

# 实测数据支持下的地表水浊度与总氮遥感反演 ——以长江流域中段为例

罗昕瑶, 国巧真, 曹俊武, 罗 淦

天津城建大学地质与测绘学院, 天津 300384

**摘要:**针对以实地采集数据进行地表水水质反演存在的空间范围小、耗时长、难度大、所构建模型在地域及季节方面很难具有良好普适性等问题,以长江流域中段为研究区,利用 Landsat 8 OLI 遥感影像数据及国家地表水水质自动监测站实测数据,建立浊度、总氮与反射率的反演模型,采用决定系数( $R^2$ )、平均绝对值误差(MAE)、均方根误差(RMSE)及平均绝对百分比误差(MAPE)进行精度检验,并制作浊度、总氮反演分布图,分析浊度和总氮空间分布特征。结果表明:浊度反演模型的反演精度较高, $R^2$ 为0.945,MAE为4.945 NTU, RMSE为7.117 NTU, MAPE为29.4%;总氮反演模型的反演精度一般, $R^2$ 为0.502,MAE为0.427 mg/L, RMSE为0.541 mg/L, MAPE为31.0%。这说明使用国家地表水水质自动监测站监测数据进行浊度反演具有一定的可行性。

**关键词:** Landsat 8 OLI; 地表水; 遥感反演; 浊度; 总氮

**中图分类号:** X87 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-6002(2024)04-0261-11

**DOI:** 10.19316/j.issn.1002-6002.2024.04.27

## Remote Sensing Inversion of Turbidity and Total Nitrogen of Surface Water Supported by Measured Data—A Case of the Middle Section of the Yangtze River Basin

LUO Xinyao, GUO Qiaozhen, CAO Junwu, LUO Gan

School of Geology and Geomatics, Tianjin Chengjian University, Tianjin 300384, China

**Abstract:** In view of the problems of small spatial range, long time and high difficulty in retrieving surface water quality from field data, it is difficult to establish a model with good universality in terms of geography and seasons. Taking the middle section of the Yangtze River Basin as the research area, the inversion models of turbidity, total nitrogen and reflectance were established by using the remote sensing image data of Landsat 8 OLI and the measured data of the national surface water quality automatic monitoring station. The coefficient of determination ( $R^2$ ), mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE) and mean absolute percentage error (MAPE) were used to test the accuracy. Turbidity and total nitrogen inversion distribution maps were made to analyze the spatial distribution characteristics of turbidity and total nitrogen. The results showed that the accuracy of turbidity inversion was relatively high, with  $R^2$  of 0.945, MAE of 4.945 NTU, RMSE of 7.117 NTU and MAPE of 29.4%; the inversion accuracy  $R^2$  of total nitrogen was 0.502, MAE was 0.427 mg/L, RMSE was 0.541 mg/L, and MAPE was 31.0%, indicating that it is feasible to use the data of the national automatic monitoring station for turbidity inversion.

**Keywords:** Landsat 8 OLI; surface water; remote sensing inversion; turbidity; total nitrogen

如何更好地利用地表水水质参数反演结果进行污染分析,目前已经成为遥感领域的重要研究内容。浊度能较好地反映水体的受污染程度;总氮是衡量水体质量的重要指标之一,能较好地反映水体的富营养化程度。浊度是一种光学特性,与后向散射系数关系密切,并且其与反射率的关系比总悬浮物与反射率的关系更为紧密<sup>[1]</sup>。通常,浊度越高,溶液就越浑浊,也代表着水体的污

染程度越高,即浊度是对水质进行监测评价的一个重要指标。降低浊度可在一定程度上提升水质,减少水中细菌与病毒的含量<sup>[2]</sup>,有利于净化地表水,缓解水资源短缺问题。此外,浊度会使水体温度的垂直分布发生改变,从而对初级生产力产生影响,因此,监测水体浊度对于分析水体物质传输和水动力情况都有一定的帮助<sup>[3]</sup>。水体中的总氮是指水中各种形态的无机和有机氮的总

收稿日期:2022-10-24;修订日期:2023-09-11

基金项目:天津市科技计划项目(23KPHDR00300)

第一作者简介:罗昕瑶(1996-),女,天津人,在读硕士研究生。

通讯作者:国巧真

量。当地表水中的氮、磷物质含量超标时,会引起浮游生物大量繁殖,从而造成水体富营养化。当氮、磷等营养元素在湖泊、水库等封闭性水体中大量富集时,会导致藻类和其他水生植物过量繁殖,致使水体生产力提高,溶解氧下降,水质发生恶化,水生生物出现大量死亡<sup>[4]</sup>。进入21世纪后,地表水总氮浓度在世界范围内整体呈现出增加的趋势<sup>[5]</sup>。因此,在对地表水水质进行监测分析的过程中,对水体中的总氮进行反演研究是十分有必要的,尤其是在长江流域的鄱阳湖、洞庭湖等常年存在严重富营养化问题的湖泊<sup>[6]</sup>。

当前,进行水质参数反演研究使用的主要方法是人工采样化验法<sup>[7]</sup>。其中,实地数据采集以定点、定剖面为主,工作量大、成本高、费时费力,易受到当地水文、气候等自然条件的影响,在部分区域甚至很难进行取样,并且这种人工采样方式在空间上的限制很大,很难在短时间内给出可反映整个区域水质状况的信息<sup>[8]</sup>。此外,有研究采用在实验室制备的不同浓度的浊度梯度溶液,结合无人机高光谱数据,构建了浊度反演模型<sup>[9]</sup>。这虽然解决了现场采集数据存在的各类烦琐问题,但只适用于快速监测中小型水体水质参数,依旧无法解决空间上的限制问题。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,出现了分析法、经验法、半经验法和机器学习法等多种反演方法<sup>[10]</sup>。其中,国内外学者最经常采用的方法为半经验方法。目前,国内外大部分学者主要通过这种方法计算化学需氧量、总磷、总氮及金属元素<sup>[11-14]</sup>等水质参数浓度数据。

水体中各水质参数的种类及大小不同,水体遥感影像往往就会呈现出不同的反射率<sup>[15]</sup>,导致各个波段的数值出现明显差异。因此,在将遥感技术应用于水质参数反演研究时,一般选择水体中对水质参数浓度变化较为敏感的波段或者波段组合进行反演<sup>[16]</sup>。近年来,国内外学者针对水质参数的反演研究取得了诸多进展,但相关研究的研究范围主要集中于湖泊与近海地带。大范围内陆河流具有狭长的特点,因而对于一般的遥感监测而言,对大范围内陆河流开展反演研究具有一定的挑战性<sup>[17]</sup>。如今,国内外针对水质参数的反演研究主要集中在以下几个方面:反演模型精度的提升,对地表水水质的长期监测及其时空变化规律的探索<sup>[18-20]</sup>,对城市河流<sup>[17]</sup>及近海地带等特殊地区<sup>[21-22]</sup>水质参数的反演。在提升水质参数

反演模型精度方面,主要采用的方法包括构建模型时选用高精度的算法<sup>[23-24]</sup>,将遥感技术与机器学习<sup>[25-31]</sup>等人工智能方法相结合,使用诸如无人机等高精度数据源<sup>[32-34]</sup>。同时,最近已有将C2RCC算法应用于河流、海洋水域水质反演的研究<sup>[35]</sup>。

目前,水质参数反演依旧存在许多问题。由于水质反演的时空局限性,针对不同季节、不同地域的水质反演算法一般并不具有良好的普适性<sup>[36]</sup>,仍需通过开展大量工作来不断总结及改进;目前国内的水质反演工作大多仍需进行实地采样,并通过实验室进行样品分析,这就大大增加了数据获取的难度,对研究区的范围以及样本的获取时间也产生了诸多限制;利用无人机可以获取较为准确的反演结果,但综合考虑无人机的速度及续航能力情况,想要在短时间内获取大范围图像仍旧是一项挑战,同时设备内存不足的问题也亟待解决。

本文针对以上问题,使用国家地表水水质自动监测站水质参数监测结果,结合Landsat 8 OLI遥感影像,对水体浊度与总氮浓度进行反演研究。首先,以长江流域中段为研究区域,通过分析水质参数光谱特征与实测数据的关系,获取相关性最高的拟合波段。然后,选取波段组合构建拟合模型,使用多种回归评价指标对模型进行精度检验,并选取精度最高的模型进行反演。最后,对反演图进行分析。技术流程如图1所示。

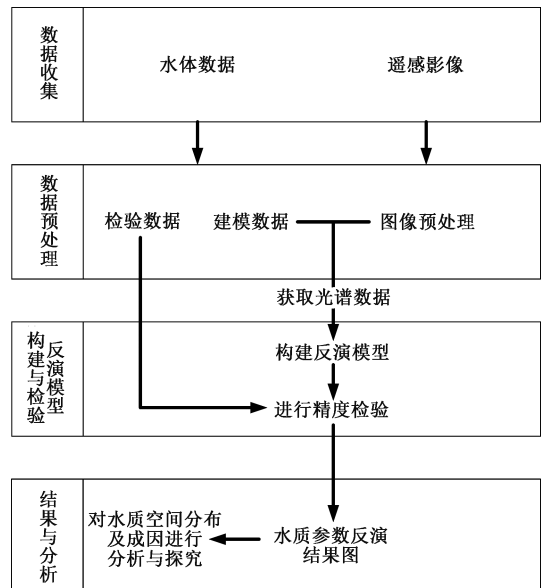


图1 技术流程图

Fig. 1 Technique flow chart

## 1 研究区与数据源

### 1.1 研究区概况

长江是中国第一大河,全长约 6 397 km,同时也是中国水资源量最丰富的河流。长江流域是长江干流与支流流经的广大区域,横跨中国东部、中部和西部三大经济地带,是世界第三大流域。因此,对长江流域进行水质参数分析十分必要。本文所选取的研究区地理位置如图 2

所示,为长江流域中段(28°N~31°N,111°E~118°E),对应宜昌至湖口段<sup>[37]</sup>,地跨安徽、湖南、湖北、江西四省,长 955 km,流域面积 68 万 km<sup>2</sup>,属于亚热带季风气候。长江流域中段包含了中国第一大淡水湖鄱阳湖和第二大淡水湖洞庭湖,而湖泊污染问题一直以来都很受重视。因此,选取长江流域中段作为研究区,既可以针对内陆河流进行大范围水质参数反演分析,同时也可作为湖泊水质参数反演提供一定程度的科学参考。

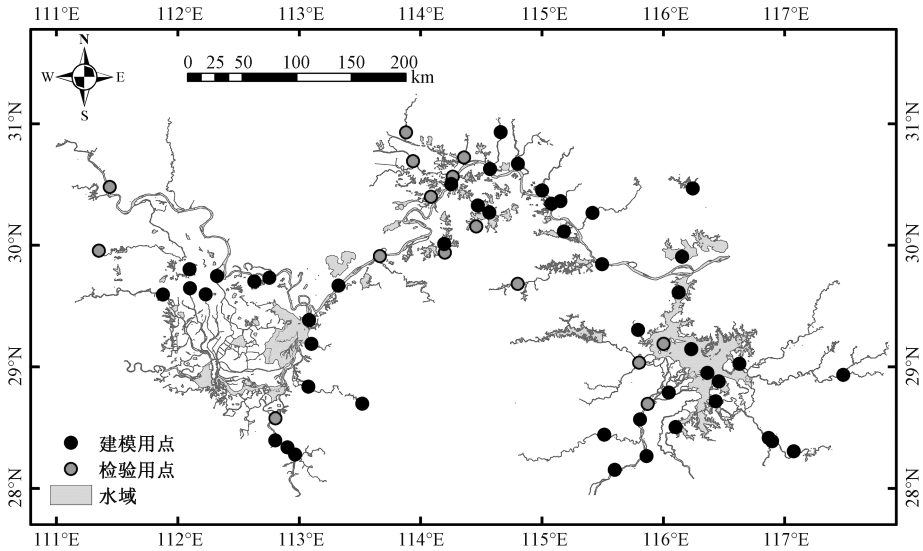


图 2 研究区地理位置

Fig. 2 Geographic location of the study area

### 1.2 数据源

选取 2021 年 9 月六景 Landsat 8 OLI 遥感影像进行分析。其中,B1~B7 波段的空间分辨率为 30 m,PAN 波段的空间分辨率为 15 m。将全色波段融合到多光谱波段,从而提高空间分辨率至 15 m,并对其进行辐射校正、大气校正等预处理。实测数据采用国家地表水水质自动监测实时数据发布系统发布的同步地表水浊度与总氮浓度,选取其中与卫星过境时间最为接近的单个监测数值。随后,筛选与实测数据日期相对应的遥感影像进行匹配,根据监测站地理位置描述及人工解译结果,确定对应经纬度处的遥感影像各波段的反射率。收集各波段的反射率,并与实测数据相结合,在对应经纬度坐标系上实现遥感影像与实测数据的匹配。

对于实测数据,首先,要过滤掉因监测站开展维护而缺失部分数据的采样点;其次,对遥感影像上受到云层遮蔽的点进行去云处理,舍弃受影响

较大的采样点;最后,以收集到的各波段反射率数据为自变量、实测数据为因变量进行图形绘制,将在 3 个及以上波段中出现离散数据的采样点视为异常值予以排除。过滤掉存在以上问题的监测站点后,以长江干流为主,鄱阳湖、洞庭湖为辅,选取合适的水质监测点,并按照行政区划进行划分。最终共选取了 62 个水质监测站点,其中包括安徽省 2 个、湖南省 11 个、湖北省 29 个、江西省 20 个。相对等比例地按照行政区划随机抽选其中约 24% 的监测站点用于精度检验。由此,选取其中 47 个采样点的数据用于建立反演模型,15 个采样点的数据用于精度检验。

## 2 反演模型构建

通过对采样点数据进行建模,分析浊度、总氮浓度与遥感影像不同波段光谱数据的相关性,并进行不同波段间的相关性比较,结果如表 1 所示。

选取决定系数( $R^2$ )较高的波段进行相关性分析,结果如图3所示。分别以B4波段为自变量,浊

度、总氮浓度实测数据为因变量,构建统计回归模型。

表1 浊度、总氮浓度的波段相关性  
Table 1 Band correlation of turbidity and total nitrogen concentration

水质参数	因子(波段)	$R^2$
浊度	B4	0.636
	B3	0.520
	B2	0.495
总氮浓度	B4	0.486
	B2	0.349
	B3	0.336

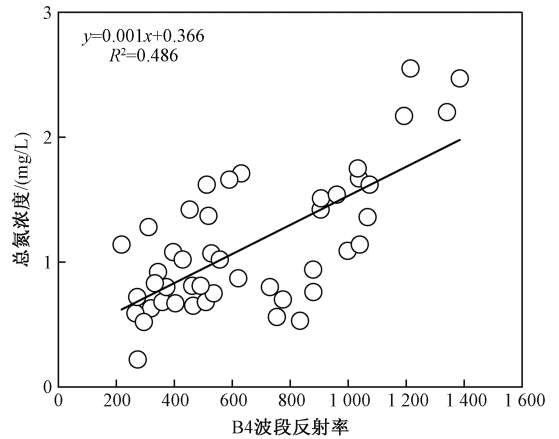
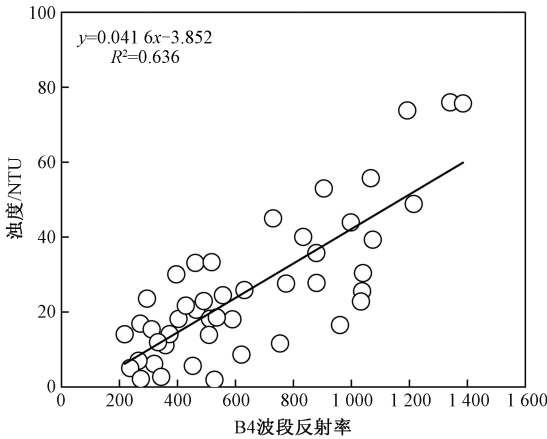


图3 浊度、总氮浓度与B4波段反射率的相关性

Fig. 3 Correlation between turbidity, total nitrogen concentration and B4 band reflectance

通过对表1和图3进行分析可知:浊度与B4波段的相关性最高, $R^2$ 为0.636;与B3和B2波段的相关性相对较高, $R^2$ 分别为0.520和0.495。总氮浓度与B4波段的相关性最高, $R^2$ 为0.486;与B2和B3波段的相关性相对较高, $R^2$ 分别为0.349和0.336。总体而言,浊度的单一波段拟合

效果比总氮浓度更好, $R^2$ 更高。采用相关性最高的B4波段建立反演模型,对浊度、总氮浓度的不同波段组合进行相关性分析,最终拟合出 $R^2$ 较高的波段组合,获取模型的拟合关系式(表2、表3),并针对浊度与总氮浓度的统计回归模型作进一步分析。

表2 浊度的反演模型  
Table 2 Inversion model for turbidity

因子(反射率)	模型类型	$R^2$	关系式
B1×B4	三次曲线	0.722	$3.637+7.311\times 10^{-5}t-1.035\times 10^{-10}t^2+8.024\times 10^{-17}t^3$
B2×B4	三次曲线	0.718	$6.469+6.587\times 10^{-5}t-9.556\times 10^{-11}t^2+8.262\times 10^{-17}t^3$
B1+B4	三次曲线	0.718	$-54.921+0.164t+3.642\times 10^{-8}t^3$
B2+B4	三次曲线	0.716	$-30.455+0.117t-9.960\times 10^{-5}t^2+3.122\times 10^{-8}t^3$
B1×B4	二次曲线	0.708	$13.899-6.096\times 10^{-6}t+4.764\times 10^{-11}t^2$
B2×B4	二次曲线	0.705	$14.005-3.455\times 10^{-6}t+4.959\times 10^{-11}t^2$

表3 总氮浓度的反演模型  
Table 3 Inversion model for total nitrogen concentration

因子(反射率)	模型类型	$R^2$	关系式
B4	三次曲线	0.592	$0.191+0.003t-4.756\times 10^{-6}t^2+2.689\times 10^{-9}t^3$
B4+B7	三次曲线	0.585	$-0.269+0.005t-7.245\times 10^{-6}t^2+3.514\times 10^{-9}t^3$
B4/B1	三次曲线	0.575	$-2.171+10.480t-11.680t^2+4.398t^3$
B1-B4	三次曲线	0.571	$1.059-0.001t+8.861\times 10^{-7}t^2-7.402\times 10^{-9}t^3$
B2-B4	三次曲线	0.568	$0.904+5.882\times 10^{-6}t^2+2.334\times 10^{-9}t^3$
B1+B4	三次曲线	0.568	$-0.991+0.005t-3.688\times 10^{-6}t^2+1.058\times 10^{-9}t^3$



表 2 列出的涉及 B4 波段的浊度反演模型的  $R^2$  普遍大于 0.7, 由此可以看出, 对于浊度, 基于多波段组合进行建模的拟合度高于单波段。浊度的高拟合度拟合模型大多为三次曲线模型, 少部分为二次曲线模型, 说明使用该数据进行多项式建模拟合的效果较好。其中, B1×B4 波段组合的三次曲线拟合效果最好,  $R^2$  为 0.722, 如图 4 所示。以 B1×B4 波段反射率数据为自变量, 浊度实测数据作为因变量, 使用建模采样点数据构建 B1×B4 波段反射率与浊度的反演模型。其他波段组合作为反演模型因子时, 拥有相对较高拟合度的有 B2×B4、B1+B4、B2+B4。其中, B2×B4 和 B1+B4 波段的三次曲线模型的  $R^2$  与 B1×B4 波段最为接近, 均为 0.718。利用三次曲线模型拟合度较高的 B1×B4、B2×B4 波段构建二次曲线模型时, 同样可获得  $R^2$  较高的反演模型。由此可知, 将 B1、B2 波段与 B4 波段进行组合时, 可获得相对较高的拟合度。

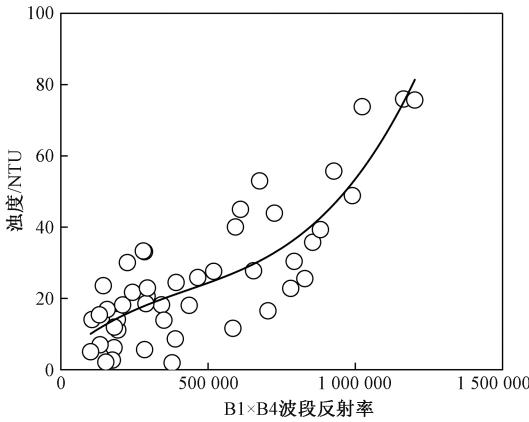


图 4 B1×B4 波段浊度反演模型  
Fig. 4 Turbidity inversion model of B1×B4 band

由表 3 可以看出, 总氮浓度反演模型的总体拟合度不如浊度反演模型高。以 B4 波段的波段组合构建反演模型, 拟合效果最好的为基于 B4 单波段构建的三次曲线模型, 这一点与浊度反演模型有很大不同。总体而言, 在对总氮浓度的分析中, B4 波段的三次曲线拟合效果最好,  $R^2$  为 0.592, 如图 5 所示。以 B4 波段反射率数据为自变量, 总氮浓度实测数据为因变量, 使用建模采样点数据构建 B4 波段反射率与总氮浓度的反演模型。其他波段组合作为反演模型因子时, 拟合度较高的波段组合为 B4+B7、B4/B1、B1-B4、B2-B4、B1+B4。其中, B4+B7 波段的三次曲线模型

的拟合度与 B4 波段最为接近,  $R^2$  为 0.585。与浊度相似的是, 对于总氮浓度, 同样是 B1、B2 波段与 B4 波段的组合能得到相对不错的拟合度; 但不同的是, B4+B7 波段组合也有较高的拟合度。除此之外, B4 单波段反演模型的拟合效果优于多波段组合。

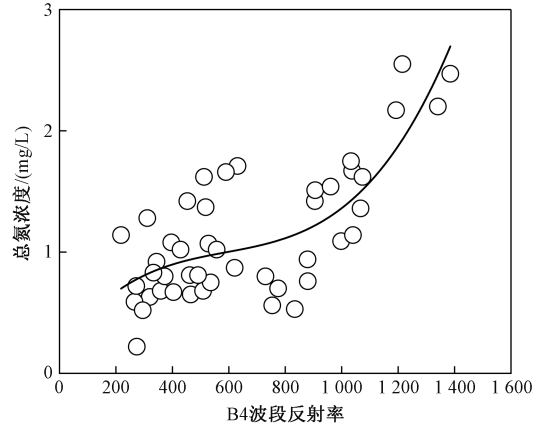


图 5 B4 波段总氮浓度反演模型

Fig. 5 Total nitrogen concentration inversion model of B4 band

### 3 反演结果分析

#### 3.1 精度检验

使用 15 个检验采样点的数据进行精度检验。分别计算浊度的 B1×B4 波段三次曲线拟合模型及总氮浓度的 B4 波段三次曲线拟合模型的  $R^2$ 、平均绝对值误差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 及平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)。其中,  $R^2$  用来衡量模型对因变量变异的解释程度,  $R^2$  越接近 1, 代表模型拟合程度越好; MAE 和 RMSE 用来衡量误差的大小, 其数值越小, 代表模型误差越小; MAPE 用来衡量预测结果的准确性, 其数值越小, 代表模型精度越高。MAE、RMSE 及 MAPE 的计算方法分别如公式 (1)~公式 (3) 所示。

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - x_i}{y_i} \right|}{n} \quad (3)$$

式中: $n$  为用于检验的采样点数量, $y_i$  为实测数据, $x_i$  为模型预测数据。

对浊度与总氮浓度反演模型进行精度检验,结果如图6、图7所示。

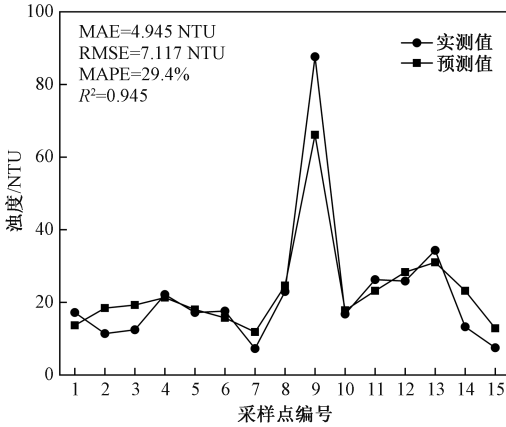


图6 浊度反演模型精度检验结果

Fig. 6 Accuracy test results of the turbidity inversion model

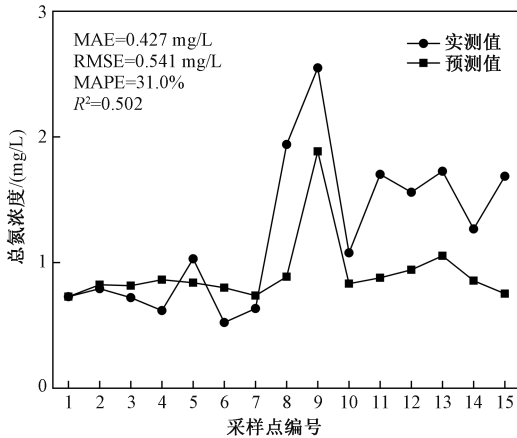


图7 总氮浓度反演模型精度检验结果

Fig. 7 Accuracy test results of the total nitrogen concentration inversion model

由图6、图7可以看出,总氮浓度反演模型的整体精度不如浊度反演模型高,且由于各个监测站点之间的距离较大,水质参数数值的波动幅度也较大。浊度反演模型的大多数预测值都与实测值相近,其中2、3、9、14号采样点的预测值与实测值相差较大,4、5、6、8、10、12号采样点的预测值与实测值较为接近。9号采样点的浊度实测值最高,拟合效果最差。总氮浓度反演模型的大多数预测值都与实测值相差较大,其中8、9、11、12、13、15号采样点的预测值与实测值相差较大,1、2、3、7号采样点的预测值与实测值较为接近。8号采样点的总氮浓度反演效果最差,实测值最高

的9号采样点的反演效果同样不理想。

此外,由于浊度的数值相对于总氮浓度来说较高,所以得出的MAE与RMSE数值也相对偏高。针对这一点进行MAPE精度检验分析发现,浊度反演模型的MAPE为29.4%,而总氮浓度反演模型的MAPE为31.0%,说明浊度反演结果的相对误差较小。经过检验,B1×B4波段浊度反演模型的RMSE为7.117 NTU,MAE为4.945 NTU,而 $R^2$ 为0.945,说明该模型的反演数据对于预测内陆河流的浊度变化趋势具有一定的参考价值。浊度反演模型的RMSE与MAE数值较高,可能是由于9号采样点的浊度值存在异常。在浊度精度检验中尝试删去9号采样点后,得到的反演模型的RMSE为4.602 NTU,MAE为3.760 NTU,模型精度有小幅改善。

由总氮浓度反演模型精度检验结果可以看出,其MAE与RMSE数值较低,但因总氮浓度数值相比浊度数值明显偏小,因而不能使用MAE和RMSE进行直观对比。使用MAPE比较后发现,总氮浓度反演模型的绝对误差小于浊度反演模型,但相对误差要大于浊度反演模型。总氮浓度反演模型的RMSE为0.541 mg/L,MAE为0.427 mg/L,MAPE为31.0%, $R^2$ 为0.502,表明其总氮浓度反演结果具有一定的参考价值。

总体而言,浊度反演结果在数值较高时会与实测数据相差较大,反演结果高于实测数据;当反演结果数值较低时,实测数据与反演结果相差较小,但反演结果相对于实测数据有高有低。总氮浓度反演结果在大多数情况下会高于实测数据;少部分数值较低的反演结果会低于实测数据;对于实测数值在中间区域的点位,其反演结果之间总体区别不大。

### 3.2 浊度、总氮浓度空间分布特征分析

针对浊度、总氮浓度进行反演,获得浊度反演图(图8)与总氮浓度反演图(图9)。

从图8可以看出,长江流域中段大部分支流的浊度低于50 NTU,相对较低,但长江干流的浊度则大多高于100 NTU。长江流域中段自上游至下游的浊度变化规律大致为:在洞庭湖之前,主要为25~50 NTU;自洞庭湖至武汉市,上升为100 NTU;由武汉市至鄱阳湖,先降至50 NTU左右,又上升至100 NTU。鄱阳湖和洞庭湖的浊度普遍在25 NTU左右,其中:鄱阳湖湖心有少许浊度超过100 NTU的水域;洞庭湖东部部分湖体的浊度处

于 50 NTU 水平,南部一条支流的浊度达到了 100 NTU。两大湖泊总体上都呈现出边缘处的浊度略

大于湖中心的情况,大体上与悬浮泥沙的扩散规律相一致。

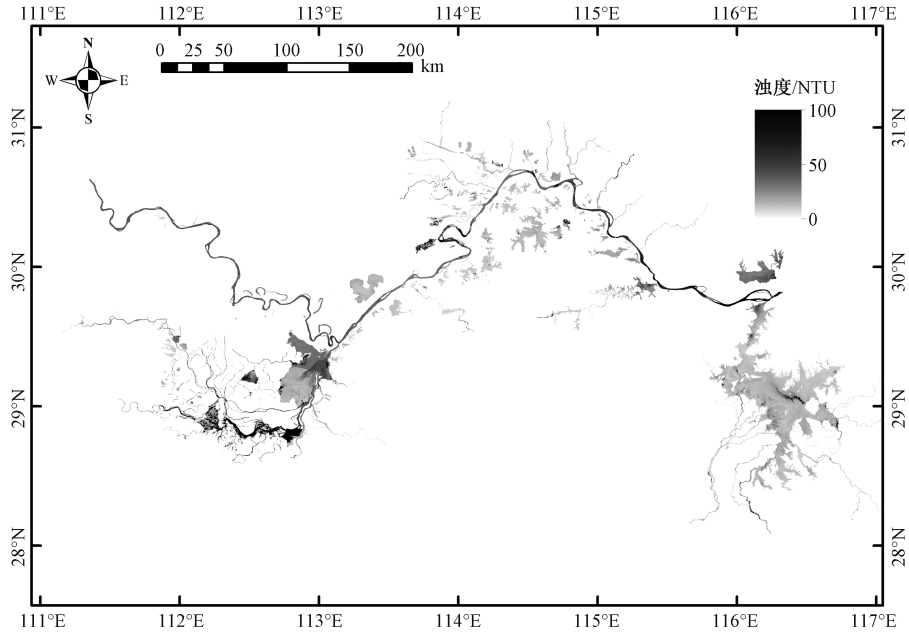


图 8 浊度反演图

Fig. 8 Inversion map of turbidity

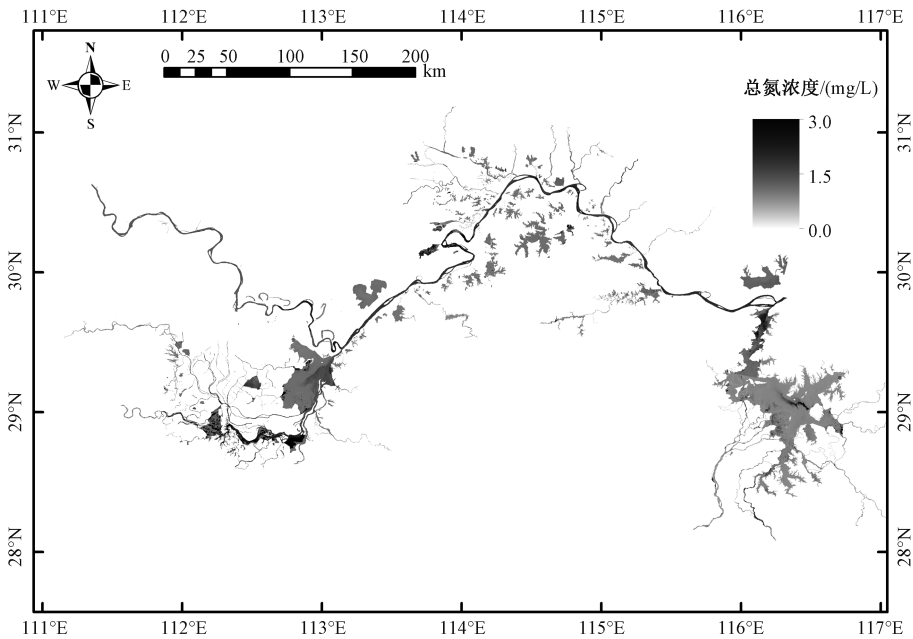


图 9 总氮浓度反演图

Fig. 9 Inversion map of total nitrogen concentration

从图 9 分析可知,研究区总氮浓度普遍在 0.75 mg/L 以上,少数区域达到了 1.5 mg/L,而长江干流的总氮浓度则大多达到了 3 mg/L 及以上水平。长江流域中段自上游至下游的总氮浓度变化规律大致为:在洞庭湖之前,为 0.75 mg/L 左右;到监利市附近,提升至 3 mg/L,并一直持续至

洞庭湖湖口;自洞庭湖至洪湖市附近,又降至 1.5 mg/L 左右;由洪湖市至武汉市,则升至 3 mg/L 以上;由武汉市至鄱阳湖,先降至 1.5 mg/L 左右,又上升至 2 mg/L 左右。鄱阳湖和洞庭湖大部分湖体的总氮浓度超过了 0.75 mg/L,其中:鄱阳湖湖心处有少部分区域的总氮浓度超过了 3 mg/L;洞

洞庭湖东部部分湖体的总氮浓度达到了 1.5 mg/L, 南部一条支流的总氮浓度则达到了 3 mg/L。根据《地表水环境质量标准》(GB 3838—2002), 地表水总氮浓度不超过 2 mg/L 时, 才可被划为 V 类水。由此可见, 长江流域中段干流部分江段污染严重, 浊度较高的同时, 总氮浓度也较高。

从图 8、图 9 可以看出, 长江流域中段大部分水体的浊度与总氮浓度的变化趋势基本一致, 都

是干流受污染较多, 支流受污染较少, 鄱阳湖湖心、洞庭湖东部部分湖体及南部一条支流的污染较重。根据 2021 年土地利用分布数据, 结合图 8、图 9 初步推断, 长江流域中段总氮浓度较高点位总体受农业生产影响较小, 受城市工业生产及居民生活影响较大。对研究区内浊度、总氮浓度由较低转变为较高的过渡区域作进一步分析与探索, 结果如图 10 所示。

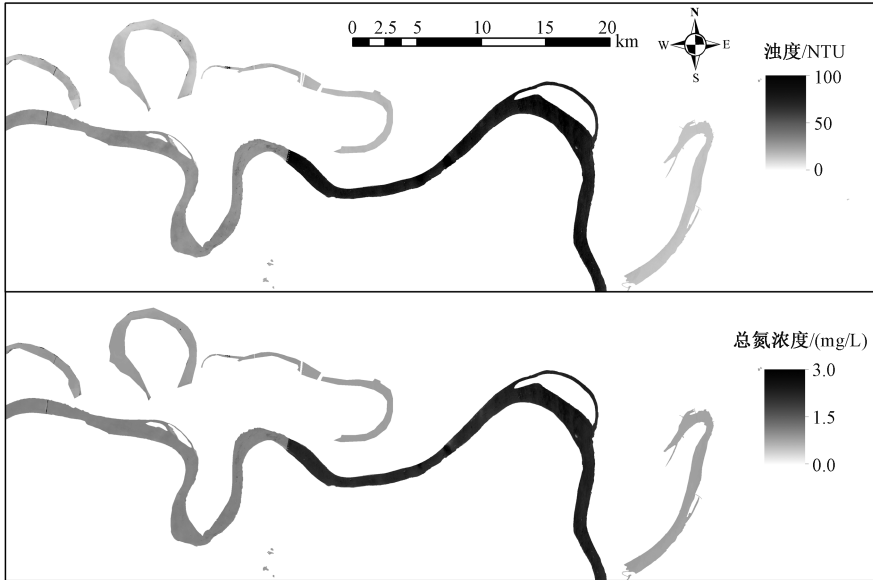


图 10 部分研究区浊度与总氮浓度反演对比

Fig. 10 Inversion comparison map of turbidity and total nitrogen concentration in part of the study area

由图 10 可知, 该区域浊度与总氮浓度都产生了显著变化。其中: 浊度由 25 NTU 提升到 100 NTU, 后又下降至 70 NTU 左右; 总氮浓度则由 1 mg/L 提升到 2 mg/L 及以上水平。浊度发生转变的位置与总氮浓度发生转变的位置极为接近, 因而根据对比图可初步推断, 在研究时段内, 该区域水质出现了较大变化, 继而影响到了下游水质, 并且影响较为强烈。图 10 所示研究区位于监利市。根据监利市人民政府发布的自然灾害风险分析报告: 2021 年 8 月, 监利市出现多次强降雨和雷暴大风天气, 累计平均降水量达 181.2 mm, 较历史同期增多约 40%; 2021 年 9 月, 出现一次短暂强降雨和雷暴大风天气。此外, 2021 年 10 月, 受强降雨和区间来水增多影响, 汉江中下游水位持续上涨。因此, 推断上述夏秋汛情与该地段河流污染变重可能有所关联。考虑到长江中游江段途经城市众多, 从监利市至武汉市的河道浊度与总氮浓度一直较高, 但洞庭湖受影响较小, 且 2021 年 8 月、9

月武汉市并无强降雨出现, 由此推测武汉市附近河道受夏汛影响较小, 其污染物浓度较高有可能是受到了沿岸地形地貌或人类活动的影响。

#### 4 结论

本文基于 Landsat 8 OLI 遥感数据, 对长江流域中段浊度、总氮浓度进行了反演, 构建了浊度的 B1×B4 波段三次曲线反演模型及总氮浓度的 B4 单波段三次曲线反演模型。经精度检验发现, 在研究区内, 浊度反演模型的反演效果更好, 其反演结果对于预测流域内的浊度变化趋势具有一定的参考价值, 可以为长江流域中段水质监测及水质保护等工作提供科学依据。同时, 制作了浊度和总氮浓度的水质参数空间分布图, 针对分布图进行空间分析发现: 研究区内水体普遍呈现浊度轻度污染现象, 少部分呈现重度污染; 流域内大部分水体属于总氮浓度 III 类水体, 少部分则呈现重度



污染,达不到一般景观要求水域标准。值得注意的是,这些受到重度污染的区域呈现大面积重合且相对集中的状态。其中,长江流域中段的主干流为重灾区,存在重度污染现象。初步推断这些重度污染区域的分布存在一定的空间相关性。结合2021年土地利用分布数据初步判定,总体上,总氮浓度的重度污染情况受农业生产影响较小,受城市工业生产及居民生活影响较大。下一步,需进行多因素空间分布分析,从而深入探究其具体原因。

在本文建立的统计回归模型中,如果能加入诸如机器学习等算法,并围绕大范围水域进行反演研究,或许能获得更为精确的反演结果。对于反演得到的水质参数分布图,还可进一步探究其特征成因。除进行土地利用方式深入分析外,针对不同季节水质参数变化特征的分析也尤为重要,如夏季水体污染可能受藻类影响较大,频繁发生的洪涝灾害也会对水质产生影响等。因此,探究水质成因还需结合季节差异性进行具体分析。

#### 参考文献 (References):

- [ 1 ] DOGLIOTTI A I, RUDDICK K G, NECHAD B, et al. A Single Algorithm to Retrieve Turbidity from Remotely-Sensed Data in all Coastal and Estuarine Waters [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 156:157-168.
- [ 2 ] 李炎帅. 水质浊度检测系统研究与设计 [ D ]. 南京:南京信息工程大学, 2020.
- [ 3 ] 李盈盈. 辽河口浊度遥感反演及时空变化分析 [ D ]. 大连:大连理工大学, 2022.
- [ 4 ] 刘霞. 密云水库水体富营养化研究 [ D ]. 北京:首都师范大学, 2002.
- [ 5 ] 张雨航, 孙长虹, 范清, 等. 基于 MIKE21 的密云水库总氮预测研究 [ J ]. *干旱区资源与环境*, 2021, 35 ( 8 ): 122-131.  
ZHANG Yuhang, SUN Changhong, FAN Qing, et al. Prediction of Total Nitrogen in Miyun Reservoir Based on MIKE21 [ J ]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2021, 35 ( 8 ): 122-131.
- [ 6 ] 季鹏飞, 许海, 詹旭, 等. 长江中下游湖泊水体氮磷比时空变化特征及其影响因素 [ J ]. *环境科学*, 2020, 41 ( 9 ): 4 030-4 041.  
JI Pengfei, XU Hai, ZHAN Xu, et al. Spatial-Temporal Variations and Driving of Nitrogen and Phosphorus Ratios in Lakes in the Middle and Lower Reaches of Yangtze River [ J ]. *Environmental Science*, 2020, 41 ( 9 ): 4 030-4 041.
- [ 7 ] OLMANSON L G, BREZONIK P L, BAUER M E. Airborne Hyperspectral Remote Sensing to Assess Spatial Distribution of Water Quality Characteristics in Large Rivers: The Mississippi River and Its Tributaries in Minnesota [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 130:254-265.
- [ 8 ] CUI M Y, SUN Y H, HUANG C, et al. Water Turbidity Retrieval Based on UAV Hyperspectral Remote Sensing [ J ]. *Water*, 2022, 14 ( 1 ): 128.
- [ 9 ] DUAN H T, MA R H, HU C M. Evaluation of Remote Sensing Algorithms for Cyanobacterial Pigment Retrievals During Spring Bloom Formation in Several Lakes of East China [ J ]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 126:126-135.
- [ 10 ] 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. Research Progress of Inland Water Quality Monitoring Based on Remote Sensing [ J ]. *Water Resources Protection*, 2022, 38 ( 3 ): 117-124.
- [ 11 ] ROSTOM N G, SHALABY A A, ISSA Y M, et al. Evaluation of Mariut Lake Water Quality Using Hyperspectral Remote Sensing and Laboratory Works [ J ]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2017, 20 ( 1 ): 39-48.
- [ 12 ] ABDELMALIK K W. Role of Statistical Remote Sensing for Inland Water Quality Parameters Prediction [ J ]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2018, 21 ( 2 ): 193-200.
- [ 13 ] 杨春艳, 施择, 焦颖颖, 等. 2013—2020 年泸沽湖溶解氧随时间变化规律及主要影响因素分析 [ J ]. *中国环境监测*, 2022, 38 ( 4 ): 139-145.  
YANG Chunyan, SHI Ze, JIAO Congying, et al. Analysis of Temporal Variation of Dissolved Oxygen and Its Main Influencing Factors in the Lugu Lake from 2013 to 2020 [ J ]. *Environmental Monitoring in China*, 2022, 38 ( 4 ): 139-145.
- [ 14 ] KULKARNI A. Water Quality Retrieval from Landsat TM Imagery [ J ]. *Procedia Computer Science*, 2011, 6:475-480.
- [ 15 ] 吴欢欢, 国巧真, 臧金龙, 等. 基于 Landsat 8 与实测数据的水质参数反演研究 [ J ]. *遥感技术与应用*, 2021, 36 ( 4 ): 898-907.  
WU Huanhuan, GUO Qiaozhen, ZANG Jinlong, et al. Study on Water Quality Parameter Inversion Based on Landsat 8 and Measured Data [ J ]. *Remote Sensing*

- Technology and Application, 2021, 36(4):898-907.
- [16] CHEN B T, MU X, CHEN P, et al. Machine Learning-Based Inversion of Water Quality Parameters in Typical Reach of the Urban River by UAV Multispectral Data [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 133:108434.
- [17] TAN Z Y, CAO Z G, SHEN M, et al. Remote Estimation of Water Clarity and Suspended Particulate Matter in Qinghai Lake from 2001 to 2020 Using MODIS Images [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(13):3094.
- [18] WANG S L, LI J S, 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.
- [19] 任伟祥, 吴晓东, 聂洪峰, 等. 基于 Landsat 8 OLI 影像反演的湖北大冶湖水体光学衰减特性 [J]. *湖泊科学*, 2022, 34(3):791-803.
- REN Weixiang, WU Xiaodong, NIE Hongfeng, et al. Optical Attenuation Characteristics of Lake Daye, Hubei Province Based on Remote Sensing Inversion of Landsat 8 OLI [J]. *Journal of Lake Sciences*, 2022, 34(3):791-803.
- [20] 刘小真, 杨子依, 曹炳伟, 等. 赣江主要河流丰水期-枯水期氮磷营养盐分布特征 [J]. *中国环境监测*, 2023, 39(2):21-32.
- LIU Xiaozhen, YANG Ziyi, CAO Bingwei, et al. Distribution Characteristics of Nitrogen and Phosphorus Nutrients in Main Rivers of Ganjiang River During Wet and Dry Seasons [J]. *Environmental Monitoring in China*, 2023, 39(2):21-32.
- [21] KLEIN K P, LANTUIT H, HEIM B, et al. The Arctic Nearshore Turbidity Algorithm (ANTA) — A Multi Sensor Turbidity Algorithm for Arctic Nearshore Environments [J]. *Science of Remote Sensing*, 2021, 4:100036.
- [22] 郭艳玲, 马万栋, 申文明, 等. 近岸海域水色异常遥感监测方法研究 [J]. *中国环境监测*, 2023, 39(3):215-224.
- GUO Yanling, MA Wandong, SHEN Wenming, et al. Study on Remote Sensing Monitoring Method of Water Color Anomaly in Coastal Waters [J]. *Environmental Monitoring in China*, 2023, 39(3):215-224.
- [23] ZHAO Z L, HUANG C C, MENG L Z, et al. Eutrophication and Lakes Dynamic Conditions Control the Endogenous and Terrestrial POC Observed by Remote Sensing: Modeling and Application [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 129:107907.
- [24] 赵力, 卢修元, 谭海, 等. 利用高分一号卫星与 XGBoost 模型的水体总氮和总磷监测技术 [J]. *遥感信息*, 2021, 36(2):96-103.
- ZHAO Li, LU Xiuyuan, TAN Hai, et al. Water Quality Monitoring Technology Based on GF-1 Satellite and XGBoost Model [J]. *Remote Sensing Information*, 2021, 36(2):96-103.
- [25] AHMED M, MUMTAZ R, ANWAR Z, et al. A Multi-step Approach for Optically Active and Inactive Water Quality Parameter Estimation Using Deep Learning and Remote Sensing [J]. *Water*, 2022, 14(13):2112.
- [26] 马丰魁, 姜群鸥, 徐黎丹, 等. 基于 BP 神经网络算法的密云水库水质参数反演研究 [J]. *生态环境学报*, 2020, 29(3):569-579.
- MA Fengkui, JIANG Qun'ou, XU Lidan, et al. Retrieval of Water Quality Parameters Based on BP Neural Network Algorithm in Miyun Reservoir [J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2020, 29(3):569-579.
- [27] 张宏建, 王冰, 周健, 等. 基于 BP 神经网络的内陆河流水质遥感反演 [J]. *华中师范大学学报(自然科学版)*, 2022, 56(2):333-341.
- ZHANG Hongjian, WANG Bing, ZHOU Jian, et al. Remote Sensing Retrieval of Inland River Water Quality Based on BP Neural Network [J]. *Journal of Central China Normal University (Natural Sciences)*, 2022, 56(2):333-341.
- [28] 徐鹏飞, 程乾, 金平斌. 基于神经网络模型的千岛湖清洁水体叶绿素 a 遥感反演研究 [J]. *长江流域资源与环境*, 2021, 30(7):1 670-1 679.
- XU Pengfei, CHENG Qian, JIN Pingbin. Inversion of Chlorophyll-a of Clean Water in Qiandao Lake With Remote Sensing Data Using the Neural Network [J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2021, 30(7):1 670-1 679.
- [29] 李怡静, 孙晓敏, 郭玉银, 等. 基于梯度提升决策树算法的鄱阳湖水环境参数遥感反演 [J]. *航天返回与遥感*, 2020, 41(6):90-102.
- LI Yijing, SUN Xiaomin, GUO Yuyin, et al. Remote Sensing Retrieval of Water Quality Parameters in Poyang Lake Based on the Gradient Boosting Decision Tree Algorithm [J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2020, 41(6):90-102.
- [30] 赵慈, 沈鹏, 李倩, 等. 基于 GF-1 WFV 影像和随机森林算法的总氮反演研究 [J]. *环境科学与技术*, 2021, 44(9):23-30.

- ZHAO Ci, SHEN Peng, LI Qian, et al. Retrieval Concentration of TN Using Random Forest Algorithm Based on GF-1 WFV Remote Sensing Data [J]. *Environmental Science & Technology*, 2021, 44(9): 23-30.
- [31] 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.
- [32] JIANG Q O, XU L D, SUN S Y, et al. Retrieval Model for Total Nitrogen Concentration Based on UAV Hyper Spectral Remote Sensing Data and Machine Learning Algorithms—A Case Study in the Miyun Reservoir, China [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 124: 107356.
- [33] VELLEME E C, KATONDA V, YAPUWA H, et al. Using the Mavic 2 Pro Drone for Basic Water Quality Assessment [J]. *Scientific African*, 2021, 14: e00979.
- [34] 杨振, 卢小平, 武永斌, 等. 无人机高光谱遥感的水质参数反演与模型构建 [J]. *测绘科学*, 2020, 45(9): 60-64, 95.
- YANG Zhen, LU Xiaoping, WU Yongbin, et al. Retrieval and Model Construction of Water Quality Parameters for UAV Hyperspectral Remote Sensing [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2020, 45(9): 60-64, 95.
- [35] VIRDIS S G P, XUE W C, WINIJKUL E, et al. Remote Sensing of Tropical Riverine Water Quality Using Sentinel-2 MSI and Field Observations [J]. *Ecological Indicators*, 2022, 144: 109472.
- [36] 曹引, 冶运涛, 赵红莉, 等. 内陆水体水质参数遥感反演集合建模方法 [J]. *中国环境科学*, 2017, 37(10): 3 940-3 951.
- CAO Yin, YE Yuntao, ZHAO Hongli, et al. Ensemble Modeling Methods for Remote Sensing Retrieval of Water Quality Parameters in Inland Water [J]. *China Environmental Science*, 2017, 37(10): 3 940-3 951.
- [37] WANG H J, YANG Z S, WANG Y, et al. Reconstruction of Sediment Flux from the Changjiang (Yangtze River) to the Sea Since the 1860s [J]. *Journal of Hydrology*, 2008, 349(3/4): 318-332.