

# 湖泊营养状态遥感评价及其表征参数反演算法研究进展

周博天<sup>1</sup>, 张雅燕<sup>2</sup>, 施坤<sup>3</sup>

1. 中国科学院重庆绿色智能技术研究院 大数据与智能计算重庆市重点实验室, 重庆 400714;

2. 杭州市淳安生态环境监测站, 杭州 311700;

3. 中国科学院南京地理与湖泊研究所 湖泊与环境国家重点实验室, 南京 210008

**摘要:** 湖泊富营养化由于其可导致藻类水华暴发, 引发生态系统灾变和饮用水风险, 是中国乃至全球湖泊面临的主要生态环境问题。湖泊营养状态精准、实时、大范围的同步监测是准确掌握湖泊水环境变化特征, 开展富营养化成因分析、评价评估、治理修复和管理考核的重要基石。相比地面调查的传统手段, 遥感具有快速、大范围、周期性等优点, 已经广泛应用于叶绿素、透明度和营养状态等多种湖泊水环境参数监测。通过深入分析近年来大量相关文献, 本文系统总结了现有湖泊营养状态遥感估算和评价方法, 介绍了表征湖泊营养状态关键参数反演算法的研究进展, 最后从遥感大数据视角对湖泊富营养化研究的发展提出了建议与展望。

**关键词:** 湖泊富营养化, 营养状态遥感评价, 水体参数反演算法, 遥感大数据

**引用格式:** 周博天, 张雅燕, 施坤. 2022. 湖泊营养状态遥感评价及其表征参数反演算法研究进展. 遥感学报, 26(1): 77-91

Zhou B T, Zhang Y Y and Shi K. 2022. Research progress on remote sensing assessment of lake nutrient status and retrieval algorithms of characteristic parameters. National Remote Sensing Bulletin, 26(1): 77-91 [DOI: 10.11834/jrs.20221232]

## 1 引言

湖泊是“山水林田湖草”生命共同体的核心组成部分, 提供了安全供水、防洪抗旱、渔业航运、生物多样性保护、休闲旅游等多种生态服务功能, 对区域经济社会高质量发展及生态文明建设意义重大。然而, 强烈的人类活动和显著的气候变暖等因素导致全球湖泊现已或者逐渐进入富营养化状态。自然因素和(或)人类活动影响下, 由于营养物质(例如氮、磷化合物)汇入湖泊, 导致湖泊营养状态从生产力较低的贫营养水平向生产力较高的富营养水平逐步演化, 这一现象即为湖泊富营养化(张开翔, 1992; Stevens, 2019)。自然状态下湖泊会逐渐富营养化, 然而人类活动增加和全球气候变暖将加速这一进程。联合国环境规划署和多国科研机构的调查表明, 人类活动造成的氮、磷化合物过量输入, 大大加快了湖泊

富营养化的自然进程, 导致全球处于不同富营养化程度的大型湖泊(面积大于25 km<sup>2</sup>)占到总数的60%, 而中国达到富营养化标准的大型湖泊(面积大于10 km<sup>2</sup>)超过总数的85%(Gibson等, 2000; Bricker等, 2008; 杨桂山等, 2010; Wang等, 2018)。湖泊富营养化会显著增加藻类生物量, 并引发大规模蓝藻水华暴发, 进而导致藻型生态系统扩张、草型生态系统退化、湖泊生态服务功能下降等一系列严重的水环境问题(Zhang等, 2017)。同时, 富营养化与湖泊碳排放紧密相关(Michalak等, 2013; Pace等, 2017)。因此, 湖泊营养状态精准、实时、大范围的同步监测是准确掌握湖泊水环境变化特征, 开展富营养化成因分析、评价评估、治理修复和管理考核的重要基石。

湖泊营养状态的早期评价方法主要包括特征法(饶饮止, 1956)、磷收支模型(Dillon和Rigler, 1974)、参数法(Wetzel, 1983)、生物指标评价法

收稿日期: 2021-04-23; 预印本: 2021-07-05

基金项目: 国家自然科学基金(编号:41922005, 41771472, 41901366); 中国科学院科研仪器设备研制项目(编号:YJKYYQ20200071)

第一作者简介: 周博天, 1984年生, 男, 副研究员, 研究方向为遥感信息分析与水色应用。E-mail: zhoubotian@cigit.ac.cn

通信作者简介: 施坤, 1985年生, 男, 研究员, 研究方向为湖泊光学机理与水色遥感应用。E-mail: kshi@niglas.ac.cn

(Liu, 1984) 及营养状态指数法 (李祚泳和张辉军, 1993) 等一系列定性或定量描述方法。自本世纪初期以来, 湖泊富营养化研究更加注重计算机技术的运用, 现代数学理论开始应用于探索湖泊营养状态及其演化过程与水体参数之间的非线性响应关系, 开启了从“状态评价”到“过程描述”的转型 (胡文等, 2020)。最为常见的相关研究是模糊数学方法 (龚绍琦等, 2005)、神经网络模型 (张晓丹等, 2007)、主成分分析法 (Primpas 和 Karydis, 2011) 等。目前, 在各国政府间开展的湖泊富营养化研究多聚焦于水体生物、物理、化学等表征参数的合理筛选与综合分析, 尤其是逐渐认识到直接 (例如氮磷营养盐、叶绿素、藻类群落结构) 和间接 (溶解氧、沉水植物、水体色度等) 效应参数对湖泊营养状态变化瞬时响应的同等重要性, 并采用上述表征参数的量级、阈值或相关加权系数, 构建了湖泊营养状态评价国际标准体系 (Organization for Economic Cooperation and Development, 1982; European Commission, 2000; United States Environmental Protection Agency, 2009)。

基于传统采样分析的湖泊营养状态评价方法具有数据准确、指标丰富等特点, 通常可以作为监测点位或断面营养状况的常规方法。然而, 常规评价方法存在着人力成本高、实验耗时长、易受环境影响等诸多不足, 并且由于采样时间差别大、数据样本少、水体流动性强, 很难同步反映湖泊营养状态的空间分布。因此, 如何建立一种准确、快速、广域的湖泊营养状态通用评价方法, 成为湖泊生态环境保护与淡水资源安全保障亟待解决的重要问题之一。遥感技术具有高精度、大范围、周期性等优点, 已广泛应用于湖泊水环境和生态等多种参数的监测, 比如叶绿素浓度、水华暴发面积与物候特征、水生植被覆盖等水体生物参数, 透明度、漫射衰减系数、真光层深度等水体物理参数, 以及总氮、总磷、颗粒态磷浓度等水体化学参数 (Zhou 等, 2018; Shi 等, 2019a; Espel 等, 2020; Gomes 等, 2020; Maciel 等, 2020)。遥感可监测参数几乎囊括了湖泊营养状态评价所需的参数, 为遥感监测湖泊营养状况提供了可能。截止目前已有大量的研究利用遥感技术开展湖泊营养状态评价, 彰显了遥感技术在湖泊富营养化研究领域的巨大应用潜力。随着世界各国陆续发射越来越多的对地观测卫星以及星载传

感器技术的快速发展, 遥感技术势必成为湖泊富营养化研究不可或缺的监测手段。

本文基于中国知网 CNKI (China National Knowledge Infrastructure) 数据库和 Web of Science 核心库的文献检索功能, 以遥感 (Remote sensing) 和富营养化 (Eutrophication) 为主题词, 共筛选出中文文献 415 篇 (1951 年—2020 年) 和英文文献 727 篇 (1990 年—2020 年), 系统梳理了湖泊富营养化遥感研究目前的进展、存在的问题和未来的挑战, 帮助湖泊科学及遥感科学领域科研人员尽快掌握研究动态; 运用 CiteSpace 软件梳理了遥感技术在湖泊富营养化领域的研究进展, 获取可视化知识图谱分析结果 (图 1), 将其作为探讨该领域研究热点及发展趋势的重要依据。

## 2 湖泊营养状态遥感评价

营养状态指数 TSI (Trophic State Index) 与综合营养状态指数 TLI (Trophic Level Index) 是目前地表水营养状态评价最为常用的方法, 两者均为基于单一基准因子灵敏性与多元辅助因子全面性的湖泊营养程度连续分级方法 (舒金华, 1990; 王明翠等, 2002)。TSI 和 TLI 的相似之处在于将水体生物、物理、化学参数转化为某种适用于湖泊营养状态评价的连续数值, 而主要区别在于由不同基准、辅助因子及其相互关联推导出营养状态评价公式和表征参数阈值的不同。TSI 主要是以透明度为基准因子, 以叶绿素、总磷浓度为辅助因子构建的; 而 TLI 是以叶绿素浓度为核心, 结合透明度、化学需氧量、总磷、总氮浓度提出的。由于 TSI 和 TLI 的基准因子均为可遥感参数, 且具备结构简单、操作容易、成本低廉等优点, 国内外学者主要围绕上述两种营养状态评价指数开展湖泊营养程度遥感监测研究, 相关应用已经覆盖了水生态学中的多个热点领域 (图 1)。

虽然 20 世纪提出的叶绿素浓度遥感算法可以为湖泊营养状态评价提供一些依据, 但是若要制定适用于特定场景的富营养化防治政策, 仍须对经典算法进行融合与改进。随着遥感技术及反演算法的快速发展, 尤其是近十年的湖泊营养状态遥感评价研究更多涉及到透明度、色度、吸收系数等典型水体光学参数对湖泊营养状态的响应机理, 并且充分考虑单一基准因子、多元辅助因子在湖泊营养状态评价方面的统一性与合理性。本

文将以时间进展为大致主线, 按可遥感参数、反演算法、遥感数据等基本特征对湖泊营养状态遥

感评价常用方法进行梳理与归类 (表1), 以期对相关研究提供有益的参考。

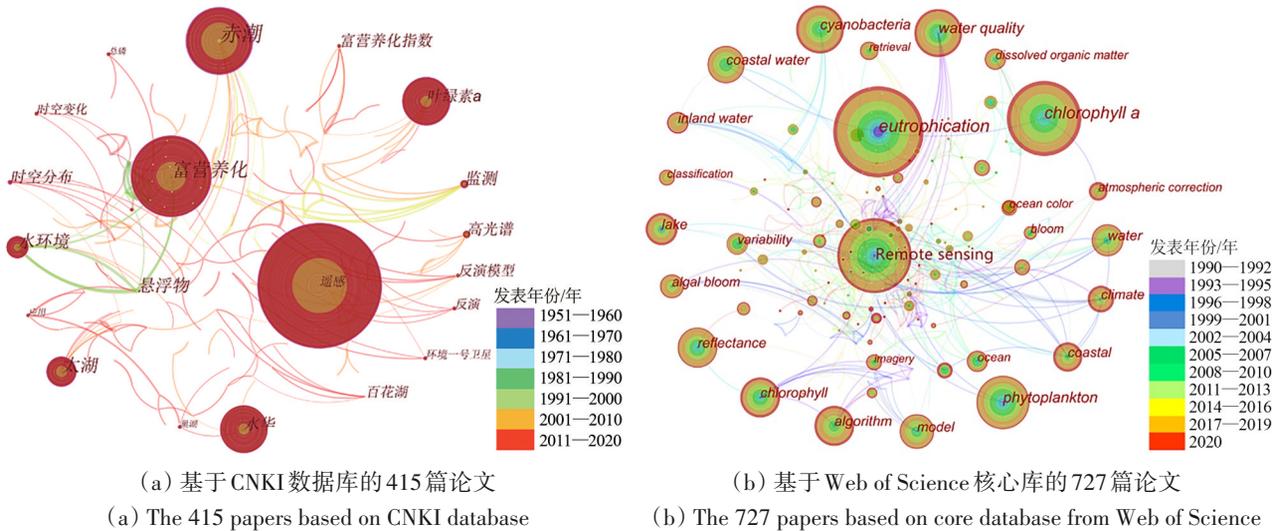


图1 遥感技术在湖泊富营养化研究领域的关键词分析, 字号越大表示出现频次越高  
Fig. 1 Keyword analysis of remote sensing technology in lake eutrophication, the larger keyword size, the higher frequency

表1 主要的湖泊营养状态评价方法及其基本特征

Table 1 Lake eutrophication assessment methods and their basic characteristics

评价方法	可遥感参数	反演算法	遥感数据	研究区	代表性文献
营养状态指数(TSI)	叶绿素	机理模型	水面高光谱	太湖	李云梅等, 2006
	叶绿素	经验模型	Landsat 5 TM	查干湖	Duan等, 2007
	叶绿素、透明度、总磷	经验模型	水面高光谱	查干湖	段洪涛等, 2006
	真光层深度	经验模型	水下高光谱	太湖	乐成峰等, 2008
	透明度	经验模型	Landsat 5 TM	美国湖泊	Olmanson等, 2008
	色度	查找表法	Terra MODIS	全球湖泊	Wang等, 2018
	水体组分吸收系数	实验室测定	Landsat 8 OLI	中国湖泊	Wen等, 2019
综合营养状态指数(TLI)	水体组分吸收系数	半机理模型	Landsat 8 OLI	中国湖泊	Shi等, 2019b
	叶绿素	经验模型	水面高光谱	太湖	徐祎凡等, 2014
	叶绿素、悬浮颗粒物	经验模型	PROBA CHRIS	太湖	吴传庆等, 2011
	叶绿素、透明度	经验模型	HJ-1 CCD	巢湖	殷守敬等, 2018
欧盟水框架指令(WFD)	卫星影像波段反射率	ANN神经网络	Terra/aqua MODIS	巢湖	Xiang等, 2015
	卫星影像波段反射率	RBF神经网络	Landsat 8 OLI	中国湖泊	Zhou等, 2019
巴西圣保罗州湖泊营养状态评价标准(CETESB)	叶绿素	经验模型	Seastar SeaWiFS	法国湖泊	Gohin等, 2008
富营养化发生几率(PEO)	叶绿素	经验模型	Landsat 8 OLI	巴西湖泊	Coimbra等, 2021
	叶绿素	经验模型	ENVISAT MERIS、Sentinel-3 OLCI	中国湖泊	Guan等, 2020

注: Trophic State Index: TSI; Trophic Level Index: TLI; Artificial Neural Network: ANN; Radial Basis Function: RBF; Water Framework Directive: WFD; Companhia Ambiental do Estado de São Paulo: CETESB; Probability of Eutrophication Occurrence: PEO。

### 2.1 基于营养状态指数遥感模型的湖泊营养状况评价

由于在实际工作中通常会采用多种指标和标

准进行湖泊营养状态评价, 导致同一时期同一湖泊可能得到不同的调查结果, 不同时期不同湖泊的调查结果也缺乏可比性。为解决上述问题, 须

形成统一的湖泊营养状态评价方法, 例如 Carlson (1977) 提出的营养状态指数 (TSI)。TSI 采用 0—100 连续数值可将湖泊营养程度划分为贫营养、贫中营养、中营养、中富营养、富营养、重富营养等 6 个级别。结合 TSI 计算模型, 国内外学者运用不同的可遥感参数作为基准因子在湖泊营养状态评价方面进行了一系列有意义的探索。相关研究按基准因子类型可分为以下两类。

(1) 以叶绿素浓度为基准的营养状态指数。国内研究团队依据湖泊水体固有光学特性, 建立适用于模拟水面反射率的遥感机理模型, 实现叶绿素 Chla (Chlorophylla) 浓度后向反演, 进而构建以叶绿素浓度为基准的营养状态指数(式(1)), 并对 2004—06 和 2004—08 的太湖营养状况进行遥感评价 (李云梅等, 2006)。结果显示, 单独以叶绿素浓度为基准的营养状态指数可以合理估算出太湖营养程度。

$$TSI(\text{Chla}) = 25 + 10.86 \times \ln \text{Chla} \quad (1)$$

相似研究进一步证明了以单一因子为基准进行湖泊营养状态监测的可行性 (Duan 等, 2007)。首先, 以地面高光谱实验为基础构建基于 Landsat 卫星 TM 影像的叶绿素浓度遥感反演算法, 可用式(2)表示; 然后, 采用修正营养状态指数  $TSI_M$  (Modified Carlson's Trophic State Index) (Aizaki 等, 1981) 建立湖泊营养状态与叶绿素浓度之间的关系模型(式(3)), 以此实现对查干湖营养状况的大时空尺度调查。

$$\text{Chla} = 116.98 \times \frac{b_4}{b_3} - 29.709 \quad (2)$$

式中,  $b$  为卫星影像波段 (band) 反射率。

$$TSI_M(\text{Chla}) = 10 \times \left( 2.46 + \frac{\ln \text{Chla}}{\ln 2.5} \right) \quad (3)$$

通过分析湖泊营养状态表征参数与水面高光谱特征参数之间的相关性, 段洪涛等 (2006) 尝试建立基于透明度  $Z_{SD}$  ( $Z_{\text{Secchi Disk}}$ )、叶绿素 (Chla)、总磷 TP (Total Phosphorous) 浓度的湖泊营养状态综合评价算法。首先, 基于实测数据建立上述 3 种水体参数的遥感反演模型, 即式(4)一式(6); 然后, 以叶绿素浓度为基准因子, 以透明度、总磷浓度为辅助因子, 运用地面高光谱数据构建修正营养状态指数(式(7)); 最终实现查干湖营养状态的量化综合评价, 为湖泊营养状况遥感监测提供了借鉴。

$$Z_{SD} = -237.03 \times R_{rs} 430 + 40.656 \quad (4)$$

$$\ln \text{Chla} = 6.3147 \times \ln \left( \frac{R_{rs}(710)}{R_{rs}(490)} \right) + 2.013 \quad (5)$$

$$TP = 2.0876 \times R_{rs} 810 + 0.0031 \quad (6)$$

式中,  $R_{rs}\lambda$  为波长  $\lambda$  处的遥感反射率 (Remote Sensing Reflectance)。

$$TSI_M(\text{average}) = \frac{TSI_M(Z_{SD}) + TSI_M(\text{Chla}) + TSI_M(\text{TP})}{3} \quad (7)$$

$$\text{式中, } TSI_M(Z_{SD}) = 10 \times \left( 2.46 + \frac{2.34 - 1.82 \times \ln Z_{SD}}{\ln 2.5} \right),$$

$$TSI_M(\text{TP}) = 10 \times \left( 2.46 + \frac{1.32 \times \ln \text{TP} - 3.28}{\ln 2.5} \right)。$$

(2) 以水体光学参数为基准的营养状态指数。国内外学者在以水体光学参数为基准的湖泊营养程度遥感评价方面取得一些进展。结合太湖多个采样站点的水下光谱和光合有效辐射实测数据, 乐成峰等 (2008) 建立真光层深度  $Z_{eu}$  ( $Z_{\text{euphotic}}$ ) 与水面以下遥感反射率的关系模型, 从而实现真光层深度的遥感反演(式(8)); 进一步利用真光层深度与透明度之间的相互关联, 构建以真光层深度为基准的营养状态指数, 可通过式(9)表达。

$$Z_{eu} = 2.8023 \times e^{-1.9422 \times \frac{R_{rs}(732)}{R_{rs}(522)}} \quad (8)$$

$$TSI(Z_{eu}) = 50.1 - 19.7 \times \ln(0.386 \times Z_{eu} - 0.158) \quad (9)$$

美国研究团队利用 1985 年—2005 年 Landsat 系列卫星影像对明尼苏达州湖泊营养状况进行调查 (Olmanson 等, 2008)。首先, 采用 Kloiber 等 (2002) 针对该州湖泊透明度构建的遥感反演算法 (式(10)), 完成了湖泊透明度长时序 (1973 年—1998 年) 的遥感估算; 然后, 依据以透明度为基准的营养状态指数(式(11)), 实现了该州上万个湖泊营养状态的遥感评价。基于此, Song 等 (2020) 在应用 Landsat 8 卫星 OLI 数据全面调查中国湖泊透明度的研究中, 通过式(11)表示的营养状态指数, 完成了中国不同地区湖泊营养状况的遥感调查。

$$\ln(Z_{SD}) \propto m \times \frac{R_{rs}(\text{blue})}{R_{rs}(\text{red})} + n \times R_{rs}(\text{blue}) \quad (10)$$

$$TSI(SD_{\text{Landsat}}) = 60 - 14.41 \times \ln(SD_{\text{Landsat}}) \quad (11)$$

水色指数 FUI (Forel-Ule Index) 是湖泊水质

的重要指标。通过21级水体色度与遥感反射率的相互关系,可构建基于RGB (Red-Green-Blue)与CIE (Commission Internationale de l'Eclairage)两种色度坐标体系的水色指数(Woźniak和Meler, 2020)。依据FUI和TSI模拟数据集,建立两者之间的转换模型(式(12)),并确定 $FUI < 7$ 表示贫营养状态, $7 \leq FUI < 10$ 对应中营养状态, $FUI \geq 10$ 为富营养状态;利用645 nm处离水辐射率排除黄色物质占主导的湖泊水域,实现基于MODIS影像数据的全球大型湖泊营养状态展示(Wang等, 2018)。

$$FUI = 1.8645 \times e^{0.0366 \times TSI} \quad (12)$$

现有研究显示,水体组分吸收系数能够指示溶解态与非溶解态物质浓度,这与湖泊营养状态息息相关(Dall'Olmo等, 2003)。国内研究团队通过实地调查,发现湖泊营养状态与光学活性物质吸收系数 $a_{OACs}$  ( $a_{Optically Active Components}$ )存在密切关联,进而建立两者间的定量关系(式(13));以 $a_{OACs} = 0.38 \text{ m}^{-1}$ 、 $1.64 \text{ m}^{-1}$ 为阈值将湖泊营养程度划分为贫营养、中营养、富营养状态,为基于水体组分吸收系数的湖泊营养状态遥感评价研究提供了科学依据(Wen等, 2019)。

$$TSI = 13.64 \times \ln(a_{OACs}) + 43.24 \quad (13)$$

Shi等(2019b)系统分析不同营养水平湖泊的大量实测数据,建立色素颗粒物吸收系数、悬浮颗粒物吸收系数、除纯水以外组分吸收系数 $a_{t-w}$  ( $a_{total-water}$ )与营养状态指数之间的相关关系,由此确定营养状态指数的最优指示因子为 $a_{t-w}$ ;通过半机理模型获取水体组分吸收系数,从而构建基于 $a_{t-w}$ 的营养状态指数反演模型(式(14)),并对该模型做了应用检验。研究结果进一步证实,水体组分吸收系数可以指示湖泊营养状况。

$$TSI = 12.14 \times \ln(a_{t-w}(440)) + 45.69 \quad (14)$$

## 2.2 基于综合营养状态指数遥感模型的湖泊营养状况评价

在众多的营养状态表征参数中,透明度、化学需氧量、叶绿素、总氮和总磷浓度已广泛应用于湖泊营养状况评价,主要原因是上述水体参数对湖泊营养程度及其生态异常响应具备较好的指示意义。在实际应用中,往往利用部分或全部上述参数构建表征湖泊营养状况的综合营养状态指数(TLI)。由于中国环境监测总站推荐的TLI在湖

泊富营养化研究方面具备一定程度的通用性和可靠性,湖泊遥感领域学者在TLI计算模型与可遥感参数融合方面开展了大量有价值的工作。相关研究按基准因子类型可大致分为如下两类。

(1)以叶绿素浓度为基准的综合营养状态指数。通过分析水面光谱数据、水体参数与营养状态之间的相互关系,国内研究团队分别构建了以透明度、叶绿素、总氮、总磷浓度为基准的综合营养状态指数;通过对比分析,选取叶绿素浓度作为基准的TLI评价湖泊营养状态(式(15)一式(16))(徐祎凡等, 2014)。结果显示仅考虑叶绿素浓度的TLI高光谱遥感模型能够较为精准的评判湖泊营养状况。

$$Chla \propto \left( \frac{1}{R_{rs}(680)} - \frac{1}{R_{rs}(694)} \right) \times R_{rs}(717) \quad (15)$$

$$TLI = 104.05 \times \left( \frac{1}{R_{rs}(680)} - \frac{1}{R_{rs}(694)} \right) \times R_{rs}(717) + 47.132 \quad (16)$$

通过研究中国生态环境保护部门现行的湖泊营养状态评价方法及其表征参数光谱特征,吴传庆等(2011)分析了透明度、化学需氧量、叶绿素、总氮、总磷浓度等水体参数遥感反演的可行性;在考虑表征参数之间自相关性的基础上,提出了以叶绿素浓度为基准和以悬浮颗粒物SS (Suspended Substance)浓度为辅助的综合营养状态指数(式(17))。实验结果表明,基于叶绿素和悬浮颗粒物浓度的TLI遥感模型适用于湖泊营养状态综合评价。

$$TLI = 0.54 \times TLI(Chla) + 0.46 \times TLI(SS) \quad (17)$$

在融合卫星遥感与地面实测数据的湖泊营养状态评价研究方面,殷守敬等(2018)利用HJ-1卫星CCD数据获取叶绿素浓度、透明度等表征参数的空间分布(式(18)一式(19));通过地面数据空间插值获得化学需氧量、总氮、总磷浓度等不易遥感参数的空间分布;进而构建以叶绿素浓度、透明度为基准因子,以化学需氧量、总氮、总磷浓度为辅助因子的TLI,由此实现对湖泊营养状况的综合评价。

$$Chla = \frac{727.83 \times \left( \frac{b_4}{b_3} \right)^2 - 548.77 \times \frac{b_4}{b_3} + 142.27}{3} \quad (18)$$

$$Z_{SD} = 337.4 \times \left( 836.6 \times \left( b_3 \times \frac{b_4}{b_2} \right)^{1.186} \right)^{-0.62} \quad (19)$$

(2) 以遥感反射率为基准的综合营养状态指数。借鉴机器学习思想直接利用卫星影像波段反射率评价湖泊营养状态的相关研究正逐渐演变为当前重点和未来趋势。Xiang等(2015)在分析巢湖大量实测数据的基础上,引入人工神经网络模型ANN(Artificial Neural Network)构建了数据驱动下的综合营养状态指数(TLI)遥感反演算法。利用最近邻算法(Nearest neighbour algorithm)对MODIS地表反射率产品(MOD09)前5个波段影像进行融合重采样处理,选取影像波段反射率( $b_1$ 、 $b_2$ 、 $b_3$ 、 $b_4$ 、 $b_5$ )和TLI分别为ANN模型输入和输出参数,设置ANN隐含层节点数为4,由此获取高精度的湖泊营养状态反演结果。

相似研究表明,以Landsat 8卫星OLI影像为遥感数据源,利用径向基RBF(Radial Basis Function)神经网络模拟复杂非线性关系的优势能够精准提取TLI(Zhou等,2019)。通过大量卫星影像和地面实测数据的学习训练,在考虑大气水汽差分系数等参数的基础上,构建以7个单波段反射率( $b_1$ 、 $b_2$ 、 $b_3$ 、 $b_4$ 、 $b_5$ 、 $b_6$ 、 $b_7$ )和7个波段反射率比值( $b_3/b_5$ 、 $b_1/b_2$ 、 $b_3/b_7$ 、 $b_2/b_5$ 、 $b_2/b_7$ 、 $b_3/b_6$ 、 $b_3/b_4$ )为输入参数,以TLI为输出结果的RBF神经网络模型;相较于其他输入参数的RBF神经网络模型,该模型的TLI反演精度更高,进一步证实基于遥感反射率的神经网络模型适用于湖泊营养状态评价。

### 2.3 基于其他遥感模型的湖泊营养状况评价

相对于国内湖泊富营养化研究,国外学者考虑到TSI和TLI基准因子的多样性与各因子间加权关系的多变性,往往较少提及TSI或TLI,而习惯于根据特定应用场景的营养状态,利用水体生物参数,尤其是反映浮游植物生物量的叶绿素浓度,建立营养状态表征参数与营养物质浓度之间的相互关联,制定具有针对性的湖泊营养状态定性或定量评价方法。因而在利用遥感技术估算湖泊营养程度时,应当考虑以下几种定制化的评价方法。

为应对欧盟水框架指令WFD(Water Framework Directive),法国研究团队提出一套融合查找表法的湖泊营养状态遥感评价方法(Gohin等,2008)。

该评价方法利用O'Reilly等(1998)提出由412 nm和555 nm反射率比值构建的Ocean chlorophyll 4算法反演营养状态表征参数——叶绿素浓度;定义Percentile 90(P90)为90%叶绿素浓度观测值均低于的阈值;依据WFD标准,以P90=5、10、20、40 mg/m<sup>3</sup>为阈值将浮游植物生长期的湖泊营养状态分为5个程度(high、good、moderate、poor、bad),从而实现湖泊富营养化的风险评估。

巴西圣保罗州政府根据当地内陆水体特性,制定了基于叶绿素浓度的湖泊营养状态评价标准,以Chla=1.17 mg/m<sup>3</sup>、3.24 mg/m<sup>3</sup>、11.03 mg/m<sup>3</sup>、30.55 mg/m<sup>3</sup>、69.05 mg/m<sup>3</sup>为阈值将湖泊营养状态划分为超贫营养、贫营养、中营养、富营养、超富营养、重度富营养(Companhia Ambiental do Estado de São Paulo, CETESB, 2017)。针对巴西Fundao水坝倒塌事件造成的河道型水库持续富营养化问题,Coimbra等(2021)提出应用Landsat 8卫星OLI数据获取叶绿素浓度的反演算法(式(20)),结合CETESB评价标准,即可实现2013年—2019年该水库营养状态的追踪评价。

$$\text{Chla} = 14.039 + 86.115 \times \text{NDCI} + 194.325 \times \text{NDCI}^2 \quad (20)$$

式中,NDCI为Normalized Difference Chlorophylla Index且 $\text{NDCI} = \frac{b_5 - b_4}{b_5 + b_4}$ 。

国内研究团队提出富营养化发生几率PEO(Probability of Eutrophication Occurrence)的概念,并论证了PEO在评价长江中下游平原湖泊营养状态方面的科学价值(Guan等,2020)。首先,利用支持向量机模型建立叶绿素浓度及其敏感波段反射率组合之间的非线性关系,实现了叶绿素浓度的遥感反演;其次,采用Chlorophyll spectral index、Phycocyanin baseline或者叶绿素浓度为评判标准,判别富营养化是否发生;最后,定义PEO为特定时空范围内富营养化发生次数在卫星遥感有效观测总数中所占的比例,并将PEO年平均值应用于湖泊营养状态变化趋势的长期刻画。

## 3 营养状态表征参数遥感反演

自1970年代以来,随着水体光学特性研究的不断深入,遥感技术逐步应用到湖泊科学领域,适用范围从最初的水体面积提取扩展到后来的水生态安全预警。一方面,水体参数遥感反演算法

研究从定性判别发展到定量反演, 大致经历了4个阶段: (1) 1980年代以前, 主要针对开阔海洋的理论方法研究; (2) 1980年—1990年, 围绕内陆水体展开的经验方法研究; (3) 1990年—2010年, 融合以上两种方法的半机理方法研究; (4) 2010年以后, 融合先验知识的机器学习模型研究。另一方面, 近年来卫星传感器技术发展迅速, 性能得到显著改善, 主要体现在如下两点: (1) 遥感传感器种类更为丰富, 例如陆续发射升空的Sentinel、GF、TG系列卫星已经或计划搭载高分辨率的光学、微波、激光传感器, 为深入开展中小型湖泊的水体辐射传输机理研究, 进而建立全天时、高精度的营养状态表征参数遥感反演算法提供数据支撑; (2) 光学影像数据时—空—谱分辨率的大幅提高, 例如珠海一号卫星组网后的重访周期为1 d、空间分辨率可达亚米级、光谱分辨率为2.5 nm, 以及配备可见光、近红外、短波红外通道的COMS、Himawari-8、FY-4等静止轨道卫星将拍摄周期缩短至0.5—60 min, 充分满足营养状态表征参数光谱特征的精准识别和高频观测需求。在定量反演算法与传感器技术协同发展的背景下, 基于卫星/航空/地基遥感数据的水体组分光谱特征研究克服了水体光学属性在不同尺度上所呈现的时空复杂性, 以及传感器接收辐射信息易受外界干扰的技术难点, 从而有效加强了水体光学参数(例如色度)、光学活性物质(例如叶绿素)、非光学活性物质(例如颗粒态磷)反演算法的稳定性, 将进一步拓展表征营养状态的可遥感参数, 提升反演产品的时空分辨率和精度。

国内外研究进展表明, 以营养状态遥感评价作为整体目标的大量工作均是借鉴TSI或TLI的构建思想, 建立单个或多个营养状态表征参数的遥感反演算法, 并以此为基准进行湖泊营养状态评价。然而, 该类遥感评价方法在参数体系和评价精度的通用性和可靠性方面存在不足。因此, 为奠定湖泊营养状况遥感评价的理论基础, 营养状态表征参数反演算法研究仍须加强。本文将围绕透明度、色度、叶绿素、总氮和总磷浓度等湖泊营养状态关键表征参数定量反演的代表性研究(2017年—2021年)展开论述。

### 3.1 透明度

透明度( $Z_{SD}$ )表征水体清澈程度和透光能力,

是描述湖泊营养状态最直观的水体参数。透明度反演算法是近年来国内水色遥感领域的研究热点, 该算法的快速发展必将大力推进湖泊营养状态遥感评价研究。

湖泊透明度遥感估算经验模型的相关研究表明, 根据Landsat TM/ETM+/OLI、Aqua MODIS影像反射率和透明度实地观测数据, 分析透明度敏感波段与遥感反演建模所需参数随时间变化情况, 构建基于红光波段反射率 $R_{rs}(\text{red})$ 幂函数和指数函数的透明度遥感反演算法(式(21)—式(22))(Shi等, 2018; Zhang等, 2021)。结果显示, 该类算法具备一定普适性, 能较好展示多种典型湖泊的透明度长时序变化情况。

$$Z_{SD} = 0.0046 \times (R_{rs}(\text{red}))^{-1.26} \quad (21)$$

$$Z_{SD} = 1.259 \times e^{-46.02 \times R_{rs}(\text{red})} \quad (22)$$

随着湖泊遥感原位实验的深入开展, 水色指数(FUI)、色相角( $\alpha$ )与透明度( $Z_{SD}$ )之间的潜在关联开始引起更多关注。Wang等(2020a)收集了中国多种典型湖泊的地面实测数据, 提出基于MODIS地表反射率产品(MOD09)和RGB颜色空间模型的归一化CIE色度坐标体系; 从蓝色到黄棕色的水体色度渐变中提取 $0^\circ$ — $360^\circ$ 的色相角, 并依据查找表计算FUI; 进而建立透明度遥感反演模型(式(23)—式(24)), 由此实现中国大型湖泊透明度的遥感监测。

$$Z_{SD} = 3415.63 \times \alpha^{-1.49} \quad (\text{FUI} < 8) \quad (23)$$

$$Z_{SD} = 284.7 \times \text{FUI}^{-2.67} \quad (\text{FUI} \geq 8) \quad (24)$$

在湖泊透明度遥感估算的物理机制研究方面, 国内研究团队利用长江中下游平原50个大型湖泊实测数据, 对Lee等(2015)面向海洋透明度估测提出的一种遥感半机理模型进行参数优化, 建立适用于内陆水体的透明度遥感反演算法(式(25)); 运用2003年—2016年的MODIS影像数据记录下研究区透明度时空演化趋势, 以此分析人文与自然因素对湖泊透明度年际变化的相对贡献(Feng等, 2019)。

$$Z_{SD} = 0.9048 \times Z_{SD, \text{Lee}} - 0.1449 \quad (25)$$

### 3.2 色度

比色卡法是一种通过肉眼比对自然水体表现颜色与21级国际标准色度的水体光学分类方法。由于具备标准统一、操作简单、成本低廉的优势,

该方法已有130多年的应用史，产生了数以万计的水体色度数据样本。基于比色卡法构建的水色指数被证明与湖泊营养程度有关（曹畅等，2021）。因而，通过比色卡法确定湖泊水体的21级色度将有助于湖泊营养状态的遥感评价。

近年来，国际标准照明委员会（CIE）建立了一套可见光颜色空间标准，即CIE色度坐标体系。通过该系统将遥感反射率转换为色相角（式(26)一式(31)）；根据表征色相角与21级色度关系的查找表，确定卫星影像反射率对应的色度（Pitararch等，2019）。因此，通过比色卡法即可利用卫星影像反射率开展全球尺度下的水体光学属性分析研究，从而揭示湖泊光学特性对全球变化的响应机理。

$$X = \int_{400\text{nm}}^{700\text{nm}} R_{rs}(\lambda) \bar{x}(\lambda) d\lambda \quad (26)$$

$$Y = \int_{400\text{nm}}^{700\text{nm}} R_{rs}(\lambda) \bar{y}(\lambda) d\lambda \quad (27)$$

$$Z = \int_{400\text{nm}}^{700\text{nm}} R_{rs}(\lambda) \bar{z}(\lambda) d\lambda \quad (28)$$

$$x = \frac{X}{X + Y + Z} \quad (29)$$

$$y = \frac{Y}{X + Y + Z} \quad (30)$$

式中， $\bar{x}(\lambda)$ 、 $\bar{y}(\lambda)$ 、 $\bar{z}(\lambda)$ 是CIE 1931标准色度观察者的光谱三刺激值。

$$\alpha = \frac{180}{\pi} \times a \tan 2(y - y_w, x - x_w) \bmod 2\pi \quad (31)$$

式中， $x_w$ 、 $y_w$ 是CIE色度坐标体系的白点横纵坐标（1/3, 1/3）。

### 3.3 叶绿素浓度

叶绿素浓度是表征浮游植物生物量的主要指标，因而可以作为衡量湖泊营养程度的基础参数（图1）。近年来，基于经验模型、半机理模型与机器学习模型的叶绿素浓度反演算法取得了一些新进展。

面向浑浊二类水体的叶绿素浓度精确提取问题，国内研究团队借鉴水体光学分类思想，提出基于浮游植物 $a_{ph}$ （ $a_{phytoplankton}$ ）与非色素水体组分 $a_d$ （ $a_{detritus}$ ）吸收系数的湖泊光学分类模型，以 $a_{ph}443/a_d443=0.2$ 、1为阈值将水体划分为3类；利用NPP卫星VIIRS数据与地面实测数据筛选出适用于3种湖泊光学类型的叶绿素敏感光谱指数，进而建立对应的叶绿素浓度反演算法（式(32)一式(34)），以期提升复杂光学特征条件下叶绿素浓度的遥感估算精度（Jiang等，2020）。

$$\text{Chla} = -1.5 \times \left( \frac{R_{rs}(488)}{R_{rs}(555)} - \frac{R_{rs}(751)}{R_{rs}(672)} \right) + 0.8,$$

$$\frac{a_{ph}(443)}{a_d(443)} < 0.2 \quad (32)$$

$$\text{Chla} = -0.3 \times R_{rs}(488) \times \left( \frac{1}{R_{rs}(751)} - \frac{1}{R_{rs}(672)} \right) +$$

$$1.5, 0.2 \leq \frac{a_{ph}(443)}{a_d(443)} < 1 \quad (33)$$

$$\text{Chla} = -0.1 \times \frac{R_{rs}(672)}{R_{rs}(751)} + 1.6, \frac{a_{ph}(443)}{a_d(443)} \geq 1 \quad (34)$$

针对类似的复杂光学背景下叶绿素浓度精细化反演难题，Liu等（2020）对现有半机理算法QAA（Quasi-Analytical Algorithm）进行改进，阐明了近红外波段信噪比对叶绿素浓度反演效果的影响。一方面，假设纯水吸收特征（ $a_w$ ）在近红外波段占据优势，通过选择QAA参考波长在近红外波段的位置估算总后向散射系数（ $b_{bp}$ ）（式(35)）；另一方面，通过非水组分总吸收系数（ $a_{non-water}$ ）估算浮游植物吸收系数（ $a_{ph}$ ）（式(36)），最终建立适用于浑浊二类水体的叶绿素浓度半机理反演算法（式(37)）。

$$b_{bp}\lambda = \mu\lambda_0 \times \frac{a_w\lambda_0}{1 - \mu\lambda_0} - b_{bw}\lambda_0 \quad (35)$$

式中， $\lambda_0=709$ 或 $754$  nm， $b_{bw}$ 为纯水后向散射系数。

$$a_{ph}(665) = 0.17 \times a_{non-water}(560) + 0.83 \times a_{non-water}(665) \quad (36)$$

$$\text{Chla} = \frac{a_{ph}(665)}{a_{Chla}^*(665)} \quad (37)$$

式中， $a_{Chla}^*(665) = 0.017 \text{ m}^2/\text{mg}$ 。

为了解决常规生物光学模型不易建立普适性叶绿素浓度反演算法的问题，韩国研究团队尝试运用深度神经网络模型构建遥感影像光谱信息与叶绿素浓度之间的相互关联（Pyo等，2019）。首先，构建基于无人机高光谱影像的改进型卷积神经网络模型PRCNN（Point-centered Regression Convolutional Neural Networks）；其次，借助PRCNN的卷积和批量规范化层将以不同窗口大小输入的遥感影像大气校正参数和灰度值转换为叶绿素浓度；最后对比分析该模型与常规生物光学模型（表面、固有光学属性算法）的输出结果。实验表明，基于PRCNN模型的叶绿素浓度反演算法能够获取高精度的估算结果。

针对多源卫星数据协同反演不同营养状态下叶绿素浓度的结果一致性问题, 美国国家航空航天局研究发现, 通过调整混合密度网络模型 MDN (Mixture Density Network) 控制多元概率密度函数的参数 (平均向量、协方差矩阵 ( $\Sigma$ )、混合系数), 可以构建基于多源卫星数据无缝协同的不同营养水平下叶绿素浓度反演算法 (Pahlevan 等, 2021)。结果显示, 当 Sentinel-2/3 卫星多光谱影像遥感反射率 (400—800 nm) 与叶绿素浓度分别为 MDN 输入和输出参数时,  $\Sigma$  可约简至标准差 ( $\sigma$ ), 由此可建立全球尺度的叶绿素浓度数据产品。

### 3.4 总氮和总磷浓度

由湖泊富营养化遥感研究的关键词分析 (图 1) 可知, 作为营养状态表征参数, 总氮、总磷浓度的精确估算对水生态环境保护意义重大。相较于叶绿素、悬浮颗粒物、黄色物质等光学活性物质, 总氮、总磷并无实质的光谱响应。因而, 湖泊遥感领域学者大多通过经验模型或机器学习模型解决此类非光学活性物质的遥感反演问题。

千岛湖富营养化遥感研究发现, 通过对 Landsat 8 卫星 OLI 数据的不同类型波段反射率组合与营养物质浓度实测数据进行相关性分析, 确定  $b_4/(b_2+b_5)$  与总氮浓度密切相关, 并且该组合可以最大限度降低大气校正所带来的不良影响; 由此可构建营养状态表征参数——总氮 TN (Total Nitrogen) 浓度的遥感反演算法 (式 (38)) (Li 等, 2017)。

$$TN = 0.11608 + 2.0716 \times \left( \frac{b_4}{b_2 + b_5} \right)^{1.26477} \quad (38)$$

Wang 等 (2020b) 考虑利用挺水植物吸收水体营养物质的不同导致的光谱特征微弱差异, 通过挺水植物的光谱特征差异弱信息间接表征水体总氮浓度。实验结果表明, 构建基于分数阶导数的决策层融合模型可以控制基于机器学习模型间接反演总氮浓度的计算误差; 比较分析偏最小二乘法、随机森林、极端学习机、高斯过程模型的输出结果, 确定决策层融合模型与高斯过程模型是利用挺水植物间接估算总氮浓度的最优组合。

Du 等 (2018) 提出一种借鉴水体光学分类思想的总磷 (TP) 浓度遥感反演算法。首先, 利用叶绿素与无机悬浮颗粒物 ISM (Inorganic Suspended Matter) 比值构建一种简单有效的水体光学分类方

法, 将湖泊分为浮游植物优势 ( $Chla/ISM \geq 1$ ) 和非优势 ( $Chla/ISM < 1$ ) 区域; 通过总磷浓度和高光谱实测数据之间的回归分析, 建立总磷浓度的几种备选反演算法, 从中选取各水体光学类型的最优反演算法。结果显示, 适用于浮游植物优势和非优势水域的总磷浓度反演算法分别为式 (39) 和 (40)。

$$\ln TP = 0.99 \times \ln (R_{rs}(730)) + 2.199 \quad (39)$$

$$TP = 2.203 \times (R_{rs}(798) + R_{rs}(803))^2 + 1.903 \times (R_{rs}(798) + R_{rs}(803)) + 0.035 \quad (40)$$

随着湖泊富营养化研究的深入, 国内外学者开始关注到总磷中占据较大比例的颗粒态磷 PP (Particulate Phosphorus) 对生物地球化学循环过程产生的影响。Shi 等 (2020) 通过对太湖长时序地面实测数据和 MODIS 影像数据进行相关性分析, 筛选出颗粒态磷的光学敏感波段为  $b_1$  和  $b_2$  (中心波长为 645 nm 和 859 nm), 由此构建颗粒态磷浓度的遥感反演算法 (式 (41)); 该研究实现了颗粒态磷的精细化提取, 进而描绘出 2003 年—2017 年太湖颗粒态磷浓度及其环境驱动因子的动态演化过程。

$$PP = -13.316 \times \frac{e^{R_{rs}(645)} - e^{R_{rs}(859)}}{e^{R_{rs}(645)} + e^{R_{rs}(859)}} + 0.1746 \quad (41)$$

## 4 问题与挑战

伴随着全球湖泊富营养化进程的加剧, 湖泊生态环境以及水体光学类型呈现出复杂化和多样化的变化趋势, 致使现有的湖泊富营养化遥感研究仍存在以下几个层面的问题。(1) 各国家各部门主导的卫星影像数据标准、格式、技术不统一, 并且缺乏数据共享机制, 从根本上为多源遥感数据的协同分析、有效集成、互联共享制造了障碍; (2) 在湖泊营养状态遥感评价参数选取方面, 国外研究相对较少涉及透明度、总氮、总磷浓度等水体理化参数, 往往利用浮游植物、水生植物、浮游动物的相关生物参数反映湖泊营养程度, 使得湖泊营养状态表征参数的选取标准很难统一; (3) 现有研究多以单一湖泊为研究对象进行传统的“一湖一策”营养状态遥感评价, 对湖泊水体时空一谱的普适特征分析不足, 导致湖泊营养状态表征参数遥感反演算法在复杂化和多样化的水体光学条件下缺乏可移植性; (4) 从湖泊营养状态遥感评价算法的研究现状可知, 国内研究以

营养状态评价指数（例如 TSI 和 TLI）为主，国外学者偏重于单一因子（例如叶绿素浓度）评价研究，未能形成标准化的湖泊营养状况评价框架。

在已经来临的数据经济时代，大数据技术在很多行业都发挥着不可替代的作用。越来越多的人意识到，大数据是一种蕴含重要价值的战略资源；同时大数据技术的兴起丰富了数据挖掘手段，为高效表达遥感专题信息提供了一种具有实际应用价值的全新方法论（张兵，2018）。作为大数据的重要分支，具备多分辨率、多时相、多尺度特征的遥感大数据为精确识别湖泊富营养化专题信息提供更加可靠的数据保障，也为湖泊营养状态评价算法研究注入新的发展动力。鉴于此，本文将讨论如何利用遥感大数据及其相关算法探寻湖泊富营养化研究所面临主要科学问题的解决方法，相关的组织机制如图2所示。

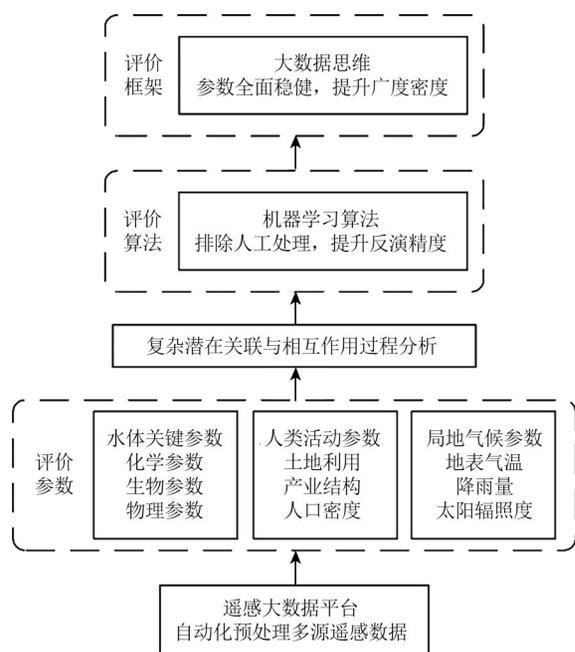


图2 湖泊营养状态遥感大数据评价的组织机制

Fig. 2 Organization mechanism of remote sensing big data for lake eutrophication assessment

#### 4.1 遥感大数据平台建设

遥感大数据平台的功能包括多源卫星影像海量数据的收集存储、一致化预处理、云计算处理等。对于大时空尺度下的湖泊营养状态遥感评价而言，建议利用美国谷歌公司搭建地理信息云计算服务平台 GEE (Google Earth Engine) 采集 Landsat 系列卫星影像数据，并运用 GEE 提供的一

致化预处理算法实现常规影像数据的辐射定标、大气校正、几何校正、影像拼接等。目前，中国在生态环境遥感监测信息采集与传输网络建设方面的投入不够，尚未构建与多源遥感数据相匹配的自动化影像采集与处理技术，还没有开展生态环境大数据的关联分析与开发利用，更未建立相应的遥感大数据标准，因而仍然缺乏能够取代 GEE 的国产遥感大数据平台。

#### 4.2 湖泊营养状态表征参数选取

生态环境评价参数选取原则是尽量选择普适性参数，并分析各参数间的内在联系。考虑到营养程度较低的湖泊，水体生化参数（例如叶绿素、总氮、总磷浓度）的遥感反演精度将受到限制，进而影响到湖泊营养状态遥感评价的可靠性。相对而言，水体光学参数（即透明度、色度、吸收系数）具备适用于遥感监测的一般光谱特征（Ayele 和 Atlabachew, 2021）。因此，本文归纳总结的湖泊营养状态可遥感参数着重涵盖了具有稳定光谱特性的水体光学参数。大量研究证明，由上述营养状态表征参数组成的评价体系足以实现定量评价湖泊营养状况（Sinha 等，2017）。为了更加全面准确的描述自然因素和（或）人类活动影响下湖泊营养状态，本文建议从广义的富营养化范畴出发，把流域、经济、气候等因素综合起来建立湖泊营养状态遥感大数据评价算法。在具体实践过程中，依据湖泊生态环境类型与营养程度，对可遥感参数（包含自然、人文要素）设置差异化的相关加权系数；根据各业务部门不同需求，实施多层次、多要素的湖泊营养状态遥感评价。

#### 4.3 非光学活性物质遥感反演

由于非光学活性物质的生物光学特征微弱而容易被光学活性物质遮盖，目前国内外湖泊遥感发展趋势是更多的依靠机器学习模型实现非光学活性物质定量反演。然而，暂未发现泛用的机器学习反演算法，并且无法完全排除人工比对环节。因此，该类机器学习反演算法还不能进行大数据级别的应用。建议充分考虑非光学活性物质光谱弱响应变化规律同时受到自身前期状态与空间邻接状态的影响，引入空间表征学习与神经网络模型，将空间上下文信息融入其光谱响应时序分析，构建适用于挖掘更深层次拓扑关系、提

取自身变化信息、反映时空交互过程的非光学活性物质时一空一谱分析模型;借助无监督学习算法与自动编码器技术,分析不同尺度时空变化过程序列下隐含的光谱弱响应变化模式,从而提高非光学活性物质光谱弱信息的解析能力,由此实现湖泊营养状态表征参数的全面反演与精度提升。

#### 4.4 遥感大数据评价可行性分析

面对收集到的湖泊营养状态表征参数及相应遥感影像,主张构建面向多源多维数据的利用、分析、决策等遥感大数据思维体系,对湖泊营养状态变化进行高频次定量反演,为湖泊营养状态评价提供数据基础;借助大数据技术对多源多维数据进行有效的整合处理,加强湖泊营养状态评价算法训练样本的稳健性,降低人工决策在评价算法中所占比重,实现数据样本的自动、通用、定量处理;利用遥感大数据在时空域上的广泛度和密集度使得时空连续的湖泊营养状态直接适配于遥感影像光学信息,以期提升湖泊营养状态遥感评价精度;由此可从多时空尺度掌握湖泊富营养化过程的相关专题信息,进而借助大数据评价框架对时空域上湖泊营养状态做出系统评价。因此,遥感大数据可在一定程度上解决大时空尺度湖泊营养状态调查所面临的瓶颈问题。

综上所述,通过建设遥感大数据分析引擎平台,设计量化湖泊营养状态评价参数体系,建立一套面向湖泊营养状态表征参数反演的时一空一谱分析模型,实现评价算法层面的时空拓展,为进一步利用遥感大数据思维方法正确理解不同时空尺度下的湖泊富营养化过程奠定基础,最终形成一套可挖掘湖泊生态环境内涵的遥感大数据普适性评价框架。

## 5 结 语

近年来,随着定量反演算法与传感器技术的不断改善,围绕湖泊营养状态的遥感评价研究进入快速发展阶段,对解决自然与人文要素影响下大时空尺度的湖泊营养状态评价问题具有重要意义。

湖泊营养状态遥感评价算法研究已经从传统的营养状态评价指数(基于TSI和TLI的遥感评价)扩展到国际政府间组织(例如欧盟)、国家(例如巴西)技术标准层面,加之一些新型遥感算法

(例如水色指数)的出现,为湖泊营养状态精细化评价提供有力的技术支持;在营养状态表征参数遥感反演算法方面,囊括了透明度、色度、叶绿素、总氮和总磷浓度的最新代表性反演算法研究,高精度的遥感估算结果可为湖泊营养状态评价提供重要的数据支撑;针对当前湖泊富营养化研究所面临的问题与挑战,从遥感大数据视角展望了该研究领域的发展趋势。总之,遥感大数据必将在湖泊富营养化前沿研究中发挥至关重要的作用,为中国湖泊生态环境监测与保护做出切实的贡献。

#### 参考文献(References)

- Aizaki M, Otsuki A, Fukushima T, Hosomi M and Muraoka K. 1981. Application of Carlson's trophic state index to Japanese lakes and relationships between the index and other parameters. *Internationale Vereinigung für Theoretische und Angewandte Limnologie: Verhandlungen*, 21(1): 675-681 [DOI: 10.1080/03680770.1980.11897067]
- Ayele H S and Atlabachew M. 2021. Review of characterization, factors, impacts, and solutions of Lake eutrophication: lesson for lake Tana, Ethiopia. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(12): 14233-14252 [DOI: 10.1007/s11356-020-12081-4]
- Bricker S B, Longstaff B, Dennison W, Jones A, Boicourt K, Wicks C and Woerner J. 2008. Effects of nutrient enrichment in the nation's estuaries: a decade of change. *Harmful Algae*, 8(1): 21-32 [DOI: 10.1016/j.hal.2008.08.028]
- Cao C, Wang S L, Li J S, Zhao H L, Shen W and Xie Y. 2021. MODIS-based monitoring of spatial distribution of trophic status in 144 key lakes and reservoirs of China in summer of 2018. *Journal of Lake Sciences*, 33(2): 405-413 (曹畅, 王胜蕾, 李俊生, 赵红莉, 申维, 谢娅. 2021. 基于MODIS数据的全国144个重点湖库营养状态监测: 以2018年夏季为例. *湖泊科学*, 33(2): 405-413) [DOI: 10.18307/2021.0203]
- Carlson R E. 1977. A trophic state index for lakes. *Limnology and Oceanography*, 22(2): 361-369 [DOI: 10.4319/lo.1977.22.2.0361]
- Coimbra K T O, Alcântara E and de Souza Filho C R. 2021. Satellite evidence for pervasive water eutrophication in the Doce River reservoirs following the collapse of the Fundao dam in Brazil. *Environmental Pollution*, 272: 116014 [DOI: 10.1016/j.envpol.2020.116014]
- Companhia Ambiental do Estado de São Paulo. 2017. Qualidade das águas interiores no estado de São Paulo - 2016[EB/OL]. <https://cetesb.sp.gov.br/aguasinteriores/publicacoes-e-relatorios/>
- Dall'Olmo G, Gitelson A A and Rundquist D C. 2003. Towards a unified approach for remote estimation of chlorophyll-a in both terrestrial vegetation and turbid productive waters. *Geophysical Re-*

- search Letters, 30(18): 1938 [DOI: 10.1029/2003GL018065]
- Dillon P J and Rigler F H. 1974. The phosphorus-chlorophyll relationship in lakes. *Limnology and Oceanography*, 19(5): 767-773 [DOI: 10.4319/lo.1974.19.5.0767]
- Du C G, Wang Q, Li Y M, Lyu H, Zhu L, Zheng Z B, Wen S, Liu G and Guo Y L. 2018. Estimation of total phosphorus concentration using a water classification method in inland water. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 71: 29-42 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.05.007]
- Duan H T, Yu L, Zhang B, Liu D W, Song K S and Wang Z M. 2006. Hyperspectral data applied in monitoring and evaluating the water trophic state of Lake Chagan. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 26(7): 1219-1226 (段洪涛, 于磊, 张柏, 刘殿伟, 宋开山, 王宗明. 2006. 查干湖富营养化状况高光谱遥感评价研究. *环境科学学报*, 26(7): 1219-1226) [DOI: 10.13671/j.hjkxb.2006.07.028]
- Duan H T, Zhang Y Z, Zhang B, Song K S and Wang Z M. 2007. Assessment of chlorophyll-*a* concentration and trophic state for Lake Chagan using Landsat TM and field spectral data. *Environmental Monitoring and Assessment*, 129(1): 295-308 [DOI: 10.1007/s10661-006-9362-y]
- Espel D, Courty S, Auda Y, Sheeren D and Elger A. 2020. Submerged macrophyte assessment in rivers: an automatic mapping method using Pléiades imagery. *Water Research*, 186: 116353 [DOI: 10.1016/j.watres.2020.116353]
- European Commission. 2000. Directive 2000/60/EC of the European Parliament and of the Council of 23 October 2000 establishing a framework for Community actions in the field of water policy. Official Journal of the European Communities
- Feng L, Hou X J and Zheng Y. 2019. Monitoring and understanding the water transparency changes of fifty large lakes on the Yangtze Plain based on long-term MODIS observations. *Remote Sensing of Environment*, 221: 675-686 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.007]
- Gibson G, Carlson R, Simpson J, Smeltzer E, Gerritson J, Chapra S, Heiskary S, Jones J and Kennedy R. 2000. Nutrient criteria technical guidance manual: lakes and reservoirs. Washington, DC, USA
- Gohin F, Saulquin B, Oger-Jeanneret H, Lozac'h L, Lampert L, Lefebvre A, Riou P and Bruchon F. 2008. Towards a better assessment of the ecological status of coastal waters using satellite-derived chlorophyll-*a* concentrations. *Remote Sensing of Environment*, 112(8): 3329-3340 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.02.014]
- Gomes A C, Alcântara E, Rodrigues T and Bernardo N. 2020. Satellite estimates of euphotic zone and Secchi disk depths in a colored dissolved organic matter-dominated inland water. *Ecological Indicators*, 110: 105848 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.105848]
- Gong S Q, Huang J Z, Li Y M, Wei Y C and Gu Z F. 2005. Integrated fuzzy evaluation of water eutrophication based on GIS in the Taihu Lake. *Environmental Science*, 26(5): 34-37 (龚绍琦, 黄家柱, 李云梅, 韦玉春, 顾征帆. 2005. 基于GIS下的太湖水富营养化模糊综合评价. *环境科学*, 26(5): 34-37) [DOI: 10.13227/j.hjkx.2005.05.007]
- Guan Q, Feng L, Hou X J, Schurgers G, Zheng Y and Tang J. 2020. Eutrophication changes in fifty large lakes on the Yangtze Plain of China derived from MERIS and OLCI observations. *Remote Sensing of Environment*, 246: 111890 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111890]
- Hu W, Li C H, Ye C, Wang J, Wei W W and Deng Y. 2020. Research progress on ecological model in the field of water eutrophication. *Research of Environmental Sciences*, 33(2): 349-362 (胡文, 李春华, 叶春, 王济, 魏伟伟, 邓勇. 2020. 生态模型在水体富营养化研究领域的应用进展. *环境科学研究*, 33(2): 349-362) [DOI: 10.13198/j.issn.1001-6929.2019.05.23]
- Jiang G J, Loiselle S A, Yang D T, Ma R H, Su W and Gao C J. 2020. Remote estimation of chlorophyll *a* concentrations over a wide range of optical conditions based on water classification from VIIRS observations. *Remote Sensing of Environment*, 241: 111735 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111735]
- Kloiber S M, Brezonik P L, Olmanson L G and Bauer M E. 2002. A procedure for regional lake water clarity assessment using Landsat multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, 82(1): 38-47 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00022-6]
- Le C F, Li Y M, Zha Y, Sun D Y and Wang L Z. 2008. Euphotic depth: retrieval from in situ reflectance and application in assessing eutrophication. *Acta Ecologica Sinica*, 28(6): 2614-2621 (乐成峰, 李云梅, 查勇, 孙德勇, 王莉珍. 2008. 真光层深度的遥感反演及其在富营养化评价中的应用. *生态学报*, 28(6): 2614-2621) [DOI: 10.3321/j.issn:1000-0933.2008.06.022]
- Lee Z, Shang S L, Hu C M, Du K P, Weidemann A, Hou W L, Lin J F and Lin G. 2015. Secchi disk depth: a new theory and mechanistic model for underwater visibility. *Remote Sensing of Environment*, 169: 139-149 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.002]
- Li Y, Zhang Y L, Shi K, Zhu G W, Zhou Y Q, Zhang Y B and Guo Y L. 2017. Monitoring spatiotemporal variations in nutrients in a large drinking water reservoir and their relationships with hydrological and meteorological conditions based on Landsat 8 imagery. *Science of the Total Environment*, 599-600: 1705-1717 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2017.05.075]
- Li Y M, Huang J Z, Wei Y C, Lu W N and Shi J Z. 2006. Evaluating eutrophic state of Taihu Lake by in situ Hyperspectra. *Environmental Science*, 27(9): 1770-1775 (李云梅, 黄家柱, 韦玉春, 陆皖宁, 石浚哲. 2006. 湖泊富营养化状态的地面高光谱遥感评价. *环境科学*, 27(9): 1770-1775) [DOI: 10.13227/j.hjkx.2006.09.013]
- Li Z Y and Zhang H J. 1993. Trophic state index and its correlation with lake parameters. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 13(4): 391-397 (李祚泳, 张辉军. 1993. 我国若干湖泊水库的营养状态指数TSI<sub>c</sub>及其与各参数的关系. *环境科学学报*, 13(4): 391-397) [DOI: 10.13671/j.hjkxb.1993.04.002]
- Liu G, Li L, Song K S, Li Y M, Lyu H, Wen Z D, Fang C, Bi S, Sun X P, Wang Z M, Cao Z G, Shang Y X, Yu G L, Zheng Z B, Huang C

- C, Xu Y F and Shi K. 2020. An OLCI-based algorithm for semi-empirically partitioning absorption coefficient and estimating chlorophyll a concentration in various turbid case-2 waters. *Remote Sensing of Environment*, 239: 111648 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111648]
- Liu J K. 1984. Lakes of the middle and lower basins of the Changjiang (China)//Tanb F B, ed. *Ecosystems of the World 23: Lakes and Reservoirs*. Amsterdam: Elsevier: 331-355
- Maciel D A, Barbosa C C F, de Moraes Novo E M L, Cherukuru N, Martins V S, Júnior R F, Jorge D S, de Carvalho L A S and Carlos F M. 2020. Mapping of diffuse attenuation coefficient in optically complex waters of amazon floodplain lakes. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 170: 72-87 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.10.009]
- Michalak A M, Anderson E J, Beletsky D, Boland S, Bosch N S, Bridgeman T B, Chaffin J D, Cho K, Confesor R, Daloglu I, Depinto J V, Evans M A, Fahnenstiel G L, He L L, Ho J C, Jenkins L, Johengen T H, Kuo K C, LaPorte E, Liu X J, McWilliams M R, Moore M R, Posselt D J, Richards R P, Scavia D, Steiner A L, Verhamme E, Wright D M and Zagorski M A. 2013. Record-setting algal bloom in Lake Erie caused by agricultural and meteorological trends consistent with expected future conditions. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110(16): 6448-6452 [DOI: 10.1073/pnas.1216006110]
- Olmanson L G, Bauer M E and Brezonik P L. 2008. A 20-year Landsat water clarity census of Minnesota's 10, 000 lakes. *Remote Sensing of Environment*, 112(11): 4086-4097 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.12.013]
- O'Reilly J E, Maritorena S, Mitchell B G, Siegel D A, Carder K L, Garver S A, Kahru M and McClain C. 1998. Ocean color chlorophyll algorithms for SeaWiFS. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 103(C11): 24937-24953 [DOI: 10.1029/98JC02160]
- Organization for Economic Cooperation and Development. 1982. *Eutrophication of Waters, Monitoring, Assessment and Control*. Paris: OECD Publication
- Pace M L, Batt R D, Buelo C D, Carpenter S R, Cole J J, Kurtzweil J T and Wilkinson G M. 2017. Reversal of a cyanobacterial bloom in response to early warnings. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 114(2): 352-357 [DOI: 10.1073/pnas.1612424114]
- Pahlevan N, Smith B, Binding C, Gurlin D, Li L, Bresciani M and Giardino C. 2021. Hyperspectral retrievals of phytoplankton absorption and chlorophyll-a in inland and nearshore coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 253: 112200 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112200]
- Pitarch J, van der Woerd H J, Brewin R J W and Zielinski O. 2019. Optical properties of Forel-Ule water types deduced from 15 years of global satellite ocean color observations. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111249 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111249]
- Primpas I and Karydis M. 2011. Scaling the trophic index (TRIX) in oligotrophic marine environments. *Environmental Monitoring and Assessment*, 178: 257-269 [DOI: 10.1007/s10661-010-1687-x]
- Pyo J, Duan H T, Baek S, Kim M S, Jeon T, Kwon Y S, Lee H and Cho K H. 2019. A convolutional neural network regression for quantifying cyanobacteria using hyperspectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 233: 111350 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111350]
- Rao Y Z. 1956. *Basic Knowledge of Lake Survey*. Beijing: Science Press (饶饮止. 1956. 湖泊调查基本知识. 北京: 科学出版社)
- Shi K, Zhang Y L, Song K S, Liu M L, Zhou Y Q, Zhang Y B, Li Y, Zhu G W and Qin B Q. 2019b. A semi-analytical approach for remote sensing of trophic state in inland waters: bio-optical mechanism and application. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111349 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111349]
- Shi K, Zhang Y L, Zhang Y B, Li N, Qin B Q, Zhu G W and Zhou Y Q. 2019a. Phenology of phytoplankton blooms in a trophic lake observed from long-term MODIS data. *Environmental Science and Technology*, 53(5): 2324-2331 [DOI: 10.1021/acs.est.8b06887]
- Shi K, Zhang Y L, Zhang Y B, Qin B Q and Zhu G W. 2020. Understanding the long-term trend of particulate phosphorus in a cyanobacteria-dominated lake using MODIS-Aqua observations. *Science of the Total Environment*, 737: 139736 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.139736]
- Shi K, Zhang Y L, Zhu G W, Qin B Q and Pan D L. 2018. Deteriorating water clarity in shallow waters: evidence from long term MODIS and in-situ observations. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 68: 287-297 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.12.015]
- Shu J H. 1990. The assessment methodology for eutrophication level of lakes in China. *Environmental Pollution and Control*, 12(5): 2-7, 47 (舒金华. 1990. 我国湖泊富营养化程度评价方法的探讨. *环境污染与防治*, 12(5): 2-7, 47) [DOI: 10.15985/j.cnki.1001-3865.1990.05.001]
- Sinha E, Michalak A M and Balaji V. 2017. Eutrophication will increase during the 21st century as a result of precipitation changes. *Science*, 357(6349): 405-408 [DOI: 10.1126/science.aan2409]
- Song K S, Liu G, Wang Q, Wen Z D, Lyu L, Du Y X, Sha L W and Fang C. 2020. Quantification of lake clarity in China using Landsat OLI imagery data. *Remote Sensing of Environment*, 243: 111800 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111800]
- Stevens C J. 2019. Nitrogen in the environment. *Science*, 363(6427): 578-580 [DOI: 10.1126/science.aav8215]
- United States Environmental Protection Agency. 2009. *National lakes assessment a collaborative survey of the nation's lakes chapter 3: the biological condition of the nation's lakes*. Environmental Protection
- Wang J Z, Shi T Z, Yu D L, Teng D X, Ge X Y, Zhang Z P, Yang X D, Wang H X and Wu G F. 2020b. Ensemble machine-learning-based framework for estimating total nitrogen concentration in

- water using drone-borne hyperspectral imagery of emergent plants: a case study in an arid oasis, NW China. *Environmental Pollution*, 266: 115412 [DOI: 10.1016/j.envpol.2020.115412]
- Wang M C, Liu X Q and Zhang J H. 2002. Evaluate method and classification standard on lake eutrophication. *Environmental Monitoring in China*, 18(5): 47-49 (王明翠, 刘雪芹, 张建辉. 2002. 湖泊富营养化评价方法及分级标准. *中国环境监测*, 18(5): 47-49) [DOI: 10.19316/j.issn.1002-6002.2002.05.023]
- Wang S L, Li J S, Zhang B, Lee Z, Spyarakos E, Feng L, Liu C, Zhao H L, Wu Y H, Zhu L P, Jia L M, Wan W, Zhang F F, Shen Q, Tyler A N and Zhang X F. 2020a. Changes of water clarity in large lakes and reservoirs across China observed from long-term MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 247: 111949 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111949]
- Wang S L, Li J S, Zhang B, Spyarakos E, Tyler A N, Shen Q, Zhang F F, Kuster T, Lehmann M K, Wu Y H and Peng D L. 2018. Trophic state assessment of global inland waters using a MODIS-derived Forel-Ule index. *Remote Sensing of Environment*, 217: 444-460 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.08.026]
- Wen Z D, Song K S, Liu G, Shang Y X, Fang C, Du J and Lyu L. 2019. Quantifying the trophic status of lakes using total light absorption of optically active components. *Environmental Pollution*, 245: 684-693 [DOI: 10.1016/j.envpol.2018.11.058]
- Wetzel R G. 1983. *Limnology*. 2nd ed. Philadelphia: Saunders College Publishing
- Woźniak S B and Meler J. 2020. Modelling water colour characteristics in an optically complex nearshore environment in the Baltic Sea; quantitative interpretation of the forel-ule scale and algorithms for the remote estimation of seawater composition. *Remote Sensing*, 12(17): 2852 [DOI: 10.3390/rs12172852]
- Wu C Q, Gai J X, Wang Q, Chen J and Wang Y. 2011. Establishing a remote sensing assessing method of lacustrine eutrophication. *Environmental Monitoring in China*, 27(5): 77-82 (吴传庆, 盖嘉翔, 王桥, 陈静, 王颖. 2011. 湖泊富营养化遥感评价模型的建立方法. *中国环境监测*, 27(5): 77-82) [DOI: 10.19316/j.issn.1002-6002.2011.05.021]
- Xiang B, Song J W, Wang X Y and Zhen J. 2015. Improving the accuracy of estimation of eutrophication state index using a remote sensing data-driven method: a case study of Chaohu Lake, China. *Water SA*, 41(5): 753-761 [DOI: 10.4314/wsa.v41i5.18]
- Xu Y F, Shi Y and Li Y M. 2014. Eutrophication evaluation model of Lake Taihu using hyperspectral data of HJ-1 Satellite. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 23(8): 1111-1118 (徐祎凡, 施勇, 李云梅. 2014. 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. *长江流域资源与环境*, 23(8): 1111-1118) [DOI: 10.11870/cjlyzyyhj201408010]
- Yang G S, Ma R H, Zhang L, Jiang J H, Yao S C, Zhang M and Zeng H A. 2010. Lake status, major problems and protection strategy in China. *Journal of Lake Sciences*, 22(6): 799-810 (杨桂山, 马荣华, 张路, 姜加虎, 姚书春, 张民, 曾海鳌. 2010. 中国湖泊现状及面临的重大问题与保护策略. *湖泊科学*, 22(6): 799-810) [DOI: 10.18307/2010.0601]
- Yin S J, Wu C Q, Wang C, Feng A P, Dong H, Gao R and Ma W D. 2018. Eutrophication assessment of Chaohu Lake using remote sensing and in-situ data. *Environmental Monitoring in China*, 34(1): 157-164 (殷守敬, 吴传庆, 王晨, 冯爱萍, 董昊, 高芮, 马万栋. 2018. 综合遥感与地面观测的巢湖水体富营养化评价. *中国环境监测*, 34(1): 157-164) [DOI: 10.19316/j.issn.1002-6002.2018.01.22]
- Zhang B. 2018. Remotely sensed big data era and intelligent information extraction. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 43(12): 1861-1871 (张兵. 2018. 遥感大数据时代与智能信息提取. *武汉大学学报·信息科学版*, 43(12): 1861-1871) [DOI: 10.13203/j.whugis20180172]
- Zhang K X. 1992. On the artificial eutrophication of lakes. *Transactions of Oceanology and Limnology*, (1): 88-98 (张开翔. 1992. 湖泊人为富营养化. *海洋湖沼通报*, (1): 88-98) [DOI: 10.13984/j.cnki.cn37-1141.1992.01.013]
- Zhang X D, Huang Z J, Xu H and Liu Q S. 2007. Model of assessing lake and reservoir eutrophication based on RBF network. *Environmental Engineering*, 25(2): 80-82 (张晓丹, 黄朝君, 徐菡, 刘钦圣. 2007. 基于RBF神经网络的湖库水质富营养化程度评价模型. *环境工程*, 25(2): 80-82) [DOI: 10.13205/j.hjgc.2007.02.026]
- Zhang Y B, Zhang Y L, Shi K, Zhou Y Q and Li N. 2021. Remote sensing estimation of water clarity for various lakes in China. *Water Research*, 192: 116844 [DOI: 10.1016/j.watres.2021.116844]
- Zhang Y L, Jeppesen E, Liu X H, Qin B Q, Shi K, Zhou Y Q, Thomaz S M and Deng J M. 2017. Global loss of aquatic vegetation in lakes. *Earth-Science Reviews*, 173: 259-265 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2017.08.013]
- Zhou B T, Shang M S, Wang G Y, Zhang S, Feng L, Liu X N, Wu L and Shan K. 2018. Distinguishing two phenotypes of blooms using the normalised difference peak-valley index (NDPI) and Cyano-Chlorophyta index (CCI). *Science of the Total Environment*, 628-629: 848-857 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.02.097]
- Zhou Y D, He B Y, Xiao F, Feng Q, Kou J F and Liu H. 2019. Retrieving the lake trophic level index with Landsat-8 image by atmospheric parameter and RBF: a case study of lakes in Wuhan, China. *Remote Sensing*, 11(4): 457 [DOI: 10.3390/rs11040457]

## Research progress on remote sensing assessment of lake nutrient status and retrieval algorithms of characteristic parameters

ZHOU Botian<sup>1</sup>, ZHANG Yayan<sup>2</sup>, SHI Kun<sup>3</sup>

1. Chongqing Key Laboratory of Big Data and Intelligent Computing, Chongqing Institute of Green and Intelligent Technology, Chinese Academy of Sciences, Chongqing 400714, China;

2. Hangzhou Chun'an Ecological Environment Monitoring Station, Hangzhou 311700, China;

3. State Key Laboratory of Lake Science and Environment, Nanjing Institute of Geography and Limnology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China

**Abstract:** Lakes are the main components of water resources on the earth surface and are closely related to natural environment, human life, and social economics. The variation of lake ecosystem triggered by natural changes and human activities has attracted attention of scientists and governments worldwide. As a major lake ecological problem, lake eutrophication can lead to algal blooms, causing ecosystem disaster and drinking water risk. Therefore, effective monitoring of lake eutrophication process is an important cornerstone to accurately grasp the lake ecological dynamics and strictly control the lake environment pollution. This study mainly discusses the research progress on remote sensing assessment of lake nutrient status and retrieval algorithms of characteristic parameters.

Through in-depth analysis of a large number of relevant literatures in recent years, this study systematically summarizes the existing methods for remote sensing assessment of lake nutrient status and introduces the research progress on retrieval algorithms of characteristic parameters. In addition, suggestions and prospects for the studies of lake eutrophication are put forward from the perspective of remote sensing big data. Thus, the objectives of this study are to provide an overview of remote sensing algorithms as useful reference and demonstrate the feasibility of remote sensing big data for the assessment of lake nutrient status.

Accurate, real-time, and large-scale monitoring of lake nutrient status is an important basis for understanding the characteristics of lake environment change, through analysis, evaluation, remediation, and management of lake eutrophication. Compared with the traditional survey approaches, remote sensing has the advantages of fast, wide and periodicity. It has been broadly used in monitoring various lake environmental parameters, such as chlorophyll, transparency, and nutrient status. This study focuses on remote sensing assessments based on Trophic State Index (TSI) and Trophic Level Index (TLI). Moreover, the latest studies on retrieval algorithms (including empirical model, semi mechanism model, and machine learning model) of characteristic parameters are summarized. Therefore, the reliability of remote sensing assessment of lake nutrient status has been fully demonstrated.

Through combing the research progress on the conventional assessments (i. e., TSI and TLI) and the retrieval algorithms of key characteristic parameters (i. e., ZSecchi Disk, Forel—Ule index, chlorophyll a, total nitrogen, and total phosphorus), the potential correlation between the two methods is clarified. The results can provide reference for the studies on lake ecological environment and the possibility for improving the remote sensing technology of lake optics and water color in the future.

In recent years, with the continuous improvement of quantitative retrieval algorithm and satellite sensor technology, research progress on remote sensing assessment of lake nutrient status has entered a rapid development stage. The review of related studies has advanced our understanding of lake eutrophication by remote sensing data and technology. In summary, remote sensing plays a significant role in the research of lake eutrophication and provides practical contribution to the monitoring and protection of lake ecological environment in China and even the world.

**Key words:** lake eutrophication, remote sensing assessment of nutritional status, water parameter retrieval algorithm, remote sensing big data

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 41922005, 41771472, 41901366); Scientific Instrument Developing Project of the Chinese Academy of Sciences (No. YJKYYQ20200071)