



丹江口水库总氮、氨氮遥感反演及时空变化研究

刘轩, 赵同谦, 蔡太义, 肖春艳, 陈晓舒, 张文静

引用本文:

刘轩, 赵同谦, 蔡太义, 等. 丹江口水库总氮、氨氮遥感反演及时空变化研究[J]. 农业资源与环境学报, 2021, 38(5): 829–838.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13254/j.jare.2021.0195>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

平原河网区排水沟塘水质动态与景观特征的关系

贾忠华, 尹玺, 罗纨, 邹家荣, 陈诚

农业资源与环境学报. 2021, 38(4): 665–676 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0416>

不同尺度下皎口水库水体主要指标空间变异研究

魏文娟, 毛跃军, 郝虎林, 秦伟颖, 朱莹静, 王翔, 方琳

农业资源与环境学报. 2016, 33(2): 157–163 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2015.0241>

双氰胺和表面活性剂添加对沼液氮素形态变化的影响

杨涵博, 罗艳丽, 赵迪, 赖睿特, 张克强, 梁军锋, 沈丰菊, 王凤

农业资源与环境学报. 2020, 37(6): 939–944 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2019.0556>

土壤活性氮动态变化及氮素可利用性对紫云英翻压量的响应

程会丹, 鲁艳红, 聂军, 朱启东, 聂鑫, 曹卫东, 高雅洁, 廖育林

农业资源与环境学报. 2021, 38(3): 448–456 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0250>

增氧方式对水芹菜-微生物联合作用处理冬季养殖废水的影响

刘方剑, 杨海龙, 陈晓露, 李琳秋, 周化斌

农业资源与环境学报. 2020, 37(5): 770–776 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2019.0345>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

刘轩, 赵同谦, 蔡太义, 等. 丹江口水库总氮、氨氮遥感反演及时空变化研究[J]. 农业资源与环境学报, 2021, 38(5): 829–838.

LIU X, ZHAO T Q, CAI T Y, et al. Spatiotemporal monitoring of total nitrogen and ammonia nitrogen in Danjiangkou reservoir[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2021, 38(5): 829–838.



开放科学 OSID

# 丹江口水库总氮、氨氮遥感反演及时空变化研究

刘轩<sup>1,2</sup>, 赵同谦<sup>1</sup>, 蔡太义<sup>2\*</sup>, 肖春艳<sup>1</sup>, 陈晓舒<sup>1</sup>, 张文静<sup>1</sup>

(1. 河南理工大学资源环境学院, 河南 焦作 454000; 2. 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454000)

**摘要:** 为定量反演丹江口水库水质指标含量, 明晰水质指标的时空分布特征、迁移转化规律, 以南水北调中线工程水源地丹江口水库为研究对象, 根据哨兵2号卫星(Sentinel-2)遥感影像不同波段组合的反射率, 结合2016年2月的采样点总氮(TN)与氨氮(NH<sub>3</sub>-N)水质监测数据建立BP神经网络模型, 反演2016—2020年TN与NH<sub>3</sub>-N含量, 以此分析库区TN与NH<sub>3</sub>-N含量的时空变化特征, 并探析其变化的影响因素。结果表明: 构建的BP神经网络模型中TN和NH<sub>3</sub>-N的拟合精度均较高, R<sup>2</sup>分别为0.863和0.877, 适用于丹江口水库TN和NH<sub>3</sub>-N遥感反演研究。2016—2020年丹江口水库水质整体呈向好趋势, NH<sub>3</sub>-N含量保持Ⅰ类水质标准, 而TN含量在Ⅲ类与Ⅳ类水质标准之间。研究表明, 利用Sentinel-2影像波段所建立的BP神经网络模型, 适用于TN与NH<sub>3</sub>-N含量的遥感反演, 以此分析不同季节适合的反演模型, 可以为大型湖泊水生态环境改善及水质监管提供技术支撑。

**关键词:** 丹江口水库; Sentinel-2; BP神经网络; 总氮; 氨氮; 时空变化

中图分类号: X832, X87

文献标志码: A

文章编号: 2095-6819(2021)05-0829-10

doi: 10.13254/j.jare.2021.0195

## Spatiotemporal monitoring of total nitrogen and ammonia nitrogen in Danjiangkou reservoir

LIU Xuan<sup>1,2</sup>, ZHAO Tongqian<sup>1</sup>, CAI Taiyi<sup>2\*</sup>, XIAO Chunyan<sup>1</sup>, CHEN Xiaoshu<sup>1</sup>, ZHANG Wenjing<sup>1</sup>

(1. School of Resources and Environment, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China; 2. School of Surveying and Mapping and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

**Abstract:** The quantitative inversion of water quality index content could clarify the spatiotemporal distribution characteristics, migration, and transformation laws of water quality indexes. This study focuses on the Danjiangkou reservoir, the source of the middle route of the South-to-North Water Diversion Project. Based on the reflectance of different band combinations of Sentinel-2 remote sensing images, combined with the total nitrogen (TN) and ammonia nitrogen (NH<sub>3</sub>-N) water quality monitoring data of the sampling points in February 2016, we established a BP neural network model to invert the TN and NH<sub>3</sub>-N contents from 2016 to 2020 in order to analyze the characteristics of spatiotemporal changes of the TN and NH<sub>3</sub>-N contents in the reservoir area and to explore the factors affecting the changes. Our results showed that the fitting accuracy of TN and NH<sub>3</sub>-N in the constructed BP neural network model was relatively high, R<sup>2</sup>=0.863 and 0.877, respectively, which was suitable for remote sensing inversion research of TN and NH<sub>3</sub>-N in the Danjiangkou reservoir. The water quality of the Danjiangkou reservoir had shown an overall improving trend from 2016 to 2020. The NH<sub>3</sub>-N content had been in line with Class I water quality standards, while the TN concentration had been between Class III and IV water quality standards. The results show that the BP neural network model based on sentinel-2 MSI image bands is suitable for the remote sensing inversion of the TN and NH<sub>3</sub>-N concentration. It could provide technical support for the improvement of the water ecological environment and water quality supervision of large lakes.

**Keywords:** Danjiangkou reservoir; Sentinel-2; BP neural network; total nitrogen; ammonia nitrogen; spatiotemporal change

收稿日期: 2021-04-02 录用日期: 2021-04-30

作者简介: 刘轩(1985—), 男, 河南焦作人, 博士, 讲师, 主要从事遥感生态环境评价研究。E-mail: keystone1x@hpu.edu.cn

\*通信作者: 蔡太义 E-mail: caity2008@hpu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(U170420041); 中原科技创新领军人才项目(194200510010); 河南省科技攻关项目(192102110086); 农业农村部耕地利用遥感重点实验室开放课题(2020LCLU002); 河南省软科学研究计划项目(192400410076); 河南理工大学博士基金项目(B2017-12)

**Project supported:** The National Natural Science Foundation of China(U170420041); Central Plains Science and Technology Innovation Leading Talents(194200510010); Science and Technology of the Henan Province for Tackling Key Problems(192102110086); The Opening Foundation of Key Laboratory of Cultivated Land Use, Ministry of Agriculture and Rural Affairs(2020LCLU002); Henan Province Soft Science Research Plan Projects(192400410076); Doctor Foundation of Henan Polytechnic University(B2017-12)

南水北调工程是具有重大国际影响的跨流域调水工程,是我国跨流域水资源优化配置和保障民生的重大战略性基础设施。而丹江口水库作为南水北调工程的水源地,是国家最为重要的水源保护区之一,输水水质安全保障极其重要<sup>[1]</sup>。近年来,库区通过调整周边农业种植结构、减少工业排污、加大水土保持力度,使库区水质总体良好,水质常年保持Ⅱ类标准以上<sup>[2]</sup>。但是,随着库区周边经济不断发展,许多城镇在山地中发展水产业、中药材加工业、林产品加工业,由于建设用地较少制约经济发展,部分区域土地过度开发影响生态环境的可持续发展,对丹江口水库的水质安全造成了一定威胁<sup>[3]</sup>。丹江口水库的水质状况不仅直接影响库区水质和生态环境,更关系到南水北调中线工程沿线大中城市的经济发展,以及居民生活用水安全。

传统的水质监测方法主要是通过实地水质采样结合实验室分析来获取水质信息,虽然准确度较高,但是无法对断面进行实时监测,难以及时全面地反映水体水质的时空变化状况,具有一定的局限性。近年来,随着遥感技术不断发展,水质遥感监测技术作为一种非传统监测技术,监测范围广、能够快速实时地获取湖泊区域水质的时空分布并反映污染物主要来源<sup>[4]</sup>。同时,水质遥感监测还可以预测污染物的流动趋势,满足大范围水域水质时空监测的要求,弥补传统水质监测方法的不足<sup>[5]</sup>。常规的遥感水质参数反演方法主要有经验方法<sup>[6]</sup>、半经验法<sup>[7]</sup>和半分析法<sup>[8]</sup>。其中,半经验法随着高光谱遥感数据在水质监测中的应用逐步得到发展,其原理是将已知水质参数光谱特征与最佳波段或波段组合,通过数学统计方法进行相关分析后,反演水质指标含量,是目前水质反演最常用的一种方法<sup>[9]</sup>。常用的数学方法有线性回归<sup>[10]</sup>、多项式回归<sup>[11]</sup>、模糊综合评价<sup>[12]</sup>、贝叶斯分析<sup>[13]</sup>、灰色系统理论<sup>[14]</sup>和神经网络模型<sup>[15]</sup>等方法。如BUCKTON等<sup>[16]</sup>利用人工神经网络,借助MERIS数据反演了叶绿素、非叶绿素悬浮物和溶解有机物3种水质指标<sup>[16]</sup>。洗翠玲等<sup>[17]</sup>利用高分辨率遥感影像和实测水质数据,对温瑞塘河总氮和总磷遥感构建反演模型进行遥感反演,发现多元线性回归和人工神经网络模型,均能有效地体现温瑞塘河的水质状况和空间分布。

氮素是引起水体富营养化和影响藻类繁殖的重要因素,对水体水质具有非常重要的影响。因此监测水体中的氮含量,对防止氮污染、加强湖泊水生态环境治理极其关键<sup>[18]</sup>。总氮(TN)与氨氮(NH<sub>3</sub>-N)是体现水质中氮含量的两项重要指标。但是,TN与NH<sub>3</sub>-N

由于不存在显著的光学特性无法直接进行遥感反演,通常需要分析其与水体中不同物质之间的相互关系进行间接分析<sup>[19]</sup>。雷坤等<sup>[20]</sup>利用CBERS-1数据建立了太湖表层水体叶绿素a和TN的遥感信息模型,反演了叶绿素a和TN的分布状况后发现,监测数据的同步性和覆盖范围对建立的水质遥感反演模型的准确性和适用性有重要影响。DEWIDAR等<sup>[21]</sup>利用9月份的Landsat-5 TM各波段与总磷(TP)、TN、溶解氮(DO)、pH值和含盐量等水质指标的相关性进行分析,研究发现TN与波段1和波段2的相关性最强。与其他水质指标相比,氮元素受区域和季节影响程度较高,同时缺少物理机理支撑,对其进行遥感反演需要更多的波段信息进行验证<sup>[22]</sup>。深入研究TN与NH<sub>3</sub>-N等非光学活性物质光学特性,特别是光学特性与水体表面反射率、辐射亮度之间的相互关系,进一步深入拓展TN与NH<sub>3</sub>-N反演模型,可以为不同地域、不同特点水体的水质遥感反演寻求更为精确的反演模型。

目前,常用的水质遥感反演方法虽然达到一定的精度要求,但也存在各自的缺点。如线性回归简单易实现,但其忽略了水质参数与遥感数据之间的非线性关系,无法更好地提高遥感反演的精度<sup>[23]</sup>。使用经验方法结合机器学习和深度学习的方法,能够揭示更高层次和非线性的统计关系,并将水质参数中的关键变量与非光学活性物质参数联系起来<sup>[24]</sup>。BP神经网络是基于人工智能的一种非线性数据建模工具,具有较强的自适应和自学习能力<sup>[25]</sup>。引起水质变化的影响因素较多,传统的反演模型无法很好地解决影响因素对水质作用呈现出的复杂非线性关系,而BP神经网络能够较好地拟合影响因素与水质指标之间的相互关系,从而降低人为干扰使评价结果更客观准确<sup>[26]</sup>。

不同遥感传感器的时空分辨率、回访时间均会对水质遥感反演精度产生一定程度影响。如KUTSER等<sup>[27]</sup>的研究发现在提取黑色湖泊悬浮物方面Sentinel-2优于Landsat 8 OLI。早期的水质遥感反演研究常用的遥感数据有MODIS<sup>[28]</sup>、HJ-1<sup>[29]</sup>、Landsat TM/OLI<sup>[30]</sup>和GF-1 WFV<sup>[31]</sup>等。部分卫星数据的空间分辨率相对较低,适用于尺度较小的典型区域,而在大型湖泊进行TN与NH<sub>3</sub>-N含量遥感反演具有一定局限性。Sentinel-2影像是新一代多光谱影像,搭载MSI传感器,共有13个波段,重访时间为5 d。其中可见光到近红外波段空间分辨率为10 m,4个红边波段和2个短波红外波段空间分辨率为20 m。Sentinel-2综合了其他卫星遥感数据的优势,其重访时间短、分辨



率高且光谱识别能力强的特点,非常适用于大型湖泊水体监测并可确保结果更加精确<sup>[32]</sup>。

综上,本研究结合丹江口水库实际监测数据和 Sentinel-2 遥感影像,对 TN 与 NH<sub>3</sub>-N 含量的敏感波段进行分析并构建 BP 神经网络反演模型,采用 BP 神经网络对丹江口水库 2016—2020 年 TN 和 NH<sub>3</sub>-N 含量进行反演,获取更具实际意义的 TN 和 NH<sub>3</sub>-N 时空变化特征,为积累区域性与季节性水体固有光学特性数据提供科学的参考依据。

## 1 研究区域概况与数据处理

### 1.1 研究区域概况

南水北调中线工程水源地丹江口水库位于豫、鄂、陕三省交界处,地处汉江干流及其支流丹江交汇处下游 0.8 km 处,由汉江库区和丹江库区两个库区组成。南水北调中线工程输水的源头主要位于丹江库区,该库区水源主要来自流经陕西、河南两省的丹江流域(图 1)。南水北调中线工程从河南省南阳市淅川县境内陶岔闸引水,2013 年大坝坝顶高程加高至 176.6 m,水域面积增至 1 050 km<sup>2</sup>,其中丹江口库区范围扩大至 506 km<sup>2</sup>,水库因河流切割大部分地貌为块状山林,地形起伏变化较大。气候属北亚热带大陆性季风气候,年平均降水量 804.3 mm,年平均气温 15.8 ℃。近年来,库区及其周边地区重点发展金银

花、核桃、猕猴桃等特色林果业,并推广生物有机肥和低毒无毒农药,一方面防止土壤中氮磷流失,另一方面可以起到固土保水的作用。

### 1.2 数据处理

#### (1) 水质监测断面及数据获取

以水质参数总氮(TN)与氨氮(NH<sub>3</sub>-N)为研究对象,依托丹江口水库渠首管理局已建成的 6 个自动监测站点,收集了 2016 年 2 月和 2020 年 2 月在丹江口水库布设的共 70 个采样点的水质监测数据。其中,2016 年水质数据用于敏感波段分析和构建反演模型,2020 年水质数据用于精度验证。同时,为进一步分析丹江口水库的 TN 与 NH<sub>3</sub>-N 空间变化,本研究设置了 1 条库区水体 TN 与 NH<sub>3</sub>-N 含量的剖面线,并以此线绘制纵向剖面图(图 2)。

#### (2) 遥感影像数据采集与预处理

选取 Sentinel-2 为影像数据,选择水质监测数据时间(月份)相近且云量小于 5% 的三景影像,即 2016 年 2 月 16 日(Sentinel-2A),2018 年 3 月 11 日(Sentinel-2A)和 2020 年 3 月 12 日(Sentinel-2B)。利用 SNAP 软件的 Sen2cor 模块对所有影像进行大气校正和辐射定标。对大气校正和辐射定标处理后的影像,计算归一化差异水体指数(MNDWI),通过掩膜统计功能提取丹江口水库的水体信息,结果见图 3。最后,利用植被指数(NDVI)剔除水生植被分布区域,获

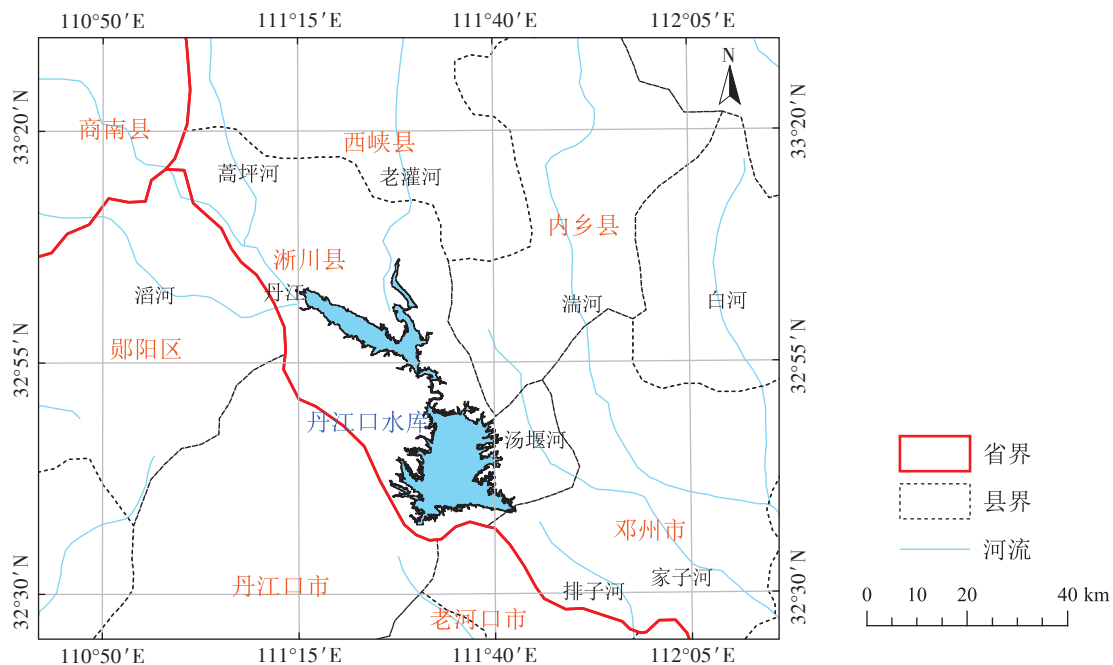


图 1 南水北调中线工程水源地丹江口水库区域位置

Figure 1 Location of water source area in the middle route of South to North Water Diversion Project

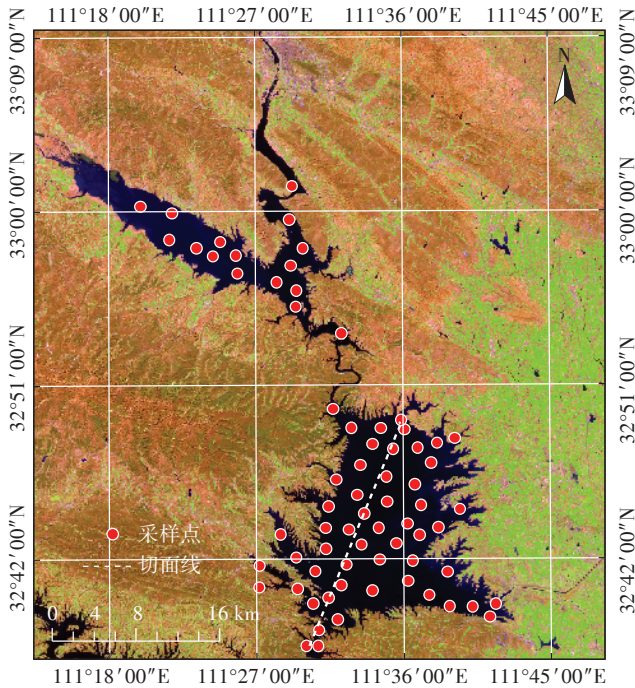


图2 水质监测采样点分布

Figure 2 Distribution of sampling points for water quality monitoring

得无水生植被覆盖的水体遥感影像。

1.3 研究方法

BP神经网络是一种多层前馈网络,最早由RUMELHART等<sup>[33]</sup>提出。基本原理为:输入样本数据到神经网络输入层中,由隐含层处理并输出计算结果到输出层;同时,计算神经网络输出层实际计算结果与期望值之间的误差,将误差值沿网络反向传播,并修正连接权值;然后再给定另一个输入层,重复上述过程,当神经网络输出结果的误差达到允许范围或达

到设定训练次数为止,即得到目标神经网络模型<sup>[34]</sup>。

1.3.1 TN与NH<sub>3</sub>-N含量的敏感波段选取

首先利用2016年实测TN与NH<sub>3</sub>-N数据,与Sentinel-2影像的全部波段进行Pearson相关性分析,结果表明Sentinel-2各波段与TN、NH<sub>3</sub>-N均呈正相关,其中B2蓝波段(0.490 nm)、B3绿波段(0.560 nm)、B4红波段(0.665 nm)和B8近红外波段(0.842 nm)与TN、NH<sub>3</sub>-N含量的相关性较强。波段组合的水质参数数值相关性与单波段相比相关性较高。因此,本研究对B2、B3、B4和B8四个波段的遥感反射率进行不同的波段组合(求和、求差、相乘等),分别与实测TN、NH<sub>3</sub>-N数据进行相关性分析,结果见图4。

在图4中,56个不同的波段组合方式中,B2×B8与TN含量实测值的相关系数为0.930 1,在所有波段组合中相关性最高;B3/B2与NH<sub>3</sub>-N含量实测值的相关系数为0.944 4,在所有波段组合中相关性最高。因此,选用B2×B8和B3/B2两种波段组合构建丹江口水库TN和NH<sub>3</sub>-N含量反演模型。

1.3.2 TN与NH<sub>3</sub>-N的BP神经网络模型构建

BP神经网络结构为3层时,任意精度接近连贯的非线性函数,可以解决各种非线性数据问题。因此,本文选取2016年70个采样点TN和NH<sub>3</sub>-N含量为输入层节点,评价结果作为输出层结点,建立3层BP神经网络模型。

神经网络模型建立后,进一步设定相关参数规格。其中,选用Sigmoid函数和Purelin函数分别作为输入层与中间隐含层之间及中间隐含层与输出层之间的网络转移函数。设定神经网络学习步长为0.05,训练次数50 000次,误差期望值0.001。对建立的神

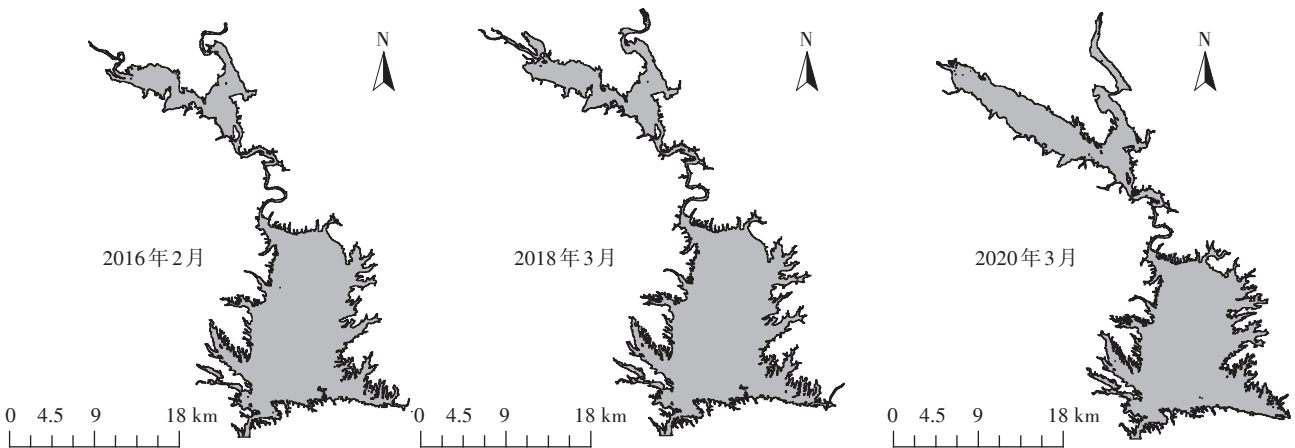
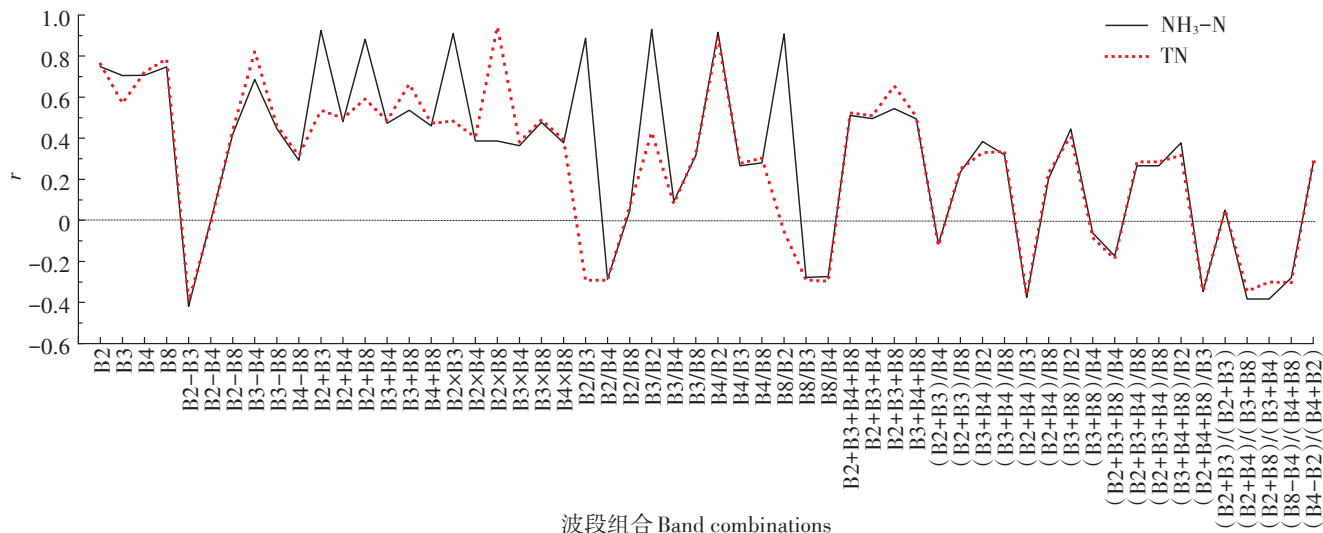


图3 2016、2018、2020年丹江口水库水域图

Figure 3 Water area of Danjiangkou reservoir in 2016, 2018 and 2020

图4 不同波段组合相关系数( $r$ )Figure 4 Correlation coefficients( $r$ ) of different band combinations表1 BP神经网络模型相关系数( $r$ )Table 1 Correlation coefficients( $r$ ) of BP neural network model

水质指标 Water quality index	训练 Training	检验 Validation	测试 Test
总氮TN	0.978 3	0.979 3	0.990 5
氨氮NH <sub>3</sub> -N	0.975 0	0.991 7	0.991 1

神经网络模型反复训练后,分别得到TN和NH<sub>3</sub>-N的最优 $r$ 值(表1)。

为进一步验证建立的BP神经网络模型预测值精度,将2020年水质数据的实测值与预测值进行对比,结果见图5。

从图5可以看出,TN和NH<sub>3</sub>-N含量的预测值与实测值基本接近,变化趋势也相对一致,预测效果较好。其中 $R^2$ 分别为0.863和0.877,均方根误差RMSE分别为0.011 2 mg·L<sup>-1</sup>和0.086 3 mg·L<sup>-1</sup>,表明所建立的TN和NH<sub>3</sub>-N BP神经网络模型具有较高的预测精度,适用于Sentinel-2影像的库区TN和NH<sub>3</sub>-N含量遥感反演研究。

## 2 结果与分析

### 2.1 TN和NH<sub>3</sub>-N年际变化特征

在空间栅格尺度上,应用建立的TN和NH<sub>3</sub>-N含量的BP神经网络模型,采用2016年TN和NH<sub>3</sub>-N数据,对2017、2019年丹江口水库3月的TN和NH<sub>3</sub>-N含量进行反演,估算TN和NH<sub>3</sub>-N含量的年平均,分析2016—2020年丹江口水库水质的年际变化情况,揭示TN和NH<sub>3</sub>-N的空间分异与变化特征,结果

见图6和表2。

图6表明,研究时期内TN和NH<sub>3</sub>-N的年平均值没有表现出波动状态,均呈下降趋势。TN与NH<sub>3</sub>-N含量均呈现较明显的下降趋势,其中TN由2016年的1.02 mg·L<sup>-1</sup>下降到2020年的0.928 mg·L<sup>-1</sup>;而NH<sub>3</sub>-N含量由2016年的0.024 6 mg·L<sup>-1</sup>下降到2020年的0.017 3 mg·L<sup>-1</sup>。

表2中TN和NH<sub>3</sub>-N变化状况显示,2016、2018、2020年NH<sub>3</sub>-N含量最小值分别为0.002、0.001、0.001 mg·L<sup>-1</sup>,最大值分别为0.067、0.061、0.060 mg·L<sup>-1</sup>,符合Ⅱ类水质标准;TN含量最小值分别为0.820、0.747、0.639 mg·L<sup>-1</sup>,最大值分别为1.230、1.204、1.174 mg·L<sup>-1</sup>。其中NH<sub>3</sub>-N含量最大值为0.067,符合国家地表水环境质量标准中Ⅰ类水质的规定要求(小于0.15 mg·L<sup>-1</sup>),TN含量最大值为1.230,基本符合Ⅳ类水质标准(小于1.5 mg·L<sup>-1</sup>)。从TN和NH<sub>3</sub>-N占总水体面积来看,TNⅢ类水质标准的面积由2016年的41.30%上升至2020年的73.49%,Ⅳ类水质标准的面积由2016年的58.70%下降至2020年的26.51%。

从2016—2020年丹江口水库TN和NH<sub>3</sub>-N含量变化来看,NH<sub>3</sub>-N含量保持Ⅰ类水质标准;而TN含量在Ⅲ类水质标准与Ⅳ类水质标准之间。总体来看,2016—2020年丹江口水库水质较好,年际变化表明近年来水库水质指标TN和NH<sub>3</sub>-N含量均呈下降趋势,水质整体呈向好趋势。

### 2.2 TN和NH<sub>3</sub>-N空间变化特征

根据TN和NH<sub>3</sub>-N的反演结果,得到不同年份丹



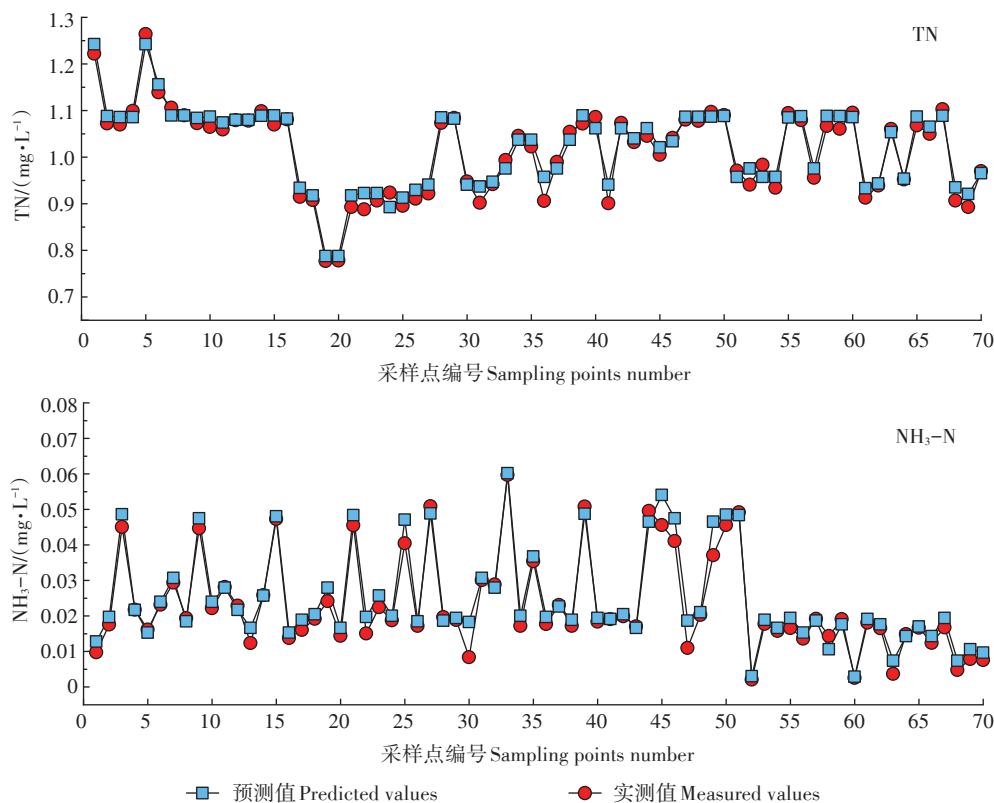


图5 BP神经网络模型预测值与实测值对比图

Figure 5 Comparison between predicted and measured values based on BP neural network model

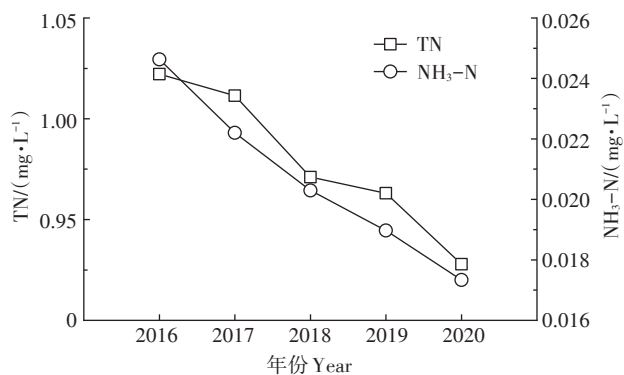


图6 2016—2020年TN和NH<sub>3</sub>-N含量变化趋势

Figure 6 Change trends of TN and NH<sub>3</sub>-N concentrations from 2016 to 2020

江口水库的TN和NH<sub>3</sub>-N空间分布状况(图7)。根据设置的TN与NH<sub>3</sub>-N含量剖面线,绘制TN与NH<sub>3</sub>-N含量纵向剖面图(图8)。以此分析TN和NH<sub>3</sub>-N含量的时空分布特征,探究污染物变化趋势及主要的污染源。

从图7可以看出,丹江口水库研究时期内TN和NH<sub>3</sub>-N表现出以点和面为中心的部分含量较高的特点,含量降低的水域均表现为扩大趋势。在丹江流域和水库入口处区域以及库区中部部分区域TN含量主

要集中在1~1.174 mg·L<sup>-1</sup>之间,高于库区其他区域,且2018年该区域范围有所扩大。而NH<sub>3</sub>-N含量的较高范围为0.03~0.059 6 mg·L<sup>-1</sup>,总体上呈现由中间向东西两侧递增,其中库区南部东西两侧边缘部分区域NH<sub>3</sub>-N含量较高,呈面状集中趋势,2020年该区域NH<sub>3</sub>-N含量明显下降,面积进一步缩小。而丹江流域前端NH<sub>3</sub>-N含量较高的区域至2020年有一定程度扩大。

由图8可知,库区北部三个年份的TN含量整体上高于其他区域,南部区域的TN含量仅次于北中部,中部TN含量较低。库区中部和北部的NH<sub>3</sub>-N含量均较低,库区区域研究时期内的NH<sub>3</sub>-N含量未出现较明显的含量较高的区域,且三个年份的变化趋势基本一致。

### 3 讨论

利用遥感数据构建反演模型反演水质参数的关键是选择准确的光谱特征以及更先进的遥感数据。而目前,TN和NH<sub>3</sub>-N光谱特征和遥感监测机理仍不十分明确。本研究在选取Sentinel-2遥感数据的B2蓝波段(0.490 nm)、B3绿波段(0.560 nm)、B4红波段

表2 2016、2018、2020年TN和NH<sub>3</sub>-N变化状况  
Table 2 Changes of TN and NH<sub>3</sub>-N in 2016, 2018 and 2020

水质指标 Water quality index	年份 Year	最小值 Min/ (mg·L <sup>-1</sup> )	最大值 Max/ (mg·L <sup>-1</sup> )	占比 Proportion/%				
				I类	II类	III类	IV类	V类
TN	2016	0.820	1.230	0	0	41.30	58.70	0
	2018	0.747	1.204	0	0	70.68	29.32	0
	2020	0.639	1.174	0	0	73.49	26.51	0
NH <sub>3</sub> -N	2016	0.002	0.067	100	0	0	0	0
	2018	0.001	0.061	100	0	0	0	0
	2020	0.001	0.060	100	0	0	0	0

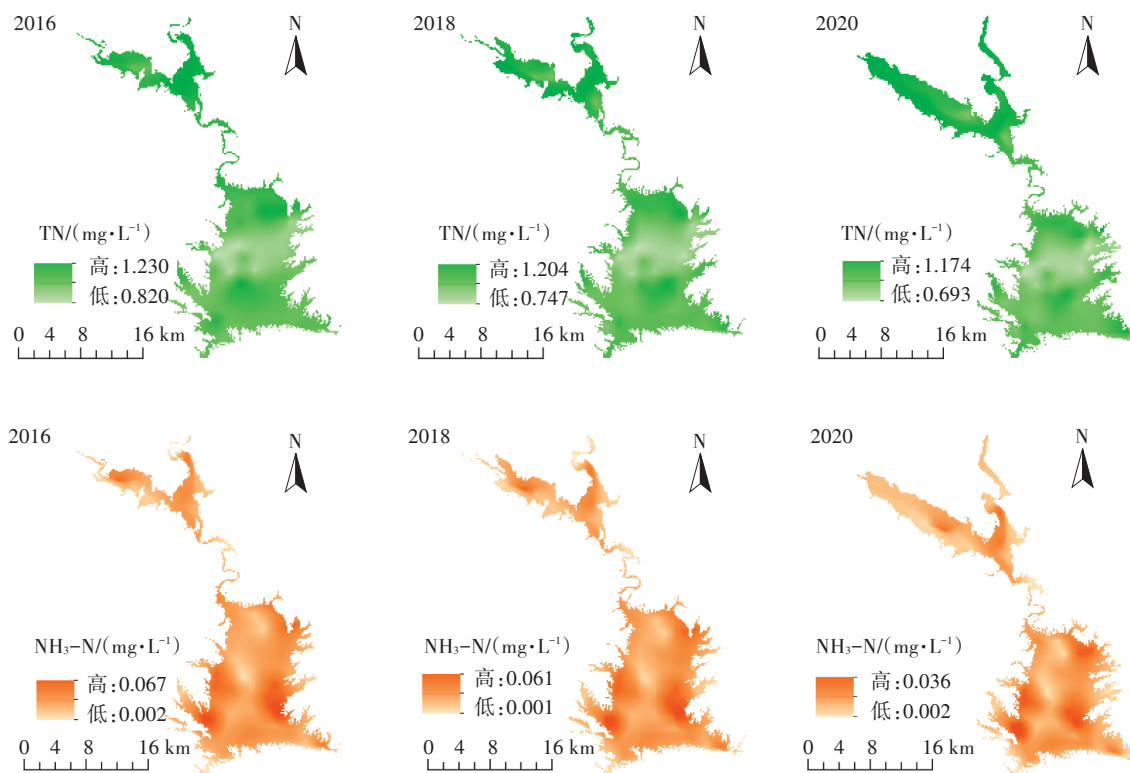


图7 2016—2020 TN和NH<sub>3</sub>-N含量的时空分布特征

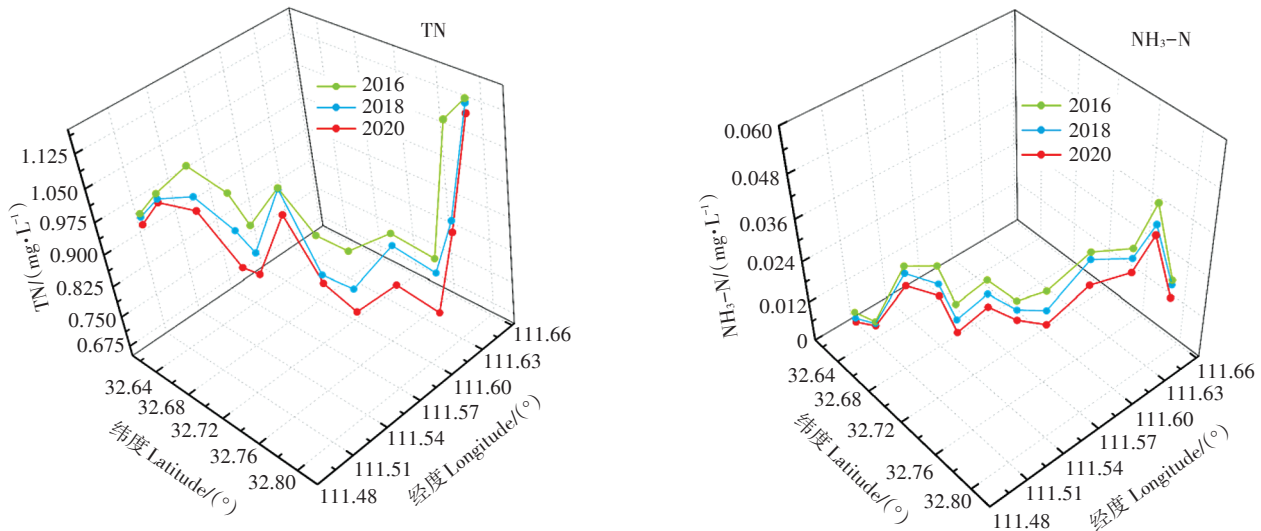
Figure 7 Temporal and spatial distribution characteristics of TN and NH<sub>3</sub>-N concentrations from 2016 to 2020

(0.665 nm)和B8近红外波段(0.842 nm)4个波段进行各种组合后,B2×B8与TN含量的相关性和B3/B2与NH<sub>3</sub>-N含量的相关性在所有波段组合中最高,由此可知B2×B8和B3/B2的光学特性及水体表面反射率、辐射亮度分别与TN和NH<sub>3</sub>-N具有一定相关性。统计分析结果表明,BP神经网络模型对TN和NH<sub>3</sub>-N的反演结果准确度较高,而对实测数据依赖性较低。进一步表明,Sentinel-2卫星数据具有足够的潜力来反演大型水库水体的TN和NH<sub>3</sub>-N含量。虽然Sentinel-2数据的波段范围可以用于湖泊、水库中的TN和NH<sub>3</sub>-N反演,但由于获取Sentinel-2数据有限,夏季时段的

大多数遥感影像受到云层遮挡而无法处理,没有对库区丰水期与枯水期的TN和NH<sub>3</sub>-N含量进行对比,且无法表征植物生长和微生物对氮素的净化作用,未能很好地探析冬季与夏季TN和NH<sub>3</sub>-N含量之间的异同。

水体富营养化是由氮素引起的,氮素主要来源包括土壤养分、植物残体分解和外源输入三个方面<sup>[35]</sup>。研究发现丹江口水库TN和NH<sub>3</sub>-N含量的主要来源是土壤养分和外源输入。在整个研究时期内,水库TN和NH<sub>3</sub>-N含量整体呈下降趋势,表明丹江口水库水质在不断改善,说明水源地农业非点源的污染控制



图8 TN与NH<sub>3</sub>-N含量纵向剖面图Figure 8 Longitudinal profile of TN and NH<sub>3</sub>-N concentrations

措施和沿线的生态建设取得了非常明显的成效。

在TN和NH<sub>3</sub>-N含量时间变化方面,2016—2020年丹江口水库TN和NH<sub>3</sub>-N含量没有出现较大的波动,其最小值和最大值均呈下降趋势。研究期内,NH<sub>3</sub>-N含量保持I类水质标准,而TN含量在Ⅲ类与Ⅳ类水质标准之间。总体来看,2016—2020年丹江口水库水质较好,年际变化表明近年来水库水质指标TN和NH<sub>3</sub>-N含量均呈下降趋势,水质整体呈向好趋势。在TN和NH<sub>3</sub>-N含量空间变化方面,库区中部部分区域TN含量较高。本研究选用了2月份枯水期水质数据,该时期内库区中部会形成滞留区水体并形成独立水位较低的小湖,湖中心水体底部易发生搅动,从而引起沉积污染物悬浮并释放氮,因此库区中部部分区域TN明显较高。朱媛媛等<sup>[36]</sup>的研究指出丹江口水库的10条主要入库河流中,汉江的TN输入量最大,其次为堵河和老灌河。李中原等<sup>[37]</sup>的研究发现,老灌河产生的污染物最多,其次是丹江、淇河、滔河。丹江、老灌河、滔河均是丹江口水库北部入库的主要支流,尽管丹江、滔河、老灌河入库和环库支流水量较小,但其TN入库负荷较大,在汇入水库后流速减弱使氮元素易在入口处集聚。这与本研究中TN含量较高的区域主要集中在水库入库河流入口处的现象相一致。这进一步表明水质的时空变化是由悬浮沉积物的再悬浮和营养物点源流入等过程在较小的空间尺度上引起的。NH<sub>3</sub>-N浓度含量较高的区域范围位于库区南部东西两侧边缘部分,呈面状集中趋势。这是由于上述区域周边地形复杂、坡度落差较大,导致水

土流失的防护能力较弱。水土流失一旦发生,流失的水土中携带的化肥是造成该区域水体中NH<sub>3</sub>-N含量较高的原因。一般而言,流域内居民用地和耕地所占面积比例越大,水体中N含量的浓度越高。对库区南部东西两侧区域实地调查后发现,该区域耕地面积比例较高,农业是该区域的主要生产活动,当地居民为增加产量不合理地施用农药化肥,地面径流携带大量氮素进入水体,造成入库河流含氮量指标本底值较高,故该区域NH<sub>3</sub>-N含量较高。

NH<sub>3</sub>-N在TN中占有重要地位,NH<sub>3</sub>-N含量会直接影响TN含量。国家在实行禁磷的环境保护政策后,氮是主要控制对象。相对于TN,NH<sub>3</sub>-N对水体水质有更为直接的影响。研究区域TN与NH<sub>3</sub>-N含量在空间分布上没有表现出一致性,通过计算2016、2018、2020年所有样点NH<sub>3</sub>-N与TN含量的平均值,得到三个时期NH<sub>3</sub>-N占TN的比例分别为1.43%、1.22%、1.13%,说明库区水体中其他形态氮所占TN比例较大。水体中的NH<sub>3</sub>-N含量高于2.5 mg·L<sup>-1</sup>时,总氮含量与氨氮含量表现出一定的线性相关<sup>[38]</sup>。本研究对2016、2018、2020年TN与NH<sub>3</sub>-N进行线性分析后发现,二者并没有呈现出较好的线性关系,说明库区水体中NH<sub>3</sub>-N含量较低,也一定程度上验证了反演结果具有一定准确度。

#### 4 结论

本研究通过构建BP神经网络模型,对南水北调中线水源地丹江口水库2016—2020年TN和NH<sub>3</sub>-N两个

水质指标进行反演并分析其时空变化,结论如下:

(1)利用Sentinel-2影像波段反射率,分别建立了基于B2×B8和B3/B2波段组合的TN和NH<sub>3</sub>-N的BP神经网络模型,同时采用水质数据的实测值与预测值进行精度验证,结果表明,利用Sentinel-2影像波段所建立的BP神经网络模型适用于TN与NH<sub>3</sub>-N含量的遥感反演。

(2)丹江口水库TN和NH<sub>3</sub>-N年际变化表明水质整体呈向好趋势。2016—2020年间NH<sub>3</sub>-N含量保持Ⅰ类水质标准,而TN含量在Ⅲ类与Ⅳ类水质标准之间。

目前,虽然通过遥感技术可以动态监测大型湖泊的水质时空分布,但是由于受地理位置、天气云量等影响,获取时间间隔相等且分辨率高的遥感数据难度较大;同时,由于水质反演的精度对实测数据的依赖程度高,因此要实现高精度的水质反演,需进一步合理地设置采样点。在下一步研究中,可以结合高光谱的波谱分析进行水质反演,以此分析不同季节适合的反演模型,为大型湖泊水生态环境改善及水质监管提供技术支撑。

#### 参考文献:

- [1] 张锦凰,刘丹强,姜小三,等.丹江口库区水土流失遥感监测应用研究——以商南县为例[J].农业资源与环境学报,2015,32(2):162-168. ZHANG J H, LIU D Q, JIANG X S, et al. Research on soil erosion using remote sensing method in Danjiangkou reservoir: A case study of Shangnan County[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2015, 32(2):162-168.
- [2] WANG L T, WANG S X, ZHOU Y, et al. Landscape pattern variation, protection measures, and land use/land cover changes in drinking water source protection areas: A case study in Danjiangkou reservoir, China[J]. *Global Ecology and Conservation*, 2020, 21: e00827.
- [3] 张艳军,赵建宁,王慧,等.丹江口水源涵养区绿色高效农业技术创新集成与示范——模式设计、技术集成与机制创新[J].农业资源与环境学报,2020,37(3):301-307. ZHANG Y J, ZHAO J N, WANG H, et al. Innovative integration and demonstration of green and efficient agricultural technology in Danjiangkou water conservation area: Pattern design, technology integration, and mechanism innovation[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2020, 37(3):301-307.
- [4] 曹引,冶运涛,赵红莉,等.草型湖泊总悬浮物浓度和浊度遥感监测[J].遥感学报,2019,23(6):1253-1268. CAO Y, YE Y T, ZHAO H L, et al. Remote sensing of total suspended matter concentration and turbidity in a macrophytic lake[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(6):1253-1268.
- [5] 赵丽,陈俊伊,姜霞,等.岱海水体氮、磷时空分布特征及其差异性分析[J].环境科学,2020,41(4):1676-1683. ZHAO L, CHEN J Y, JIANG X, et al. Temporal and spatial distribution characteristics and difference analysis of nitrogen and phosphorus in Daihai Lake[J]. *Environmental Science*, 2020, 41(4):1676-1683.
- [6] CABALLERO I, MORRIS E P, RUIZ J, et al. Assessment of suspended solids in the Guadalquivir estuary using new DEIMOS-1 medium spatial resolution imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 146: 148-158.
- [7] NECHAD B, RUDDICK K G, PARK Y. Calibration and validation of a generic multi-sensor algorithm for mapping of total suspended matter in turbid waters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(4): 854-866.
- [8] DOERFFER R, SCHILLER H. The MERIS Case 2 water algorithm[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(3/4):517-535.
- [9] 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.
- [10] 田野,郭子祺,乔彦超,等.基于遥感的官厅水库水质监测研究[J].生态学报,2015,35(7):2217-2226. TIAN Y, GUO Z Q, QIAO Y C, et al. Remote sensing of water quality monitoring in Guanting reservoir[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35(7):2217-2226.
- [11] 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 Y H, LI J G, WANG J, 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.
- [12] 张春桂,曾银东,马治国.基于模糊评价的福建沿海水质卫星遥感监测模型[J].应用气象学报,2016,27(1):112-122. ZHANG C G, ZENG Y D, MA Z G. Water quality satellite remote sensing monitoring model of Fujian coastland based on fuzzy evaluation[J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2016, 27(1):112-122.
- [13] 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):3940-3951. CAO Y, YE Y T, ZHAO H L, et al. Ensemble modeling methods for remote sensing retrieval of water quality parameters in inland water[J]. *China Environmental Science*, 2017, 37(10):3940-3951.
- [14] 徐梅,晏福,刘振忠,等.灰色GM(1,1)-小波变换-GARCH组合模型预测松花江流域水质[J].农业工程学报,2016,32(10):137-142. XU M, YAN F, LIU Z Z, et al. Forecasting of water quality using grey GM(1,1)-wavelet-GARCH hybrid method in Songhua River basin[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(10):137-142.
- [15] 徐玉妃,杨昆,罗毅,等.滇池草海水质等级预测模型研究[J].水生生态学杂志,2018,39(1):1-8. XU Y F, YANG K, LUO Y, et al. Water quality grade prediction model for the Caohai basin of Dianchi Lake[J]. *Journal of Hydroecology*, 2018, 39(1):1-8.
- [16] BUCKTON D, O' MONGAIN E, DANAHAR S. The use of neural networks for the estimation of oceanic constituents based on the MERIS instrument[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, 20(9): 1841-1851.
- [17] 洗翠玲,张艳军,张明琴,等.基于高分辨率多光谱影像的温瑞塘河水水质反演模型研究[J].中国农村水利水电,2017(3):90-95. XIAN C L, ZHANG Y J, ZHANG M Q, et al. Research on inversion model of water quality of Wenrui Tang River using high resolution IKO-

- NOS multispectral imagery[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2017(3):90-95.
- [18] 王书航, 王雯雯, 姜霞, 等. 丹江口水库水体氮的时空分布及入库通量[J]. 环境科学研究, 2016, 29(7):995-1005. WANG S H, WANG W W, JIANG X, et al. Spatial and temporal distribution and flux of nitrogen in water of Danjiangkou reservoir[J]. *Research of Environmental Sciences*, 2016, 29(7):995-1005.
- [19] ISENSTEIN E M, PARK M H. Assessment of nutrient distributions in Lake Champlain using satellite remote sensing[J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2014, 26(9):1831-1836.
- [20] 雷坤, 郑丙辉, 王桥. 基于中巴地球资源1号卫星的太湖表层水体水质遥感[J]. 环境科学学报, 2004, 24(3):376-380. LEI K, ZHENG B H, WANG Q. Monitoring the surface water quality of Taihu Lake based on the data of CBERS-1[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2004, 24(3):376-380.
- [21] DEWIDAR K, KHEDR A. Water quality assessment with simultaneous Landsat-5 TM at Manzala Lagoon, Egypt[J]. *Hydrobiologia*, 2001, 457(3):49-58.
- [22] 龚绍琦, 黄家柱, 李云梅, 等. 水体氮磷高光谱遥感实验研究初探[J]. 光谱学与光谱分析, 2008(4):839-842. GONG S Q, HUANG J Z, LI Y M, et al. Preliminary exploring of hyperspectral remote sensing experiment for nitrogen and phosphorus in water[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008(4):839-842.
- [23] 徐良将, 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 L J, HUANG C C, LI Y M, et al. Deriving concentration of TN, TP based on hyperspectral reflectivity[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2013, 28(4):681-688.
- [24] PETERSON K T, SAGAN V, SIDDIKE P, et al. Machine learning-based ensemble prediction of water-quality variables using feature-level and decision-level fusion with proximal remote sensing[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2019, 85(4):269-280.
- [25] SCHLEITER I M, BORCHARDT D, WAGNER R, et al. Modelling water quality, bioindication and population dynamics in lotic ecosystems using neural networks[J]. *Ecological Modelling*, 1999, 120(2):271-286.
- [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 F K, JIANG Q O, XU L D, 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] KUTSER T, PAAVEL B, VERPOORTER C, et al. Remote sensing of Black Lakes and using 810 nm reflectance peak for retrieving water quality parameters of optically complex waters[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6):497.
- [28] 种丹, 李浩杰, 范硕, 等. 基于MODIS数据的云南九大高原湖泊叶绿素a浓度反演[J]. 生态学杂志, 2017, 36(1):277-286. CHONG D, LI H J, FAN S, et al. Inversion of chlorophyll-a concentration in nine plateau lakes in Yunnan based on MODIS data[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2017, 36(1):277-286.
- [29] 徐祎凡, 施勇, 李云梅. 基于环境一号卫星高光谱数据的太湖富营养化遥感评价模型[J]. 长江流域资源与环境, 2014, 23(8):1111-1118. XU Y F, SHI Y, LI Y M. Eutrophication evaluation model of Lake Taihu using hyperspectral data of HJ-1 satellite[J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2014, 23(8):1111-1118.
- [30] 黄李童, 陈江, 朱渭宁, 等. 基于Landsat-8的城市湖泊水体总悬浮物吸收系数的遥感反演——以杭州西湖为例[J]. 环境科学学报, 2018, 38(10):4073-4082. HUANG L T, CHEN J, ZHU W N, et al. Remote sensing inversion of total suspended matter absorption coefficient in coastal urban lakes using Landsat-8: Case study of West Lake in Hangzhou[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2018, 38(10):4073-4082.
- [31] 朱云芳, 朱利, 李家国, 等. 基于GF-1 WFV影像和BP神经网络的太湖叶绿素a反演[J]. 环境科学学报, 2017, 37(1):130-137. ZHU Y F, ZHU L, LI J G, et al. The study of inversion of chlorophyll a in Taihu based on GF-1 WFV image and BP neural network[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2017, 37(1):130-137.
- [32] 杨天鹏, 闫文佳, 张远. GF-1 WFV与Landsat-8 OLI和Sentinel-2A MSI遥感图像光谱信息转换研究[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2017(6):136-146. YANG T P, YAN W J, ZHANG Y. Conversion study on multi-spectral information of remote sensing images GF-1 WFV, Landsat-8 OLI and Sentinel-2A MSI[J]. *Journal of East China Normal University(Natural Science)*, 2017(6):136-146.
- [33] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323(9):533-536.
- [34] 刘世存, 杨薇, 田凯, 等. 基于多层全连接神经网络的白洋淀水质预测[J]. 农业环境科学学报, 2020, 39(6):1283-1292. LIU S C, YANG W, TIAN K, et al. Water quality forecasting based on multilayer fully connected neural network for Baiyangdian Lake[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2020, 39(6):1283-1292.
- [35] 许尔琪. 土地利用对水体营养物质影响的研究进展[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2019, 27(12):1880-1891. XU E Q. Research progress in the impact of land use on water nutrients[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2019, 27(12):1880-1891.
- [36] 朱媛媛, 刘琰, 周北海, 等. 丹江口水库流域氮素时空分布特征[J]. 中国环境监测, 2016, 32(2):50-57. ZHU Y Y, LIU Y, ZHOU B H, et al. The temporal and spatial distribution of nitrogen in Danjiangkou reservoir watershed[J]. *Environmental Monitoring in China*, 2016, 32(2):50-57.
- [37] 李中原, 王国重, 左其亭, 等. 应用分形理论估算丹江口水库水源区总氮、总磷的流失量[J]. 水土保持通报, 2017, 37(3):302-306. LI Z Y, WANG G Z, ZUO Q T, et al. Applying fractal theory to estimate loss of total nitrogen and total phosphorus on Danjiangkou reservoir catchment[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2017, 37(3):302-306.
- [38] 张琴, 蔡竹, 杨文娟, 等. 地表水中氨氮和总氮关系的探讨[J]. 浙江农业科学, 2016, 57(2):276-277. ZHANG Q, CAI Z, YANG W J, et al. Discussion on the relationship between ammonia nitrogen and total nitrogen in surface water[J]. *Zhejiang Agricultural Science*, 2016, 57(2):276-277.