度上还受到季节变化、降雨量的影响,丰水期与枯水期污染物浓度有较大差异^[27]。

2 水体富营养指标遥感监测常用数据源

水体富营养指标遥感监测的基本原理:到达水汽界面的太阳辐射,经水体吸收、反射和大气衰减后被遥感器接收,而不同区域水体富营养物质(如叶绿素 a、悬浮物、浊度物质、有色可溶性有机物等)浓度不同,导致水体的反射率有较大差别,且在某些波段的吸收特性也不一样。基于此,可通过获取水体的反射率,分析提取水体富营养参数的浓度信息,构建光谱反射率与各浓度间的反演模型,以此达到监测水体富营养指标的时空分布规律及变化情况的目的。在水体富营养化指标遥感监测中常见的遥感数据源大致可以分为两大类:一类是多光谱遥感数据源;另一类是高光谱遥感数据源。此外,无人机搭载高光谱数据源也被广泛应用于水体富营养指标监测领域。常见的卫星遥感数据源见表 1。

表 1 常见的卫星遥感数据源
Table 1 Common satellite remote sensing data sources

数据类型	数据源	国家或地区	重访周期	波段数(光谱范围)	空间分辨率	优缺点分析	文献序号
多光谱	Landsat ETM+	美国	16 d	8(0.45~2.35 μm)	30 m(波段 1~5,7)、60 m(波段 6)和 15 m(波段 8)	具有较高的空间分辨率和光谱,但是重访周期较长,不利于水质连续动态监测	[7]
	Landsat OLI-TIRS	美国	16 d	11(0.43~2.29 μm)	30 m(波段 1~7,9)、15 m(波段 8)和 100 m(波段 10~11)	分辨率相对较高,数据可免费获取,但数据量太大	[28]
	MODIS	美国	1 d	36(0.405~14.385 μm)	500 m(波段 3~7)、1 000 m(波段 8~36)和 10 m(波段 2~4,8)	时间分辨率较高,便于水质动态监测,但其空间分辨率太低,不太适用于监测面积较小的水域	[29]
	MERIS	欧洲	3 d	15(0.412~0.900 μm)	300 m(波段 2~8,12~15)	具有可变空间分辨率数据,适合不同尺度水体研究,但空间分辨率太低,精度不够	[30]
	Sentinel-2	欧洲	5 d	13(0.443~2.190 μm)	20 m(波段 5~7,8 A,11~12)和 60 m(波段 1,9~10)	具有高分辨率、高时间分辨率和广泛的应用领域等优点	[31]
	GOCI	韩国	1 h	8(0.400~0.885 μm)	500 m(波段 1~8)	重访周期短,有利于数据的快速获取,但其较低的空间分辨率限制了其在内陆水体中的应用范围	[32]

表1(续)

数据类型	数据源	国家或地区	重访周期	波段数(光谱范围)	空间分辨率	优缺点分析	文献序号
高光谱	HJ-1A HSI	中国	4 d	128(0.45~0.95 μm)	100 m	波段多,容易组合分析特定地物,但分辨率较低,只能做大尺度的分析	[33]
	GF-5A HSI	中国	4 d	330(0.390~2.513 μm)	30 m	具有高空间分辨率、高光谱分辨率、高时间分辨率和高定标精度优势,但影像质量偏低,数据共享程度低	[29]
	Hyperion	美国	16 d	242(0.356~2.578 μm)	30 m(波段 8~55,71~76)	波段多但是获取数据程序复杂,且价格昂贵,时间较长	[34]
	ZY-1(02D)	中国	3 d	166(0.40~2.50 μm)	30 m	拥有丰富的光谱信息和较大的幅宽,能够在短时间内覆盖大范围的地面目标,但其数据传输能力有限,可能无法满足大规模数据处理和实时传输的需求	[35]

2.1 多光谱遥感数据

多光谱遥感数据是最早应用于水质监测的遥感数据,常见的多光谱遥感数据源有 Landsat ETM+/OLI、MODIS、Sentinel-2、MERIS 和 GOCI 等。Landsat 系列为在轨时间最长的日常水质监测常用数据,具有易于获取、反演精度较高等优势,可以用少量数据对水体中叶绿素 a 和悬浮物浓度进行遥感反演监测。CHANG 等^[36]基于 MODIS 遥感数据,采用基因程序模型,对美国坦帕湾海域总磷含量进行分析,揭示了自然灾害与人类活动对磷含量的耦合作用;吴敏等^[37]基于 MODIS 多波段遥感资料对巢湖水体进行了遥感反演,结果表明 1~4、10~11 波段与叶绿素 a、悬浮物、透明度有良好的相关性,肯定了 MODIS 遥感数据用于水体环境质量监测的可行性;PAHLEVAN 等^[38]分析了 Sentinel-2 卫星搭载的多波段叶绿素 a 遥感观测资料,基于 3 种大气修正方法,得到了高精度的叶绿素 a 空间分布情况;岳昂等^[28]基于 Landsat 8 卫星遥感数据,利用不同光波段形成的反射率,通过植被指数的算法模型来反演水库中水华在时间和空间上的变化,最终选择一定范围内的临界值对水华进行定量提取加以验证;沈娟等^[39]以北部湾为研究对象,利用 Sentinel-3A 卫星遥感数据源,结合大量实地测得的叶绿素 a 浓度数据,建立了叶绿素 a 浓度反演模型,成功实现了对叶绿素 a 浓度的遥感反演,为北部湾水质监测提供了有效方法和重要的科学依据;付翔等^[40]采用 Sentinel-2 号卫星数据与无人船实测数据相结合的方法,实现了对淮南市潘集区采煤沉陷水域水深的遥感反演;

ERKKILÄ 等^[41]利用 TM 和 ETM+遥感数据对芬兰的海岸水质进行了遥感监测;黄世伟等^[25]利用 Landsat OLI 遥感数据源,以淮南市丁集矿、顾桥矿、谢桥矿、张集矿和顾北矿等 5 座矿井沉陷水域为研究对象,将地基遥感数据与野外实测数据进行比较,对比各波段下叶绿素 a 敏感度,得到了 551~612 nm 和 655~685 nm 是沉陷水域水体中叶绿素 a 最敏感的波段,最终构建了合适的叶绿素 a 浓度反演模型。多光谱遥感数据源光谱分辨率较低,卫星重访周期较长,难以对地面水体水质监测做到详细展示。

2.2 高光谱遥感数据

随着对水质指标遥感监测研究的不断深入,高光谱遥感数据已经成为实现水质指标监测的重要方法之一。高光谱传感器波段数量多、光谱分辨率高,可获得连续的光谱信息,是一种比较理想的水质指标反演数据源。目前,国内外研究人员在水质指标监测领域常用的高光谱数据有美国的 AVIRS、Hyperion 数据,加拿大的 CASI 数据和中国的 GF1-7 数据等,利用高光谱数据分析构建水质指标反演模型越来越受到重视。王彦飞等^[33]利用 HJ-1A 搭载 HSI 为数据源,经多方面分析,认为 HSI 水体图像在 530~900 nm 波段较适合用于水体色度的反演,为水质参数监测提供了新的高光谱数据;裴文明等^[42]基于 HJ-1 卫星数据和地面实测数据,选取淮南市潘集和顾桥 2 个不同类型沉陷水域为研究对象,利用营养状态指数对不同时段沉陷水域水质富营养化进行了综合评价;郑国强等^[34]利用 Hyperion 高光谱影像数据,采用归一化处理对水质参数进行处理,以

波段比值数据构建叶绿素 a 浓度反演模型,实现了对南四湖叶绿素 a 浓度的反演研究;徐良骥等^[35]利用高光谱数据建立了淮南市潘一矿沉陷水域重金属浓度反演模型,该模型可用于潘一矿沉陷水域重金属含量的快速监测。自 2008 年以来,我国已陆续发射多颗民用高光谱卫星 HJ-1A/B、HJ-1C、GF1-7 等,可构建搭载高光谱相机的国产卫星水域水质监测卫星体系。

2.3 其他数据类型

采煤沉陷水域水体相较于其他开放性水体而言更易受多种污染源的影响,大多数沉陷水域为封闭或半封闭式,水域面积较小,水体富营养化指标有时受环境影响不易被卫星传感器监测,因此,沉陷水域水体富营养化指标遥感研究具有一定的复杂性与不确定性。随着近年来无人机技术的快速发展,无人机搭载高光谱/多光谱传感器可以随时随地对指定水域水质参数进行遥感监测。无人机遥感可以监测多个水质参数信息,包括悬浮物、总磷和叶绿素 a 浓度等,在水质参数监测领域具有巨大的应用前景,为采煤沉陷水域水质指标遥感监测带来了新的机遇^[43]。刘彦君等^[44]利用无人机搭载多光谱传感

器作为数据源,根据经验构建了 16 个光谱参数,针对总磷(TP)、悬浮物(SS)、浊度(TUB)分别建立了精度较高的反演模型,实现了水质指标的可视化,为小微水域水质参数的监测提供了技术支撑;刘梅等^[45]利用无人机搭载 GaiaSky-mini 高光谱相机为遥感数据源,根据相关性分析筛选出不同水质的敏感波段,通过构建合适的反演模型,实现了对养殖池塘总悬浮物(TSS)、总氮(TN)、总磷(TP)、高锰酸盐指数(COD_{Mn})和氨氮(NH₃-N)等信息的快速准确获取。目前受限于各种环境和技术因素,无人机遥感在水域水质监测中的应用仍然处于探索阶段^[46]。

3 水体富营养化指标反演模型研究进展

当前针对采煤沉陷水域水体富营养化指标的遥感监测体系相较于自然水体而言尚不完善,因此笔者以采煤沉陷水域与自然湖泊遥感监测常见的遥感数据源为研究对象,为遥感技术在采煤沉陷水域水体富营养化指标监测中的应用与发展提供参考。目前,国内外部分学者针对水体富营养化指标遥感反演模型见表 2。

表 2 国内外部分学者针对水体富营养化指标遥感反演模型
Table 2 Some scholars at home and abroad for water eutrophication index remote sensing inversion model

指标类别	反演模型	研究区	数据源	标注	文献序号
叶绿素 a	$\rho(\text{Chla}) = a(R_{710} - R_{588}) / (R_{588} - R_{771}) + b$	长江口	AISA	R_i 为中心波长 i 处的波段反射率; a 为回归系数; b 为模型公式截距	[47]
	$\rho(\text{Chla}) = 4.089(b_4/b_3)^2 - 0.746(b_4/b_3) + 29.733$	太湖	GF-1	b_3, b_4 分别为图像校正后的第 3、4 波段图像像元亮度值	[48]
	$\rho(\text{Chla}) = 38.630X^2 - 4.9399X - 0.5894$	淮南丁集等矿区	Landsat 8	X 为 B_4 波段反射率	[25]
	$\rho(\text{Chla}) = 17.12(A_{666} - A_{750}) - 8.68(A_{653} - A_{750})$	巴拉顿湖	MERIS	A_i 为中心波长 i 处的波段反射率	[49]
	$\rho(\text{Chla}) = 61.324[R_{rs(708)} / R_{rs(665)}] - 37.94$	亚速海	MERIS	$R_{rs(i)}$ 为中心波长 i 处的波段反射率	[50]
	$\rho(\text{Chla}) = 61.664X - 662.903X^2 - 5932.9461X^3 + 32.474$	顾桥采煤沉陷水域	珠海一号	X 为波段组合 $(b_{10} + b_{19} - b_2)(b_{10} + b_{19} + b_2)$ 值	[51]
悬浮物	$\ln \rho(\text{SS}) = 0.6264e^{14.677(TM_2 + TM_3)}$	太湖	Landsat TM	TM_2, TM_3 分别为 Landsat TM 图像经过校正后的第 2、3 波段图像像元亮度值	[52]
	$\rho(\text{TSS}) = 119.62(b_3/b_2)^{6.0823}$	苏州城区水体	GF-2	b_2, b_3 分别为 GF-2 图像经预处理后第 2、3 波段图像像元值	[53]
	$\rho(\text{SS}) = 104.1e^{-729x}$	北京城区水体	Landsat TM	x 为 $\lambda_{TM1} / (\lambda_{TM2} \lambda_{TM3})$ 值; λ_{TMn} 为 TM 反射率影像第 n 波段反射率	[47]
	$\rho(\text{TSS}) = 182.63X + 5.1316$	兖州矿区	Hyperion	X 为 Hyperion 卫星影像 band24~35 的值	[54]

表2(续)

指标类别	反演模型	研究区	数据源	标注	文献序号
水体透明度	$\lg(SD) = -0.01096 - 19.5R_{rs(560)} + 0.2214R_{rs(560)}/R_{rs(620)}$	渤海	Sentinel-3	$R_{rs(i)}$ 为传感器不同波段 i 等效反射率; SD 为水体透明度, cm	[55]
	$SD = 1/[2.5\min K_{d(\lambda)}] \ln[(1.04 - R_{rsPC})/C_{rt}]$	胶州湾	GOCI	$\min K_{d(\lambda)}$ 为可见光波段中的最小 K_d 值; SD 为水体透明度, cm; R_{rsPC} 为具有最小 K_d 值的波段对应的 R_{rs} ; C_{rt} 为 0.013 sr^{-1}	[56]
	$SD = 15.3567 + 0.045B_4 + 0.0000336726B_4^2$	淮南采煤沉陷水域	HJ-1	B_4 为 HJ-1 卫星第 4 波段反射率; SD 为水体透明度, cm	[57]
有色可溶性有机物	$\lg[\rho(\text{DOC})] = 0.654(\pm 0.012)\lg[R_{(670)}/R_{(530)}] + 1.007(\pm 0.086)$	太湖	SR9910-PC 水下光谱仪	$R_{(670)}$ 、 $R_{(530)}$ 分别为波长 670、530 nm 处的反射率	[58]
	$\log[\rho(\text{DOC})] = 1.2419\log(R_{670}/R_{412}) - 0.2614$	珠江口海域	Sea WiFS	R_{670} 、 R_{412} 分别为对应波长处的反射率	[59]
	$\rho(\text{CDOM}) = a_{\text{CDOM}(\lambda)} \exp[-S(\lambda - \lambda_0)]$	太湖	Landsat TM	$a_{\text{CDOM}(\lambda)}$ 为波长 λ 处的单位吸收系数; S 为吸收光谱的曲线斜率; $\lambda_0 = 440\text{ nm}$	[60]
	$\rho(\text{DOC}) = 0.02 - 75.61X + 9.37 \times 10^4 X^2 + 1.28 \times 10^8 X^3$	天德湖	珠海一号	X 为 11 波段 (626 nm) 的遥感反射率与 DOC (440 nm) 的吸收系数比值	[61]

3.1 叶绿素 a

叶绿素 a 与水体富营养化、浮游植物平衡密切相关,是评价水体富营养化程度的重要指标之一^[62]。由于叶绿素 a 具有相对稳定的光谱特性,因此,利用其吸收谷与反射峰所在的波段进行组合建模是目前国内外常用的方法^[52]。但是,叶绿素 a 浓度会呈现出明显的季节性差异,且悬浮物与有色可溶性有机物的存在会改变水体的光谱特性,从而遮蔽叶绿素 a 的光谱吸收特征,导致模型的精确度较低、适用性较差。叶绿素 a 在 440、670 nm 波段附近有明显的吸收谷,当其浓度较高时反射光谱曲线会出现明显的吸收峰^[53]。国内外较多学者针对遥感监测不同水域叶绿素 a 浓度建立了许多反演模型,进而通过遥感数据反演叶绿素 a 浓度来预测水华的发生。沈蔚等^[47]为了监测长江口水质指标状况,通过实地采样测得数据与遥感数据相结合的方式建立反演模型,使用波段比值法、一阶微分和 WCI 优化模型对长江口水体中叶绿素 a 质量浓度进行反演推算,经过优化后确定的 B1、B2、B3 波段均为 710、588、771 nm, WCI 反演效果最佳,实现了对长江口水体中叶绿素 a 质量浓度的反演推算; BRESCIANI 等^[63]对 12 个高寒湖的卫星遥感资料进行对比分析,证明了利用卫星图像进行叶绿素 a 含量反演的可行性;朱利等^[48]利用 GF-1 搭载 WFV 相机为遥感数据源,以经验模型和半经验—半分析模型为主,得出 GF-1 WFV 与 HJ-1A CCD 数据对叶绿素 a 质量浓度的反演结果具有一致性,从而采取了通用的估算模型进行水质指标的计算,遥感监测结果均符合正常监

测规律,实现了对太湖水质叶绿素 a 浓度的反演推算;潘鑫等^[30]以 GF-6 为遥感数据源,通过波段比值模型、归一化差异叶绿素指数 (NDCI) 模型和三波段模型对太湖蓝藻的叶绿素 a 质量浓度进行了定量反演,发现在波段 700 nm 附近出现反射率的峰值,处于 B5 波段范围内,建立了精确度较高的反演模型 NDCI,适用于 GF-6 遥感数据在太湖水体中叶绿素 a 质量浓度的反演推算; RIDDICK^[49]、MOSES^[50]等基于 MERIS 遥感数据影像,通过构建高精度遥感反演模型分别对巴拉顿湖和亚速海叶绿素 a 质量浓度进行了遥感反演;穆红波等^[51]结合“珠海一号”高光谱卫星数据与实测数据,以顾桥采煤沉陷水域为研究对象,通过构建叶绿素 a 浓度反演模型,实现了对沉陷水域叶绿素 a 质量浓度的空间反演和分析; MOUW 等^[64]研究发现,叶绿素 a 质量浓度有明显的季节性变化现象,且悬浮物和黄色物质会掩盖其光谱特征。

3.2 悬浮物

水体中悬浮物质量浓度是最先被遥感监测的水质参数,悬浮物的浓度、组成成分、颗粒大小都会使水体的反射率发生变化,悬浮物是水质研究评价体系中的关键指标之一。目前,国内外对悬浮物的反演方法以经验法和半经验法为主,大量遥感监测反演模型已经被广泛应用于水体中悬浮物浓度的定量监测和时空分布研究^[65-66]。但由于水体环境的复杂性和悬浮物自身的迁移变化,现有模型仍存在时空局限性。韩留生^[54]利用 Hyperion 卫星影像数据与兖州矿区采煤沉陷水域水质实测数据相结合,通过一阶微分和归一化等方法建立了水体悬浮物浓度

反演模型,反演结果能够较好地体现沉陷水域水体悬浮物浓度空间分布;WILLIAMSON 等^[55]首先从遥感数据中找到了与水体悬沙浓度的关系;DEKKER 等^[56]研究表明,TM4 是一种适用于水体悬沙浓度反演的波段;汪雨豪等^[31]利用 GF-2 号遥感影像数据结合实测数据,选择 b2(520~590 nm)、b3(630~690 nm)、b4(770~890 nm)波段为反演悬浮物浓度的主要特征波段,通过对近几年苏州城区水质监测研究,基于前人对苏州水体遥感监测悬浮物浓度反演方法的研究建立了水体悬浮物浓度监测反演模型,该模型可以有效地反演出苏州市城市水体中悬浮物浓度信息,为苏州城市水环境监测提供了技术支撑;王昉等^[67]基于 Landsat TM 遥感数据源,结合实测数据,选择最佳反演波段 $\lambda_{TM1}/(\lambda_{TM2}\lambda_{TM3})$,采用统计回归分析方法,建立了北京城区水体中悬浮物浓度遥感反演模型,验证发现该模型在春季具有较好的适用性,为北京城区水体悬浮物浓度遥感监测与预警提供了理论依据;PETERSON 等^[68]基于 Landsat 遥感影像构建了一种极端学习机模型,实现了对水体悬浮物浓度的定量反演;周德明等^[32]基于 Landsat TM 遥感影像数据结合太湖悬浮物浓度实测数据,进行相关性分析,采用波段组合的方式,通过回归方程建立悬浮物浓度反演模型,为研究太湖水体悬浮物浓度提供了一定的依据。

3.3 水体透明度

水体透明度可以反映出湖泊等水体的浊度和富营养化程度,是水质环境评价的重要监测指标之一。透明度的高低与水体中叶绿素 a 质量浓度、悬浮物等物质组成密切相关。随着高分辨率遥感卫星的持续发射和水色遥感技术的快速发展,为水体透明性的反演提供了丰富的数据资源,目前已有大量学者提出了基于经验或半分析方法来反演不同水体的透明度。由于受水体中复杂的光学特性等多种因素的影响,半分析方法需要精确测定与解析光学参数,故其计算结果较经验模型精度存在较大差距。姜玲玲等^[57]将 Sentinel-3 OLCI 遥感数据与实测透明度数据相结合,确定以 B6(560 nm)与 B7(620 nm)为敏感因子的混合波段模型,利用单波段法、波段比值法和混合波段法建立了水体透明度的遥感反演模型,采用数学回归分析方法进行精度评价,最终确定混合波段法反演水体透明度效果最佳,为遥感监测水体透明度提供了可靠的理论基础;周燕等^[29]利用 GOCI 卫星数据并结合实测数据,采用半分析算法 Doron11 和 Lee15 反演水体透明度,通过选择决定系数、均方根误差对 2 种分析方法进行精度评价,结果显示 Lee15 对水体透明度反演精度较高、效果较好,

为遥感监测胶州湾水体透明度提供了有力参考;叶圆圆^[69]以淮南典型采煤沉陷水域为研究对象,利用 HJ-1 卫星数据与地面实测水质数据相结合,发现利用环境卫星不同波段的组合数据可以建立高精度的水体透明度反演模型;LIU 等^[70]基于 GF-5 搭载高光谱成像仪(AHSI)为遥感数据源,通过多种不同的分析算法,对 4 个不同水体的 AHSI 遥感影像进行半分析模型验证,得到最精确的 Secchi 圆盘深度(Zsd);马建行等^[58]以 HJ-1A 卫星 CCD 数据和 MODIS 数据结合吉林省中西部湖泊透明度实测数据为基础,采用灰色关联度分析法,分别构建了精度较高的水体透明度反演模型,发现 HJ-CCD 和 MODIS 数据均可应用于内陆湖泊水体透明度的反演,可以为今后湖泊透明度监测和生态治理提供可靠的监测依据。

3.4 有色可溶性有机物

有色可溶性有机物(CDOM)是影响自然水体水色重要参数之一,通常在 440 nm 波段处有较好的吸收光谱。国内外针对水体可溶性有机物遥感监测的研究起步较晚,且大多数集中在海洋水体监测领域,对于内陆水体的有色可溶性有机物的遥感监测相对较少。RUESCAS 等^[59]利用多源遥感数据,对不同类型水体 CDOM 进行反演,比较了机器学习模型和传统经验算法的结果,表明利用全谱信息的 Gauss 过程回归模型在实际应用中的优越性;张运林等^[60]基于 SR9910-PC 型水下光谱仪遥感数据结合太湖水体实验室溶解性有机碳分析,反射率的峰值出现在 560~590 nm,发现红光波段与绿光波段反射率的对数值能较好地估计溶解有机碳(DOC)浓度,对各参数进行统计回归分析,建立了 DOC 浓度遥感监测反演模型;李爱民等^[61]结合珠海一号高光谱卫星数据和实测水样数据,对郑州天德湖水体有色可溶性有机物进行遥感监测,经过水体反射率提取、一阶微分处理和相关性分析后,选取 440 nm 波长处为吸收系数,建立 CDOM 遥感反演模型,得到天德湖水体 CDOM 空间分布专题图;JUHL 等^[71]基于 Sentinel 遥感数据,通过测试分析 5 种水色遥感反演算法的性能,发现神经网络算法是构建拉普捷夫海域 CDOM 遥感反演模型的最佳方法;陈军等^[72]基于 Landsat/TM 为遥感数据源并结合太湖水体中 CDOM 浓度实测数据,以 TM1 波段反射率为遥感参数,实现了对太湖水体中 CDOM 浓度动态变化状况的监测。

3.5 非光敏性指标

非光敏性指标的光学特性比较弱,如水体中总氮(TN)、总磷(TP)和溶解氧(DO)等指标都难以直接通过遥感反演方法获取^[73],通常需要利用半经验

法或机器学习模型进行间接反演。孙骄阳^[74]基于 Landsat8 遥感、无人机遥感和机器学习,建立了精度较高的密云水库 TN、TP、NH₃-N、COD 浓度遥感反演模型,并从多维度评价了该模型的反演精度,为密云水库水质检测提供了理论依据;杜程等^[75]利用资源一号卫星搭载高光谱传感器获取高原盐湖溶解氧数据并与实测数据相结合,得出 679、696 nm 两波段组合下的溶解氧相关性最高,采用波段组合的方法建立了盐湖溶解氧反演模型,为后续高原盐湖的监测体系建立了一定的基础;GUO 等^[76]基于 Sentinel-2 卫星遥感数据,提出一种新的针对小尺度水体非感光指标(TN、TP、COD)遥感监测方法,通过对机器学习模型进行优化,结合影像波段的选取,可以有效地改善非光敏性指标反演的效果;徐良将等^[77]基于高光谱遥感数据,利用微分法和波段比值法对太湖水体中 TP 和 TN 质量浓度进行遥感反演,微分法中 455 nm 处的微分值对 TN 浓度较为敏感,波段比值(671 nm/680 nm)对 TP 质量浓度较为敏感,通过模型检验和误差分析,建立了精度较高的遥感反演模型。现有的研究均为基于特定水域的遥感反演模型,缺少普适性的反演模型,未来需进一步深入研究非光敏指标的特征,并建立适用于该类型的遥感反演模型。

4 存在的问题

利用上述多源遥感数据构建的水体水质监测模型各有其优势和不足,这直接关系到水质指标提取的精度和数据适用性。当前关于遥感技术在采煤沉陷水域水体富营养化指标监测中的应用与发展,尚存在许多问题:

1) 遥感数据在获取过程中需要降低各种外部条件产生的影响,如选取晴空无云的天气进行采样、采用合适的光谱传感器以消除远程辐射、太阳直射和镜面反射的影响。

2) 水质样品数据的精度对反演模型的准确度有直接影响,为了保证数据质量,既要确保卫星过境时间与水样采集时间同步,还需要保证采样点数量达到建模要求且采样点必须具有代表性。

3) 针对监测水体和现场实际情况,需要选择适宜的时间分辨率、空间分辨率、辐射分辨率和光谱分辨率的遥感数据,以保证遥感数据的精确性。

4) 当前可遥感监测的沉陷水域水体富营养化指标主要包括叶绿素 a、悬浮物、TN、TP 等的质量浓度,以及水体透明度,针对有色可溶性有机物等指标监测的研究较少,未来的研究需要弥补遥感监测在此方面的不足,包括传感器的研发、反演算法优化等。

5 展望

由于人类活动的不断干扰,沉陷水域水环境的遥感监测及治理依然是全球水环境科学研究的重点内容。针对目前存在的问题,基于遥感的采煤沉陷水域水体富营养化指标监测研究仍需补充和加强以下几方面的研究:

1) 多光谱遥感数据源光谱分辨率较低,且卫星重访周期较长,很难对地面沉陷水域水质进行实时、高精度、高频监测。无人机具有高效快速、灵活方便、数据时效性强等特点,随着无人机遥感监测技术的融入应用,未来可以弥补多光谱遥感水质监测的缺陷。

2) 沉陷水域水体富营养化指标遥感反演模型精度有待进一步提高。随着人工智能等技术的进步,深度学习等手段在遥感数据处理中得到越来越多的应用。未来需要进一步融合多源遥感数据,结合人工智能、机器学习等手段构建沉陷水域水质参数高精度反演模型,提高遥感监测精度,同时加强对机器学习算法内在机理剖析。

3) 当前构建的沉陷水域水体富营养化指标反演模型仅适用于特定研究水域,且各反演算法仍受到季节、地理位置及水体类型等的限制,反演算法外推性、适应性同样受限。未来需打破模型的上述局限性,构建普适性较强的反演模型。

参考文献(References):

- [1] DENG J, BIAN L. Investigation and characterization of mining subsidence in Kaiyang phosphorus mine[J]. Journal of Central South University of Technology, 2007, 14(3): 413-417.
- [2] 章磊, 易齐涛, 李慧, 等. 两淮矿区小型塌陷湖泊水质特征与水环境容量[J]. 生态学杂志, 2015, 34(4): 1121-1128.
ZHANG Lei, YI Qitao, LI Hui, et al. Water quality and water environmental capacity for the small subsidence lakes in the Huainan and Huaibei coal mine areas, Anhui Province[J]. Chinese Journal of Ecology, 2015, 34(4): 1121-1128.
- [3] 谷得明, 严家平, 范廷玉, 等. 淮南潘集采煤沉陷积水区渔业水环境评价[J]. 环境工程, 2014, 32(9): 134-138.
GU Deming, YAN Jiaping, FAN Tingyu, et al. Evaluation of fishery water environment in Panji coal mine subsidence water area of Huainan[J]. Environmental Engineering, 2014, 32(9): 134-138.
- [4] 余茂蕾, 洪国喜, 许海, 等. 湖泊蓝藻水华对连通河道水质的影响[J]. 环境科学, 2019, 40(2): 603-613.
YU Maolei, HONG Guoxi, XU Hai, et al. Effects of cyanobacterial blooms in eutrophic lakes on water quality of connected rivers[J]. Environmental Science, 2019, 40(2): 603-613.
- [5] DEKKER A G. Detection of optical water quality parameters for eutrophic waters by high resolution remote sensing[D]. Amsterdam: Amsterdam Vrije Universiteit, 1993.
- [6] 胡晴晖, 宋金玲, 黄达, 等. 基于遥感影像的木兰溪水质参数反演[J]. 中国环境监测, 2023, 39(3): 206-214.
HU Qinghui, SONG Jinling, HUANG Da, et al. Research on water

- quality parameters inversion in Mulan River based on remote sensing images[J]. *Environmental Monitoring in China*, 2023, 39(3): 206-214.
- [7] 王波, 黄津辉, 郭宏伟, 等. 基于遥感的内陆水体水质监测研究进展[J]. *水资源保护*, 2022, 38(3): 117-124.
WANG Bo, HUANG Jinhui, GUO Hongwei, et al. Progress in research on inland water quality monitoring based on remote sensing[J]. *Water Resources Protection*, 2022, 38(3): 117-124.
- [8] LI J, PEI Y Q, ZHAO S H, et al. A review of remote sensing for environmental monitoring in China [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(7): 1130.
- [9] SAWAYA K E, OLMANSON L G, HEINERT N J, et al. Extending satellite remote sensing to local scales: land and water resource monitoring using high-resolution imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 88(1/2): 144-156.
- [10] 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 Y H, WANG H, XIAO W H, et al. The review of inland water environment monitoring based on remote sensing[J]. *Progress in Geography*, 2010, 29(5): 549-556.
- [11] NOVOA S, CHUST G, SAGARMINAGA Y, et al. Water quality assessment using satellite-derived chlorophyll-a within the European directives, in the southeastern Bay of Biscay [J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2012, 64(4): 739-750.
- [12] KIEFER I, ODERMATT D, ANNEVILLE O, et al. Application of remote sensing for the optimization of in situ sampling for monitoring of phytoplankton abundance in a large lake [J]. *Science of the Total Environment*, 2015, 527: 493-506.
- [13] CAMPBELL G, PHINN S R, DEKKER A G, et al. Remote sensing of water quality in an Australian tropical freshwater impoundment using matrix inversion and MERIS images [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(9): 2402-2414.
- [14] 张渊智, 聂跃平, 蔺启忠, 等. 表面水质遥感监测研究[J]. *遥感技术与应用*, 2000, 15(4): 214-219.
ZHANG Yuanzhi, NIE Yueping, LIN Qizhong, et al. Surface water quality monitoring using remote sensing [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2000, 15(4): 214-219.
- [15] CHUST G. Water quality monitoring in Basque coastal areas using local chlorophyll-a algorithm and MERIS images [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2012, 6(1): 063519.
- [16] LEWIN I, SMOLIŃSKI A. Rare and vulnerable species in the mollusc communities in the mining subsidence reservoirs of an industrial area (The Katowicka Upland, Upper Silesia, Southern Poland) [J]. *Limnologia*, 2006, 36(3): 181-191.
- [17] 裴文明, 姚素平, 董少春, 等. 皖北刘桥矿采煤塌陷区生态环境动态监测[J]. *煤田地质与勘探*, 2015, 43(2): 67-72.
PEI Wenming, YAO Suping, DONG Shaochun, et al. Dynamic monitoring of ecological environment of subsidence area of Liuzhao coal mining area in Northern Anhui [J]. *Coal Geology & Exploration*, 2015, 43(2): 67-72.
- [18] OUYANG Z Z, GAO L M, YANG C. Distribution, sources and influence factors of polycyclic aromatic hydrocarbon at different depths of the soil and sediments of two typical coal mining subsidence areas in Huainan, China [J]. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2018, 163: 255-265.
- [19] 宋晓梅, 周晓燕. 煤炭开采对矿区环境的影响及保护对策[J]. *煤炭技术*, 2004, 23(1): 5-8.
SONG Xiaomei, ZHOU Xiaoyan. The effect and protective countermeasures of coal mining on mine area environment [J]. *Coal Technology*, 2004, 23(1): 5-8.
- [20] 谷得明, 严家平, 范廷玉, 等. 淮南潘集采煤塌陷区地表水中氮、磷特征[J]. *环境化学*, 2014, 33(9): 1495-1500.
GU Deming, YAN Jiaping, FAN Tingyu, et al. Characteristics of nitrogen and phosphorus in surface water of coal mine subsidence area in Panji of Huainan [J]. *Environmental Chemistry*, 2014, 33(9): 1495-1500.
- [21] 胡林, 陈永春, 徐燕飞, 等. 高潜水位采煤塌陷区水质评价与污染因子识别[J]. *煤田地质与勘探*, 2023, 51(11): 83-91.
HU Lin, CHEN Yongchun, XU Yanfei, et al. Evaluation of water quality and identification of pollution factors in mining subsidence area with high phreatic water level [J]. *Coal Geology & Exploration*, 2023, 51(11): 83-91.
- [22] 张维翔, 姜春露, 郑刘根, 等. 淮南采煤塌陷区积水中氮、磷分布特征及变化趋势[J]. *环境工程*, 2019, 37(9): 62-67.
ZHANG Weixiang, JIANG Chunlu, ZHENG Liugen, et al. Distribution characteristics and trends of nitrogen and phosphorus in subsidence water of Huainan coal mining area [J]. *Environmental Engineering*, 2019, 37(9): 62-67.
- [23] 王婷婷, 易齐涛, 胡友彪, 等. 两淮采煤塌陷区水域水体富营养化及氮、磷限制模拟实验[J]. *湖泊科学*, 2013, 25(6): 916-926.
WANG Tingting, YI Qitao, HU Youbiao, et al. Eutrophication and nutrient enrichment bioassays in the waters of the Huainan and Huaibei coal mining subsidence areas, Anhui Province [J]. *Journal of Lake Sciences*, 2013, 25(6): 916-926.
- [24] 汤湜. 基于平原高潜水位采煤塌陷区的生态环境景观恢复研究[D]. 南京: 南京大学, 2011.
TANG Hao. Ecological restoration and landscapes reconstruction research of the coal mining subsidence area with high groundwater in plain area—Taking Xuzhou Jiuli subsidence area as example [D]. Nanjing: Nanjing University, 2011.
- [25] 黄世伟, 徐燕飞, 安士凯. 采煤塌陷水域叶绿素 a 浓度遥感监测研究[J]. *矿业研究与开发*, 2022, 42(10): 143-147.
HUANG S W, XU Y F, AN S K. Study on the remote sensing monitoring of chlorophyll-a concentration in coal mining subsidence water area [J]. *Mining Research and Development*, 2022, 42(10): 143-147.
- [26] 桂和荣, 王和平, 方文慧, 等. 煤矿塌陷区水域环境指示微生物: 蓝藻的研究[J]. *煤炭学报*, 2007, 32(8): 848-853.
GUI Herong, WANG Heping, FANG Wenhui, et al. Study of the cyanophyta which is one of the environment indicator microorganism in mining subsidence water area [J]. *Journal of China Coal Society*, 2007, 32(8): 848-853.
- [27] 郭芳芳, 邓国志. 采煤塌陷对潘谢矿区区域水环境的影响分析[J]. *能源环境保护*, 2017, 31(3): 46-49.
GUO Fangfang, DENG Guozhi. Analysis of water environment of mining subsidence area in Huainan Pan-Xie coal mine area [J]. *Energy Environmental Protection*, 2017, 31(3): 46-49.
- [28] 岳昂, 戴运峰, 刘红磊, 等. 基于 Landsat8 影像的于桥水库藻华分布反演及其影响因素分析[J]. *安全与环境学报*, 2019, 19(4): 1448-1455.
YUE Ang, DI Yunfeng, LIU Honglei, et al. Historical regional distribution specialties of algal bloom extraction from Yuqiao Reservoir via Landsat 8 and its driving factors [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2019, 19(4): 1448-1455.
- [29] 周燕, 禹定峰, 刘晓燕, 等. 基于 GOCI 数据的胶州湾水体透明度遥感反演及日变化研究[J]. *国土资源遥感*, 2021, 33(2): 108-115.
ZHOU Yan, YU Dingfeng, LIU Xiaoyan, et al. Research on remote sensing retrieval and diurnal variation of Secchi disk depth of Jiaozhou Bay based on GOCI [J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2021, 33(2): 108-115.

- [30] 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.
- [31] 汪雨豪, 李家国, 汪洁, 等. 基于 GF-2 影像的苏州市区水质遥感监测[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(14): 5875-5885.
WANG Yuhao, LI Jianguo, WANG Jie, et al. Remote sensing monitoring of water quality in Suzhou urban area based on GF-2 image[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(14): 5875-5885.
- [32] 周德明, 王得玉. 基于 TM 的太湖叶绿素 a 和悬浮物估测模型[J]. 环境科学与技术, 2015, 38(增刊 1): 362-367.
ZHOU D M, WANG D Y. Quantitative estimation of chlorophyll-a and suspended solids in Taihu Based on Landsat TM [J]. Environmental Science & Technology, 2015, 38(Sup. 1): 362-367.
- [33] 王彦飞, 李云梅, 吕恒, 等. 环境一号卫星高光谱遥感数据的内陆水质监测适宜性: 以巢湖为例[J]. 湖泊科学, 2011, 23(5): 789-795.
WANG Yanfei, LI Yunmei, LV Heng, et al. Suitability assessment of lake water quality monitoring on waterbody images acquired by HJ-1A hyperspectral imager: a case study of Lake Chaohu [J]. Journal of Lake Sciences, 2011, 23(5): 789-795.
- [34] 郑国强, 史同广, 孙林, 等. 基于 Hyperion 数据的南四湖叶绿素浓度反演研究[J]. 地理与地理信息科学, 2008, 24(1): 31-34.
ZHENG Guoqiang, SHI Tongguang, SUN Lin, et al. Regression of chlorophyll content based Hyperion data in Nansi lake [J]. Geography and Geo-Information Science, 2008, 24(1): 31-34.
- [35] 徐良骥, 刘曙光, 孟雪莹, 等. 煤矿沉陷水域重金属含量高光谱反演[J]. 煤炭学报, 2019, 44(11): 3539-3546.
XU Liangji, LIU Shuguang, MENG Xueying, et al. Hyperspectral inversion of heavy metal content in subsided waters of coal mines[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(11): 3539-3546.
- [36] CHANG N B, XUAN Z M, 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.
- [37] 吴敏, 王学军. 应用 MODIS 遥感数据监测巢湖水质[J]. 湖泊科学, 2005, 17(2): 110-113.
WU Min, WANG Xuejun. Application of satellite MODIS in monitoring the water quality of Lake Chaohu [J]. Journal of Lake Sciences, 2005, 17(2): 110-113.
- [38] 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.
- [39] 沈娟, 周治刚, 张彤辉, 等. 基于 Sentinel-3A 的北部湾海域叶绿素 a 浓度遥感反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2024, 39(1): 110-119.
SHEN J, ZHOU Z G, ZHANG T H, et al. Inversion of Beibu gulf chlorophyll a concentration based on Sentinel-3A satellite[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2024, 39(1): 110-119.
- [40] 付翔, 刘潇鹏, 刘昊. 基于 K-means 分段融合模型的采煤沉陷水域水深反演[J]. 黑龙江工程学院报, 2023, 37(3): 14-19.
FU X, LIU X P, LIU H. Water depth inversion of coal mining subsidence waters based on K-means segmented fusion model [J]. Journal of Heilongjiang Institute of Technology, 2023, 37(3): 14-19.
- [41] ERKKILÄ A, KALLIOLA R. Patterns and dynamics of coastal waters in multi-temporal satellite images: support to water quality monitoring in the Archipelago Sea, Finland [J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2004, 60(2): 165-177.
- [42] 裴文明, 张慧, 姚素平, 等. 淮南矿区不同类型沉陷水域水质遥感反演和时空变化分析[J]. 煤田地质与勘探, 2018, 46(3): 85-90.
PEI Wenming, ZHANG Hui, YAO Suping, et al. Remote sensing inversion and analysis on spatial-temporal variation of water quality in different types of subsided waterlogged zones in Huainan mining area [J]. Coal Geology & Exploration, 2018, 46(3): 85-90.
- [43] 黄昕晰, 应晗婷, 夏凯, 等. 基于无人机多光谱影像和 OPT-MPP 算法的水质参数反演[J]. 环境科学, 2020, 41(8): 3591-3600.
HUANG Xinxi, YING Hanting, XIA Kai, et al. Inversion of water quality parameters based on UAV multispectral images and the OPT-MPP algorithm [J]. Environmental Science, 2020, 41(8): 3591-3600.
- [44] 刘彦君, 夏凯, 冯海林, 等. 基于无人机多光谱影像的小微水域水质要素反演[J]. 环境科学学报, 2019, 39(4): 1241-1249.
LIU Yanjun, XIA Kai, FENG Hailin, et al. Inversion of water quality elements in small and micro-size water region using multispectral image by UAV [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2019, 39(4): 1241-1249.
- [45] 刘梅, 马启良, 原居林, 等. 基于无人机高光谱遥感技术对内陆养殖池塘水质监测的研究[J]. 海洋与湖沼, 2022, 53(1): 195-205.
LIU Mei, MA Qiliang, YUAN Julin, et al. Water quality monitoring of inland aquaculture ponds based on UAV hyperspectral remote sensing technology [J]. Oceanologia et Limnologia Sinica, 2022, 53(1): 195-205.
- [46] 林林丽, 刘英, 张旭阳, 等. 无人机在矿区表土特征及地质灾害监测中的应用[J]. 煤田地质与勘探, 2021, 49(6): 200-211.
LONG Linli, LIU Ying, ZHANG Xuyang, et al. Application of unmanned aerial vehicle in surface soil characterization and geological disaster monitoring in mining areas [J]. Coal Geology & Exploration, 2021, 49(6): 200-211.
- [47] 沈蔚, 纪茜, 邱耀炜, 等. 基于高光谱遥感的长江口叶绿素 a 浓度反演推算[J]. 水生态学杂志, 2021, 42(3): 1-6.
SHEN Wei, JI Qian, QIU Yaowei, et al. Estimation of chlorophyll-a concentrations in the Yangtze River Estuary obtained from hyperspectral remote sensing images [J]. Journal of Hydroecology, 2021, 42(3): 1-6.
- [48] 朱利, 李云梅, 赵少华, 等. 基于 GF-1 号卫星 WFV 数据的太湖水质遥感监测[J]. 国土资源遥感, 2015, 27(1): 113-120.
ZHU Li, LI Yunmei, ZHAO Shaohua, et al. Remote sensing monitoring of Taihu Lake water quality by using GF-1 satellite WFV data [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2015, 27(1): 113-120.
- [49] RIDDICK C A L, HUNTER P D, DOMÍNGUEZ GÓMEZ J A, et al. Optimal cyanobacterial pigment retrieval from ocean colour sensors in a highly turbid, optically complex lake [J]. Remote Sensing, 2019, 11(13): 1613.
- [50] MOSES W J, GITELSON A A, BERDNIKOV S, et al. Satellite estimation of chlorophyll-a concentration using the red and NIR bands of MERIS—The azov sea case study [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(4): 845-849.
- [51] 穆红波, 徐燕飞, 殷梦杰, 等. “珠海一号”采煤沉陷区叶绿素 a 浓度反演研究[J]. 安徽理工大学学报(自然科学版), 2021, 41(3): 72-78.
MU Hongbo, XU Yanfei, YIN Mengjie, et al. Chlorophyll - a concentration inversion in coal mining subsidence area based on OHS-1 hyperspectral image [J]. Journal of Anhui University of Science and Technology (Natural Science), 2021, 41(3): 72-78.
- [52] ILUZ D, YACOBI Y Z, GITELSON A. Adaptation of an algorithm for

- chlorophyll-a estimation by optical data in the oligotrophic Gulf of Eilat[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(5): 1157-1163.
- [53] PÉREZ G, QUEIMALIÑOS C, BALSEIRO E, et al. Phytoplankton absorption spectra along the water column in deep North Patagonian Andean lakes (Argentina)[J]. *Limnologia*, 2007, 37(1): 3-16.
- [54] 韩留生. 矿业扰动区水质参数高光谱遥感反演[D]. 青岛: 山东科技大学, 2011.
HAN Liusheng. Inversing the water quality for the surface water of turbulent area of mining area by hyperspectral data[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2011.
- [55] WILLIAMSON A N, GRABAU W E. Sediment concentration mapping in tidal estuaries [C]. In: *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*. Washington: NASA, 1974: 1347-1386.
- [56] DEKKER A G, PETERS S W M. The use of the Thematic Mapper for the analysis of eutrophic lakes: a case study in the Netherlands[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14(5): 799-821.
- [57] 姜玲玲, 王龙霄, 王林, 等. 基于 Sentinel-3 OLCI 影像的渤海透明度遥感反演研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(4): 1209-1216.
JIANG Lingling, WANG Longxiao, WANG Lin, et al. Research on remote sensing retrieval of Bohai Sea transparency based on sentinel-3 OLCI image [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(4): 1209-1216.
- [58] 马建行, 宋开山, 邵田田, 等. 基于 HJ-CCD 和 MODIS 的吉林省中西部湖泊透明度反演对比[J]. *湖泊科学*, 2016, 28(3): 661-668.
MA Jianhang, SONG Kaishan, SHAO Tiantian, et al. Comparison of water transparency retrieving of lakes in the mid-east part of Jilin Province based on HJ-CCD and MODIS imagery [J]. *Journal of Lake Sciences*, 2016, 28(3): 661-668.
- [59] RUESCAS A B, HIERONYMI M, MATEO-GARCIA 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.
- [60] 张运林, 黄群芳, 马荣华, 等. 基于反射率的大湖典型湖区溶解性有机碳的反演[J]. *地球科学进展*, 2005, 20(7): 772-777.
ZHANG Yunlin, HUANG Qunfang, MA Ronghua, et al. Retrieving of dissolved organic carbon based on irradiance reflectance in typical lake zones of lake Taihu [J]. *Advances in Earth Science*, 2005, 20(7): 772-777.
- [61] 李爱民, 夏光平, 齐鑫, 等. 珠海一号高光谱遥感的郑州天德湖水水质 CDOM 反演方法[J]. *测绘科学技术学报*, 2020, 37(4): 388-391.
LI Aimin, XIA Guangping, QI Xin, et al. The retrieval method for water quality CDOM parameter of tiande lake in Zhengzhou based on hyperspectral remote sensing of Zhuhai-1 [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2020, 37(4): 388-391.
- [62] RINALDI E, BUONGIORNO NARDELLI B, VOLPE G, et al. Chlorophyll distribution and variability in the Sicily Channel (Mediterranean Sea) as seen by remote sensing data [J]. *Continental Shelf Research*, 2014, 77: 61-68.
- [63] BRESCIANI M, STROPPIANA D, ODERMATT D, et al. Assessing remotely sensed chlorophyll-a for the implementation of the water framework directive in European perialpine lakes[J]. *Science of the Total Environment*, 2011, 409(17): 3083-3091.
- [64] 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.
- [65] PAHLEVAN N, SMITH B, ALIKAS K, et al. Simultaneous retrieval of selected optical water quality indicators from Landsat-8, Sentinel-2, and Sentinel-3 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 270: 112860.
- [66] YE M, SUN Y H. Review of the Forel-Ule Index based on in situ and remote sensing methods and application in water quality assessment [J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2022, 29(9): 13024-13041.
- [67] 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.
- [68] 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.
- [69] 叶圆圆. 基于 RS 淮南采煤沉陷水域水质实时监测技术研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2015.
YE Y Y. Research on real-time monitoring of water quality based on remote sensing technology [D]. Huainan: Anhui University of Technology, 2015.
- [70] LIU Y, XIAO C C, LI J S, et al. Secchi disk depth estimation from China's new generation of GF-5 hyperspectral observations using a semi-analytical scheme [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(11): 1849.
- [71] JUHLS B, OVERDUIN P P, HÖLEMANN J, et al. Dissolved organic matter at the fluvial-marine transition in the Laptev Sea using in situ data and ocean colour remote sensing [J]. *Biogeosciences*, 2019, 16(13): 2693-2713.
- [72] 陈军, 王保军, 孙记红, 等. 基于 Landsat/TM 影像提取太湖 CDOM 浓度空间分布[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(1): 34-38.
CHEN Jun, WANG Baojun, SUN Jihong, et al. Study on colored dissolved organic matter concentration retrieved from Landsat/TM imagery at Taihu Lake [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(1): 34-38.
- [73] WANG X, YANG W. Water quality monitoring and evaluation using remote sensing techniques in China: a systematic review [J]. *Ecosystem Health and Sustainability*, 2019, 5(1): 47-56.
- [74] 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.
SUN S Y. Inversion of water quality parameters of Miyun reservoir based on multi source-remote sensing and machine learning [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2019.
- [75] 杜程, 李得林, 李根军, 等. 基于高原盐湖光谱特性下的溶解氧反演应用与探讨[J]. *自然资源遥感*, 2021, 33(3): 246-252.
DU C, LI L L, LI G J, et al. Application and exploration of dissolved oxygen inversion of plateau salt lakes based on spectral characteristics [J]. *Remote Sensing For Natural Resources*, 2021, 33(3): 246-252.
- [76] GUO H W, HUANG J J, CHEN B W, 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.
- [77] 徐昌将, 黄昌春, 李云梅, 等. 基于高光谱遥感反射率的总氮总磷的反演[J]. *遥感技术与应用*, 2013, 28(4): 681-688.
XU Liangjiang, HUANG Changchun, LI Yunmei, et al. Deriving concentration of TN, TP based on hyper spectral reflectivity [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2013, 28(4): 681-688.

(责任编辑:熊云威)