

中国典型湖泊营养状态卫星遥感评价方法适用性分析

胡旻琪^{1,2}, 王胜蕾^{3,4}, 房冲⁵, 薛坤^{1,2}, 宋开山⁵, 马荣华^{1,2}

1. 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;

2. 中国科学院大学 南京分院, 南京 210008;

3. 可持续发展大数据国际研究中心, 北京 100094;

4. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;

5. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 长春 130102

摘要: 有效开展湖泊富营养化监测是准确掌握湖泊生态动态、严格控制湖泊环境污染的重要手段。判别湖泊营养等级、定量湖泊营养状态对湖泊富营养化遥感监测具有重要意义。针对中国湖泊空间异质性强、评价标准难以统一的问题, 本研究聚焦营养状态指数 TSI (Trophic State Index), 结合多类型湖泊全覆盖星地同步数据, 全面评估了 3 种面向全国湖泊开发的营养状态遥感估算方法: 水色指数算法 FUI (Forel-Ule Index)、吸收系数算法 a_{tw} (Total Non-water Absorption) 与藻类生物量算法 ABI (Algal Biomass Index) 在高浑浊富营养浅水湖泊与贫营养内陆深水湖泊的监测精度, 定量了算法在宽波段卫星与多光谱卫星的性能差异。结果表明, FUI 算法对富营养水体具有很好的识别精度, 对传感器波段设置要求较低 (可见光波段), 仅能提供定性判断; a_{tw} 算法对中营养水体具有很好的识别精度, 同时需要较高的传感器波段设置和精确的大气校正; ABI 算法提供了可靠的富营养化评估, 对不同等级的卫星遥感产品数据具备较好的稳定性, 但依赖于短波红外以实现水体粗分类 (浑浊、清洁水体)。ABI 算法在 Landsat 8 与 Sentinel-3 的总体精度分别为 71% 与 73%, 优于 a_{tw} (56% 与 63%) 和 FUI (49% 与 52%)。本研究可推动区域湖泊营养状态监测数据共享, 为规范湖泊富营养化遥感监测手段、实现跨境湖泊环境管理提供重要参考价值。

关键词: 湖泊富营养化, 营养状态, 水色指数, 吸收系数, 藻类生物量, 大气校正, 水体分类

中图分类号: P2

引用格式: 胡旻琪, 王胜蕾, 房冲, 薛坤, 宋开山, 马荣华. 2025. 中国典型湖泊营养状态卫星遥感评价方法适用性分析. 遥感学报, 29(11): 3296-3311

Hu M Q, Wang S L, Fang C, Xue K, Song K S and Ma R H. 2025. Remote sensing inversion of trophic states for typical lakes in China. National Remote Sensing Bulletin, 29(11): 3296-3311 [DOI: 10.11834/jrs.20254416]

1 引言

湖泊富营养化一般是指人类活动或自然环境变化引起湖泊中氮、磷等营养盐的富集, 导致浮游植物初级生产力增加, 引发湖泊生态系统异常响应的现象 (Zou 等, 2020)。湖泊作为陆地生态系统的重要组成部分, 湖泊富营养化造成蓝藻水华暴发、水生动植物消亡、生物多样性与生态稳定性下降等多种负面生态效应, 严重威胁了湖泊饮用水安全与社会经济可持续发展 (Qin 等, 2023)。目

前, 湖泊富营养化已成为中国乃至全球共同面临的主要生态环境问题, 是湖泊生态系统退化的关键诱因之一 (杨桂山 等, 2010; 张运林 等, 2002)。

量化湖泊富营养化水平是开展湖泊生态保护和修复措施的重要前提, 其量化指标主要分为两类: 一是以总氮、总磷、叶绿素 a (Chlorophyll- a , Chl a) 浓度、高锰酸盐指数等为代表的一系列化学指标; 二是反映氮磷富集生态环境效应的指标, 如透明度 SDD (Secchi Disk Depth)、水体颜色、浮游植物相关参数等 (Wang 等, 2018; 宋子豪 等, 2024)。

收稿日期: 2024-09-27; 预印本: 2025-04-16

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42361144002, 42301406, 42371371, 42071341, 42471353, U2243230); 中国科学院空天信息创新研究院“未来之星”人才计划项目

第一作者简介: 胡旻琪, 研究方向为湖泊蓝藻水华与富营养化。E-mail: mqhu@niglas.ac.cn

通信作者简介: 马荣华, 研究方向为湖泊定量遥感的理论和应用。E-mail: rhma@niglas.ac.cn

湖泊营养盐富集直接促进了藻类的大量繁殖，有害蓝藻水华的暴发对湖泊生态系统和人体健康构成严重威胁（冯炼，2021；薛坤等，2023）。因此，以指示藻类丰度的生物指标成为湖泊营养状态评价的核心参数（Hu等，2022；Liu等，2023）。目前，基于上述全部或部分指标构建了特征法、评分法、营养状态指数法等评估体系可用于湖泊营养水平进行定量与分级，其中营养状态指数TSI由卡尔森最早提出，被广泛应用于大尺度区域的富营养化评价（Carlson, 1977；Jally等，2020；Liu等，2022a），因具“全国一策”的通用属性在中国湖泊富营养化评估中也最为常用。

传统的水质参数采集方法在变化复杂的内陆水域中时效性较低。同时，受采样点位布设的影响，水质参数测量结果的时间和空间尺度有限，不适合在大区域、国家乃至全球尺度开展同步监测（Cao等，2023；Shi等，2019）。遥感技术为长期、连续获取湖泊水质提供快速、大范围的监测手段（段洪涛等，2022）。目前，卫星遥感影像已成功应用于监测国家乃至全球湖泊的水环境与生态功能（Duan等，2017；Matthews, 2014；Song等，2020；段洪涛等，2022）。以Landsat 8 OLI为代表宽波段陆地卫星传感器在湖泊水质参数反演、湖泊藻华分布监测等方面实现了大尺度长时序遥感应用（Hou等，2022；Cao等，2022；Hu等，2024b）。然而，由于Landsat 8重访周期长（16 d），且缺乏对藻类色素的敏感波段，难以满足高频率水环境精准监测的需求（Cao等，2020）。Sentinel-3 OLCI波段信息丰富（21个波段），重访周期短（1—2 d），被广泛应用于地表水高精度制图、水文参数及各类水质指标监测（Zeng等，2023；Liu等，2022b；Werther等，2021）。因此，评估Landsat 8与Sentinel-3评估湖泊营养状态具有一定代表性和实用价值。

以往利用遥感数据评估湖泊富营养化大多基于间接方法，即先从遥感资料中得出一个或多个湖泊营养指标（如Chla、SDD等），再计算TSI以反映湖泊营养状态（Zhou等，2022；邹伟等，2020）。该方法可能相较于直接法产生更大的不确定性，针对特定湖泊构建的算法在适用性和可移植性方面也有待提升（Hu等，2022；Shi等，2019；周博天等，2022）。基于水色指数FUI（Forel-Ule Index）开发的TSI评估方法首次实现了全球大型湖泊（>25 km²）富营养化的遥感监测（Wang等，

2018）；利用光学物质总吸收系数（*a*OACs）构建的TSI反演算法实现了全国湖泊富营养化监测，证实了固有光学特性监测湖泊营养状况的可信度（Shi等，2019；Wen等，2019）；基于藻类生物量指标ABI（Algal Biomass Index）的TSI分类建模首次实现了中国1 km²以上湖泊长达40年的营养状态遥感评估（Hu等，2021，2024a）。上述研究推进了大尺度区域的湖泊营养状态遥感时空监测，对全国乃至全球湖泊富营养化现状有了宏观掌握。然而，中国湖泊在水体光学特性和富营养化分布具有明显的空间异质性（Song等，2017；张方方等，2023），由于所依托卫星传感器以及湖泊建模数据的差异，各个算法在不同光学特性水体与卫星传感器中的稳定性与适用性仍待探索。

统一湖泊富营养化遥感评价方法是控制我国湖泊水污染、实施水管理策略的重要前提，对于规范化、科学化地开展湖泊治理与生态修复工作至关重要。因此，本研究目的是：（1）结合Landsat 8与Sentinel-3卫星遥感数据，评估基于水色指数、吸收系数与藻类生物量指数的TSI反演算法精度；（2）利用全国多类型湖泊全覆盖星地同步数据修正各个算法系数，评估各个算法修正前后的营养等级划分精度；（3）综合评估3种方法应对不同传感器与湖泊特性的TSI反演性能，制定基于不同场景的湖泊富营养化遥感监测策略。本研究提供湖泊生态健康评估的差异化监测路径，辅助用户针对不同应用目的、不同类型水体选择最佳的评估方法，为规范湖泊富营养化遥感评价提供重要参考。

2 研究区数据获取

2.1 星地同步野外试验

在2016年—2022年间对中国8个湖泊开展Landsat 8和Sentinel-3星地同步野外试验（图1），包括长江中下游地区以洪泽湖（1663 km²）、太湖（2444 km²）和洞庭湖（2607 km²）为代表的典型高浑浊富营养湖泊，以及内陆地区营养水平较低的青海湖（4232 km²）、可可托海（21 km²）、乌伦古湖（858 km²）、吉力湖（182 km²）和赛里木湖（462 km²）。选择晴朗无云或低风的天气条件开展野外试验，共布设213个样点，利用塞氏盘法现场测定水体透明度。表层水样采集后在低温条件下（2—4℃）保存运输至实验室，测定Chla浓度与总

悬浮物浓度 SPM (Suspended Particulate Matter)。Chla 测定采用标准分光光度计法测定。用 90% 的丙酮提取色素，经液氮反复冻融后使用岛津 UV-

2600 分光光度计测定 Chla 浓度 (Cao 等, 2020)。SPM 浓度采用常规的煅烧称重法进行测定 (吕恒等, 2006)。

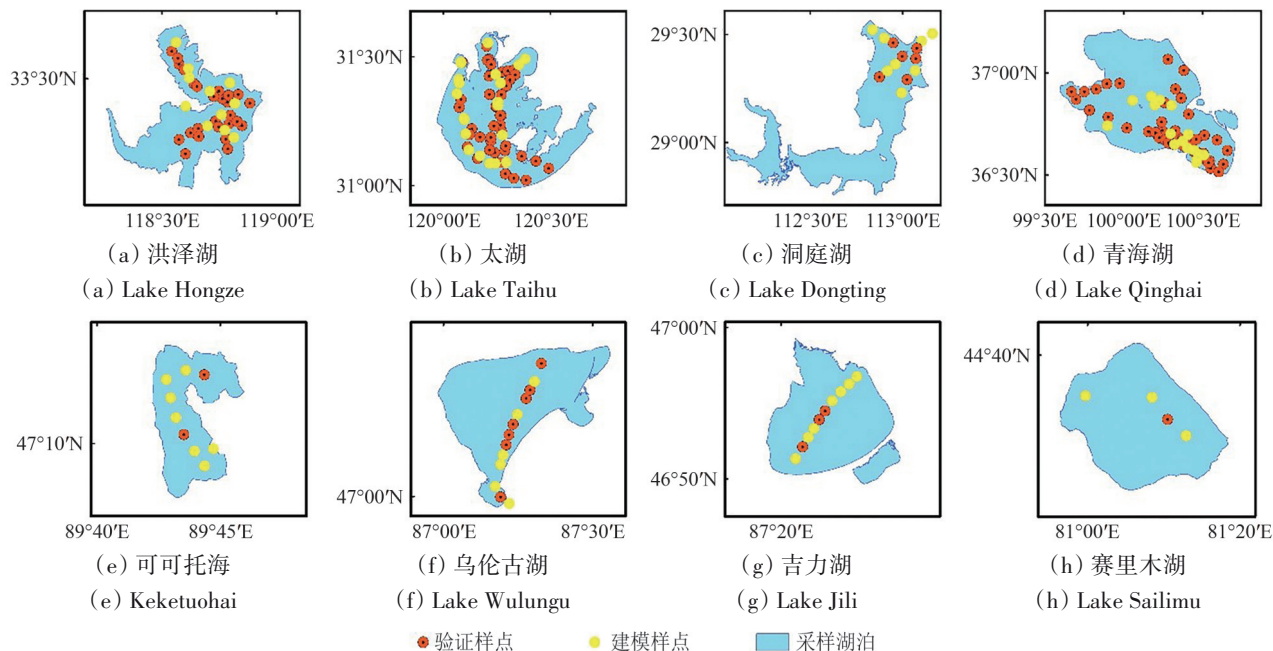


图1 采样湖泊位置与样点分布

Fig. 1 Location of lakes and spatial distribution of water samples

本研究将 Chla 浓度超过 $100 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ 的样点进行剔除以排除藻华影响，最终共获得 213 组星地同步数据。其中 133 组数据用于 Landsat 8 遥感模型重建，剩余 80 个样点用于精度验证。建模数据中，富营养、中营养与贫营养湖泊样点的占比分别为 33.08%，39.85% 和 27.07%，验证数据中不同营养等级的湖泊样点的占比分别为 28.75% (富营养)，45.00% (中营养) 和 26.25% (贫营养)。需注意受太阳耀斑影响，Sentinel-3 的遥感反射率在高纬度水体出现负值而被剔除，最终只匹配到 170 组星地同步光谱数据，其中 106 组数据用于模型构建，64 组用于精度验证。

本研究以 Chla 为基准计算实测样点的 TSI 以适用于中国湖泊的营养状态评价 (Carlson, 1977; Zou 等, 2020):

$$\text{TSI} = 10 \times \left(6 - \frac{2.04 - 0.68 \ln \text{Chla}}{\ln 2} \right) \quad (1)$$

在 0—100 的范围内，0—30 表示贫营养，30—50 为中营养，50—60 为轻度富营养，60—70 为中度富营养，70—100 为重度富营养 (Carlson, 1977)。

采集的湖泊样本从近海湖泊到内陆湖泊，从平原湖泊到高原湖泊，涵盖了不同的气候带、营养水平与水质参数浓度。其中，25.4% 的样点为贫营养水体，32.4% 的样点为中营养水体，其余 42.3% 的样点呈不同程度的富营养化水平。湖泊样本的平均 Chla 浓度从 $0.04\text{—}53.95 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ ，平均 SPM 浓度从 $0.94\text{—}58.57 \text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ ，包含了多样的水体光学特性 (表 1)。太湖的平均 Chla 浓度与 SPM 浓度最高，是典型的高浑浊富营养化湖泊。洪泽湖和洞庭湖悬浮泥沙含量相对较高，总体呈中营养水平。青海湖与新疆北部湖泊的悬浮泥沙含量较低，平均 SPM 浓度均低于 $5 \text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 。青海湖与赛里木湖的 Chla 浓度最低，处于贫营养水平。太湖、洪泽湖与洞庭湖的可见光波段遥感反射率明显高于其他采样湖泊，尤其太湖与洪泽湖的近红外波段反射率变化较大，反映了浑浊水体反射率在近红外波段的抬升现象。新疆湖泊的遥感反射率均低于 0.02sr^{-1} ，光谱曲线与东部采样湖泊大致相同。其中，赛里木湖各波段反射率极低，绿光波段反射率小于蓝光波段，呈现近似一类水体的光谱特征 (Morel, 1974)。各个湖泊物质浓度的测定结果统计如表 1 所示。

表1 湖泊采样信息与各传感器影像获取时间
Table 1 Information of sampling lakes and transit time of various sensor images

湖泊	采样日期	数量	Chla/ $\mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$	SPM/ $\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$	Landsat 8	Sentinel-3
洪泽湖	2016-12-16	20	8.48 ± 7.89	55.62 ± 24.08	2016-12-16	2016-12-16
	2018-08-25	19			2018-08-25	2018-08-25
太湖	2017-05-11	19	53.95 ± 35.32	58.57 ± 23.77	2017-05-11	2017-05-11
	2017-05-27	18			2017-05-27	2017-05-27
	2017-12-05	10			2017-12-05	2017-12-05
	2017-12-21	22			2017-12-21	2017-12-21
洞庭湖	2018-07-20	11	9.58 ± 4.27	12.00 ± 5.63	2018-07-20	2018-07-20
青海湖	2019-09-22	25	0.76 ± 0.62	2.48 ± 1.80	2019-09-24	2019-09-22
	2022-07-07	34			2022-07-06	2022-07-07
可可托海	2022-06-29	9	2.61 ± 1.77	4.04 ± 4.13	2022-06-27	2022-06-29
乌伦古湖	2022-06-27	12	0.93 ± 0.76	4.85 ± 2.87	2022-06-26	2022-06-27
吉力湖	2022-06-27	10	0.99 ± 0.35	6.53 ± 1.75	2022-06-26	2022-06-27
赛里木湖	2022-06-25	4	0.04 ± 0.03	0.94 ± 0.55	2022-06-30	2022-06-25

2.2 遥感数据获取与处理

Landsat 8 OLI Collection 2 Level 1 级产品数据从美国地质勘探局 USGS (United States Geological Survey) 官网 (<http://earthexplorer.usgs.gov/>[2024-09-27]) 下载获得, 包括9个波段, 影像空间分辨率为30 m, 包含一个15 m的全色波段, 成像宽幅为185 km×185 km, Level-1 级影像经过几何校正和辐射校正。Sentinel-3A OLCI Level-1B级产品数据来自欧洲航天局 (<https://scihub.copernicus.eu/>[2024-09-27]), 影像空间分辨率为300 m, 共有21个波段。利用卫星数据处理专业软件 ACOLITE (Atmospheric Correction for OLI lite) 默认的“暗光谱拟合”DSF (Dark Spectrum Fitting) 大气校正算法对影像进行预处理。该算法对每个波段创建直方图, 根据拟合直方图中像素偏移量估计暗光谱目标, 通过短波红外波段估算太阳耀斑反射率进行校正, 校正后的反射率与实测光谱在浑浊水体具备较高一致性 (Vanhellemont, 2019)。将大气校正后的地表反射率除以 π 以提取离水反射率 $R_{rs}(\lambda)$ (Wang等, 2018; Zhang等, 2022)。对云覆盖区域、山体阴影进行掩膜, 异常低或高的光谱值 (例如波段负值、绿色波段的反射率 <0.02 或所有可见波段的反射率 >0.5) 也被剔除。利用归一化差异水体指数 (NDWI) 进行水体提取 (McFeeters, 1996)。对于地理位置较远的新疆北部湖泊, 采样时间与卫星过境时间相匹配的数据较少, 考虑其人类活

动相对较弱, 若无降雨因素对湖泊水质影响, 则认定水质相对稳定。因此, 本研究扩大遥感影像的时间窗口到 ± 5 d以增加新疆湖泊的星地同步数据量 (表1)。

3 营养状态遥感估算方法

3.1 FUI算法

水体颜色指数, 又称为FUI (Forel-Ule Index) 水色指数, 是基于传统水质调查中的Forel-Ule比色表的一种水质监测指数 (Wang等, 2019)。基于遥感图像的水体FUI提取思想是: 根据实验室测量得到Forel-Ule比色表中21种水体颜色的色度坐标, 计算每个颜色分级对应的 α 角度值, 建立FUI分级角度查找表; 其次, 根据图像可见光波段值, 计算遥感图像上每个像元色度坐标和对应的色度 α 角度; 采用偏差拟合多项式对色度角 α 进行校正, 以消除遥感图像波段离散和波段设置带来的色度角偏差; 最后, 利用校正后的色度角 α 和FUI水色指数查找表计算得到FUI。水体FUI提取流程主要分为以下步骤:

(1) 计算图像像元或一条遥感反射率的颜色三刺激值 X, Y, Z 。通过可见光波段RGB转换获取其 X, Y, Z 值:

$$X = \sum_{i=1}^N t_{x_i} R_{rs}(\lambda_i) \quad (2)$$

$$Y = \sum_{i=1}^N t_{y_i} R_{rs}(\lambda_i) \quad (3)$$

$$Z = \sum_{i=1}^N t_{z_i} R_{rs}(\lambda_i) \quad (4)$$

式中, $R_{rs}(\lambda_i)$ 是第 i 波段的遥感反射率, N 是可见光波段数量。 t_{x_i} 、 t_{y_i} 、 t_{z_i} 是三刺激值线性系数。

(2) 根据 X 、 Y 、 Z 值计算图像像元色度坐标 (x, y) :

$$x = X/(X + Y + Z) \quad (5)$$

$$y = Y/(X + Y + Z) \quad (6)$$

(3) 计算图像像元在色度二维空间中对应的角度 α :

$$\alpha = \arctan2(x - \frac{1}{3}, y - \frac{1}{3}) \quad (7)$$

式中, $\arctan2$ 表示四象限逆函数。

(4) 对色度角 α 进行 Δ 校正, 利用 Δ 校正拟合多项式消除多光谱波段计算得到的 α 值与高光谱积分得到的 α 值之差。

$$\Delta = \alpha_{\text{hyper}} - \alpha_{\text{multi}} \sim f(\alpha_{\text{multi}}) \quad (8)$$

$$\alpha_{\text{corrected}} = \alpha_{\text{multi}} + f(\alpha_{\text{multi}}) \quad (9)$$

(5) 基于校正后的色度角 α 和 FUI 指数色度查找表, 在查找表中查找与对应 α 最邻近的色度值, 该色度值对应的 FUI 即水体 FUI 水色指数, 利用阈值划分法将 FUI 分为贫营养、中营养与富营养 3 个等级。所涉及的可见光波段、三刺激值系数、拟合多项式系数与色度查找表分别是针对 Sentinel-3 (van der Woerd 和 Wernand, 2015) 与 Landsat 8 (Zhang 等, 2022) 传感器开发的系数和营养等级分级体系。

3.2 a_{tw} 算法

由于生物光学关系相比于经验模型可能有潜力应用于更广泛的水体, 不少学者尝试利用半分析方法提高吸收系数的反演精度以提升 TSI 的评估性能 (Le 等, 2009; Li 等, 2016)。基于 Landsat 8 遥感数据的 TSI 遥感反演主要分为两个步骤 (Lee 等, 2016; Shi 等, 2019): (1) 基于半分析模型 QAA_V6 算法估算光学活性物质的总吸收系数 ($a_{tw}(\lambda)$); (2) 建立 TSI 与 $a_{tw}(\lambda)$ 的经验关系模型。QAA_V6 算法具体分解如下:

(1) 将 $R_{rs}(\lambda)$ 转换为 $r_{rs}(\lambda)$ (Lee 等, 2002, 2009):

$$r_{rs}(\lambda) = R_{rs}(\lambda)/(0.52 + 1.7R_{rs}(\lambda)) \quad (10)$$

(2) 计算 $\mu(\lambda)$ (Lee 等, 2009):

$$\mu(\lambda) = \frac{-g_0 + \sqrt{(g_0)^2 - 4 \times g_1 \times r_{rs}(\lambda)}}{2g_1} \quad (11)$$

式中, $g_0=0.089$, $g_1=0.125$, 与 QAA-BA 算法相同。

(3) 假设 $a_w(\lambda_0)$ 在 λ_0 处占主导地位, 计算颗粒后向散射系数 $b_{bp}(\lambda)$ (Lee 等, 2009):

$$b_{bp}(\lambda) = b_{bp}(\lambda_0) \left(\frac{\lambda_0}{\lambda} \right)^\eta \quad (12)$$

(4) 计算 440 nm 处的 $a_{tw}(\lambda)$:

$$atw(440) = (1 - u(440))(b_{bw}(440) + b_{bp}(440))/u(440) - aw(440) \quad (13)$$

针对 Sentinel-3 OLCI 影像, 使用 QAA_V5 (Lee 等, 2009) 版本计算吸收系数 $atw(443)$ 。在此基础上, 使用 MCI 指数被用作选择参考波长 λ_0 (709 nm 或 754 nm) 的指标: 如果 $MCI > 0.0016$, 则选择 754 nm 为 λ_0 ; 如果 $MCI \leq 0.0016$, 则选择 709 nm 为 λ_0 (Gower 等, 2005; Liu 等, 2020)。使用实测数据构建光学物质总吸收系数与 TSI 之间关系的数学表达式 ($TSI = 12.85 \times \ln(atw(440)) + 45.12$, $R^2 = 0.75$, $N=869$) 对湖泊营养等级进行分类 (Wen 等, 2019)。

3.3 ABI 算法

由于水体富营养化的本质是藻类生物量的增加, 遥感探测到的信号不仅包括水体表面的信息, 还是真光层内水体信息的综合反映 (Xue 等, 2017)。因此, Hu 等 (2021) 构建了藻类生物量指数 (ABI), 利用可见光波段与近红外波段构建了双基线并提取差值, 对营养状态指数具有很好响应 (Hu 等, 2024b)。ABI 计算方法如下:

$$ABI = (R - B) \times \frac{\lambda_G - \lambda_B}{\lambda_R - \lambda_B} - (NIR - B) \times \frac{\lambda_G - \lambda_B}{\lambda_{NIR} - \lambda_B} \quad (14)$$

式中, B 、 G 、 R 和 NIR 分别是遥感传感器的蓝光波段、绿光波段红光波段与近红外波段。在 Landsat 8 中对应 482 nm、561 nm、655 nm 和 865 nm 波段。在 OLCI 中分别对应 490 nm、560 nm、665 nm 和 865 nm 波段。 λ 是相应的波长。

利用决策树将水体像元划分为藻类主导 (T1)、浑浊水体 (T2) 和清澈水体 (T3) 像元 3 种类型 (Hu 等, 2022), 具体分类方法为: (1) 将蓝光波段反射率高于绿光波段、或绿光波段低于 0.11 sr^{-1} 的像元定义为清澈水体 T3; (2) 将 $ABI \leq 0$ 的像元归为 T3; (3) 计算浑浊水体指数 TWI (Turbid

Water Index) (Liang 等, 2017), 将 $TWI > 0.048$ 的像元定义为浑浊水体 T2, 其余为藻类主导水体 T1。TWI 计算方法如下:

$$TWI = R - SWIR \quad (15)$$

此外, 若浮游藻类指数 FAI (Floating Algae Index) 大于 0.02, 被定义为厚浮游藻类像元 (Hu 等, 2010), 直接归为藻类主导水体 T1。FAI 计算方法如下:

$$FAI = NIR - R - (SWIR - R) \times \frac{\lambda_{NIR} - \lambda_R}{\lambda_{SWIR} - \lambda_R} \quad (16)$$

式中, R 、 NIR 和 $SWIR$ 分别对应 Landsat 8 的 655 nm、865 nm 和 1609 nm 波段。在 OLCI 传感器中分别对应 665 nm、865 nm 和 1020 nm 波段, λ 是相应的波长。

基于全国湖泊实测数据构建了 ABI 与 TSI 在不同水体类型下的线性拟合经验模型, 率定了模型系数: 藻类主导像元的斜率为 -601.94, 截距为 72.47; T2 和 T3 水体像元的斜率分别为 -325.78 和 -118.28, 截距分别为 55.39 和 16.04 (Hu 等, 2024a)。

3.4 精度评价指标

本研究使用决定系数 (R^2), 均方根误差 RMSE (Root-mean Square Error)、平均相对误差 MRE (Mean Relative Error)、平均绝对误差 MAE (Mean Absolute Error) 与纳什效率系数 NSE (Nash-Sutcliffe Efficiency) (Nash 和 Sutcliffe, 1970) 对 TSI 反演精度进行评价。决定系数 (R^2) 反映了模型拟合的相关性, RMSE 用于衡量模型的预测能力, 反映异常值对模型的影响, MRE 与 MAE 反映了预测值偏离真实值的平均程度。NSE 用于验证模型可信度, NSE 越接近 1 表示模型可信度越高, NSE 接近 0 表示模拟结果总体可信, 但过程模拟误差可能较大; NSE 为负值则表示模型不可信 (Braswell 等, 2024)。

各个指标的计算方法如下:

$$R^2 = \frac{(\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}))^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2 \sum (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (17)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2} \quad (18)$$

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Y_i - X_i|}{X_i} \quad (19)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_i - X_i| \quad (20)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad (21)$$

式中, X_i 为第 i 个样点处的实测结果, Y_i 为第 i 个样点处的模拟结果, N 为样点数。

采用混淆矩阵对营养状态评估的准确度进行评价, 混淆矩阵列出不同营养等级被正确和错误分类的次数, 可以反映预测结果与实际情况之间的误差。本研究利用混淆矩阵中的生产者精度 PA (Producer Accuracy)、用户精度 UA (User Accuracy)、总体精度 OA (Producer Accuracy) 和 Kappa 系数评价营养状态评估精度。PA 从数据提供者的角度来考量数据的准确率, 反映了遥感数据制图的准确性; UA 从用户角度评估分类结果的可靠性; OA 反映了分类结果在全部类别上的平均性能; Kappa 系数用于衡量分类精度中的一致性, 数值越接近 1, 分类一致性越高。各指标计算如下:

$$PA = TP / (TP + FN) \quad (22)$$

$$UA = TP / (TP + FP) \quad (23)$$

$$OA = TP / TN \quad (24)$$

$$Kappa = (P_o - P_e) / (1 - P_e) \quad (25)$$

式中, TP 为正确分类为该类别的数量, FN 为实际为该类别但被错误分类为其他类别的数量, FP 为错误分类为该类别的数量。 P_o 为观测到的一致性 (即总体精度), P_e 为根据边缘分布预测的随机一致概率。

4 结果与讨论

4.1 营养状态指数反演

基于星地同步野外实测建模数据, 修正了 ABI 算法与吸收系数 a_w 算法在不同传感器的拟合系数 (表 2), FUI 算法根据色度查找表划分营养等级, 无需再修正模型系数。在 Sentinel-3 OLCI 传感器上, 基于 OLCI 的 ABI 在藻类主导像元与清洁水体像元中与实测 TSI 呈显著相关 (图 2 (a)), 相关系数 (R^2) 分别为 0.41 ($N=53$) 与 0.50 ($N=34$), 吸收系数与实测 TSI 的相关系数达到 0.51 ($p < 0.01$, $N=106$, 图 2 (b))。在 Landsat 8 OLI 算法修正过程中, 随着浑浊水体像元的增加, 悬浮主导像元的 ABI 与实测 TSI 相关性最高 ($R^2=0.53$, $p < 0.01$, $N=36$, 图 2 (c))。基于 OLI 的吸收系数 a_w (OLI) 与实测 TSI 的相关性为 0.29 ($p < 0.01$, $N=133$, 图 2 (d)),

拟合精度受到贫营养水体样本的影响。从散点图上看，TSI小于20的数据与高值数据分层，导致相

表2 基于Landsat 8与Sentinel-3的TSI遥感反演算法系数修正结果
Table 2 Correction coefficient of TSI inversion algorithm based on Landsat 8 and Sentinel-3

方法	湖泊类型	原算法系数		Landsat 8修正系数		Sentinel-3修正系数	
		斜率	截距	斜率	截距	斜率	截距
ABI算法	1 藻类主导	-601.94	72.47	-3213.81	86.87	-2029.51	75.33
	2 浑浊水体	-325.78	55.39	-1511.52	56.81	-2151.03	61.60
	3 清洁水体	-118.28	16.04	-7595.50	15.51	4782.66	24.24
a_{tw} 算法	—	12.66	45.19	22.59	45.66	13.28	41.76

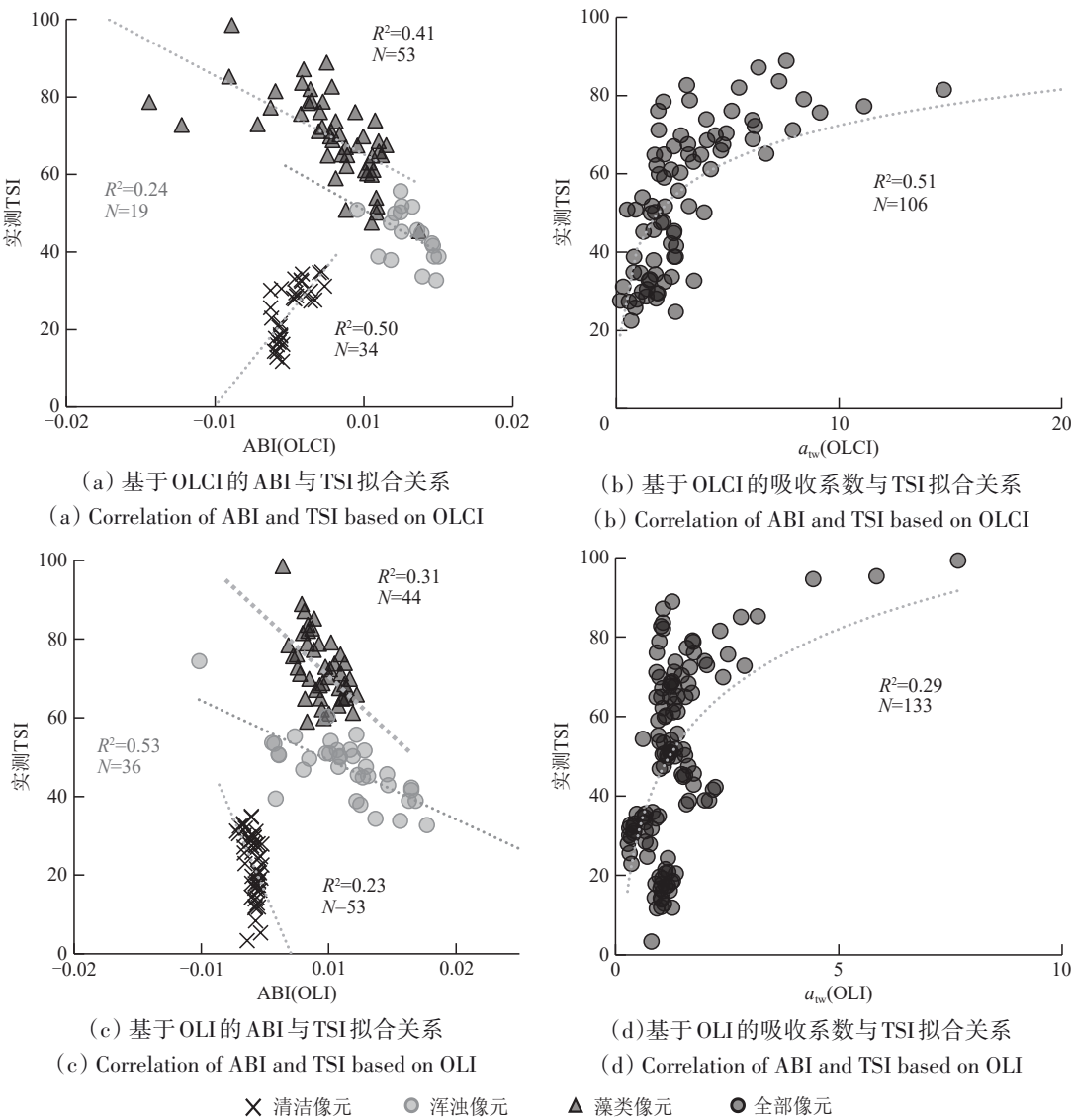


图2 基于Sentinel-3 OLCI与Landsat 8 OLI的算法修正结果
Fig. 2 The correction of algorithms based on Sentinel-3 OLCI and Landsat 8 OLI

利用验证数据集对比不同算法模型校正前后的TSI反演精度，以评估原算法的通用性与稳定性（图3）。基于Landsat 8的ABI算法与吸收算法校正前后 R^2 没有明显差异，ABI算法的精度总体

高于吸收系数 a_{tw} 算法。ABI算法的RMSE与MAE分别下降了0.75与0.37，NSE从0.66上升至0.70。 a_{tw} 算法的RMSE与MAE分别下降了1.18与0.15，NSE从0.36上升至0.44，模型可信度均有提高。基

于 Sentinel-3 的 ABI 算法校正后的相关性从 0.48 增至 0.75，MAE 与 MRE 分别减少了 5.12 和 0.20，NSE 上升至 0.65，修正后的 ABI 算法精度显著提高。这是由于原 ABI 算法针对 Landsat 8 开发设计，传感器的变化对该算法存在一定影响。基于 Sentinel-3 的 a_{tw} 算法校正后的 RMSE 减少了 5.58，其余误差指标几乎没有变化，总体精度优于 Landsat 8。

4.2 湖泊营养等级划分

基于 Sentinel-3 的 ABI 算法与 a_{tw} 算法修正前后的营养等级 5 级分类精度对比结果如表 2 所示。原 ABI 算法对于贫营养水体划分精度达到 72.73% ($N=64$)，对于重度富营养化水体划分精度高达 100%，原算法可以准确捕捉湖泊营养状态的两端情况。修正系数后，OA 提升了 3.12%，Kappa 系数提升了 6%，中营养与中度富营养湖泊的判别精度显著提高，表明系数修正后的模型增进了营养水平中间

状态的判别能力，各个营养状态等级的误差分配更加均衡。原 a_{tw} 算法 OA 为 42.19%，对于中营养与重度富营养化水体的分类精度最高。修正系数后，OA 提升了 3.12%，Kappa 系数提升了 2%，重度富营养湖泊的判别精度有所提高。

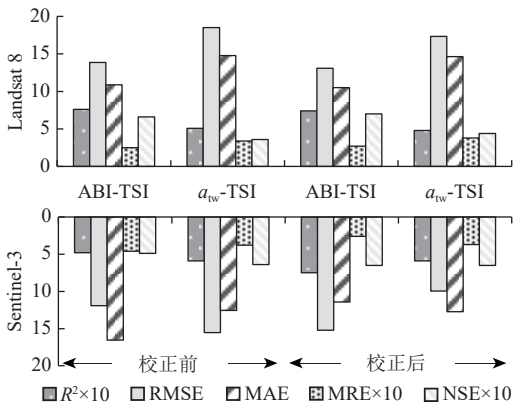


图 3 ABI 算法与 a_{tw} 算法系数修正前后精度差异
Fig. 3 Differences of ABI and a_{tw} algorithm before and after coefficient correction

表 3 基于 Sentinel-3 的 ABI 算法与 a_{tw} 算法修正前后的营养等级 5 级分类精度

Table 3 Accuracy of 5-level trophic state classification of ABI and a_{tw} algorithm before and after correction based on Sentinel-3

营养等级判定		贫营养/%	中营养/%	轻度富营养/%	中度富营养/%	重度富营养/%	OA/%	Kappa
ABI 算法	PA	72.73	30.00	10.00	12.50	100.00	46.88	0.31
	UA	61.54	75.00	50.00	0.00	38.46		
修正的 ABI 算法	PA	63.64	40.00	10.00	75.00	73.33	50.00	0.37
	UA	58.33	72.73	100.00	6.67	45.83		
a_{tw} 算法	PA	9.09	60.00	50.00	12.50	66.67	42.19	0.25
	UA	100.00	46.15	31.25	33.33	83.33		
修正的 a_{tw} 算法	PA	0.00	65.00	50.00	0.00	86.67	45.31	0.27
	UA	0.00	44.83	25.00	0.00	68.42		

将营养状态等级合并为 3 个等级，以对比 FUI 算法与 ABI 算法、 a_{tw} 算法系数校正前后精度（表 4）。在营养状态等级 3 级分类精度中，ABI 算法的 OA 从 70.31% 提升至 73.44%，Kappa 系数增加了 5%，修正后的模型优化了富营养水体的识别精度。 a_{tw} -TSI 算法系数校正前后的精度没有明显差异，OA 保持为 62.50%，Kappa 系数几乎没有变化，表明了半分析模型在遥感反演算法中的稳定性。FUI 算法正确判别富营养化水体的能力较好，PA 高达 98.86%，OA 低于 ABI 算法与 a_{tw} 算法。特别地， a_{tw} 算法在贫营养水体中的 UA 达到 100%，这是由于在 11 条贫营养实测记录中，仅有 1 条贫营养反演结果，剩余 4 条数据划分到中营养等级，6 条数据划分到富营养等级。

表 4 基于 Sentinel-3 的 TSI 反演算法 3 级分类精度

Table 4 Accuracy of 3-level trophic state classification based on Sentinel-3

营养等级判定		贫营养/%	中营养/%	富营养/%	OA/%	Kappa
ABI 算法	PA	72.73	30.00	93.94	70.31	0.49
	UA	61.54	75.00	72.09		
ABI 算法修正后	PA	63.64	40.00	96.97	73.44	0.54
	UA	58.33	72.73	78.05		
a_{tw} 算法	PA	9.09	60.00	81.82	62.50	0.34
	UA	100.00	46.15	72.97		
a_{tw} 算法修正后	PA	9.09	65.00	78.79	62.50	0.35
	UA	100.00	46.43	74.29		
FUI 算法	PA	3.45	0.00	98.86	52.38	0.02
	UA	25.00	0.00	53.05		

对于 Landsat 8, 原 ABI 算法对于轻度富营养水体判别具备优势, PA 达到 66.67%。修正后的 ABI 算法对重度富营养水体的判别能力有所提升, PA 由 42.86% 增加至 85.71%, OA 提升了 7.50%, Kappa 系数提升了 10%。基于 Landsat 8 的 a_{tw} 算法 OA 校正前后没有变化, 均为 43.75% ($N=80$)。 a_{tw} 算法修正

前对于贫营养与中营养水体的分类精度最高, PA 分别为 57.89% 与 76.67%。修正系数后, Kappa 系数提升了 5%, 重度富营养湖泊的判别精度提高了 35.72%。从系数校正结果得知, 两种算法校正后的拟合斜率显著增加 (表 2), 更多反演结果被拉伸至 TSI 高值区域, 优化了重度富营养水体的分类精度。

表 5 基于 Landsat 8 的 ABI 算法与 a_{tw} 算法修正前后的营养等级 5 级分类精度

Table 5 Accuracy of 5-level trophic state classification of ABI and a_{tw} algorithm before and after correction based on Landsat 8

营养等级判定		贫营养/%	中营养/%	轻度富营养/%	中度富营养/%	重度富营养/%	OA/%	Kappa
ABI 算法	PA	100.00	30.00	66.67	12.50	42.86	51.25	0.37
	UA	52.78	81.81	40.00	11.11	42.86		
修正的 ABI 算法	PA	100.00	26.67	77.78	12.50	85.71	58.75	0.47
	UA	52.78	88.89	41.67	33.33	60.00		
a_{tw} 算法	PA	57.89	76.67	0.00	0.00	7.14	43.75	0.19
	UA	78.57	45.10	40.00	0.00	100.00		
修正的 a_{tw} 算法	PA	68.42	50.00	11.11	0.00	42.86	43.75	0.24
	UA	68.42	44.12	40.00	0.00	100.00		

对比 3 种算法在营养状态 3 级分类中的精度, ABI 算法的 OA 与 Kappa 系数保持不变, 分别是 71.25% 和 0.57, 修正后的 ABI 算法对富营养水体的识别能力提高。 a_{tw} 算法系数校正前后的总体精度一致, OA 保持为 56.25%。修正后的 a_{tw} 算法对于贫营养与富营养水体的判别精度分别增加了 10.53% 与 19.36%。 FUI 算法依旧在富营养化水体分类中发挥出色, PA 高达 96.77%, OA 为 48.75%。对比各个算法在不同传感器的营养等级分类性能, ABI 算法在 Landsat 8 传感器的分类精度最好, a_{tw} 算法与 FUI 在 Sentinel-3 上的分类精度最好。这是由于不同算法起初针对不同卫星传感器构建 TSI 反演模型, 在原传感器上的性能表现相对更优。不同传感器中 ABI 算法分类精度均优于其余两种算法, a_{tw} 算法次之。此外, Landsat 8 与 Sentinel-3 的带宽与波段设置存在明显差异 (图 7), 说明算法直接迁移可能带来更大误差。

4.3 稳定性与适用性评价

由于 ABI 算法与 FUI 算法起初针对 Landsat 8 地表反射率产品 (SR) 构建 TSI 模型, 本研究量化了基于 DSF 大气校正 R_{rs} 与 SR 产品的精度差异。在研究区域内均匀布设随机样点共计 4500 个, 提取对应点位的 Landsat 8 可见光波段、近红外波段及短波红外地表反射率, 除以 π 获得离水反射率 $R_{rs}(\lambda)$,

与 DSF 校正后的离水反射率进行对比。如图 4 所示, 各个波段的离水反射率与 DSF 校正后的结果均具有较好一致性, R^2 高于 0.68。其中, 443 nm 与 483 nm 蓝光波段的一致性相对较低, RMSE 分别为 0.014 sr^{-1} 与 0.009 sr^{-1} 。 1609 nm 短波红外的离水反射率与 DSF 校正后的结果一致性最好 ($R^2=0.96$, RMSE= 0.002 sr^{-1} , MAE=0.003), 其次是 865 nm 的近红外波段 ($R^2=0.93$, RMSE= 0.008 sr^{-1} , MAE=0.006)。基于 Landsat 8 地表反射率产品计算的 $R_{rs}(\lambda)$ 普遍分布在 1:1 线的上方, 总体上偏向于高估水体信号 (Pahlevan 等, 2017)。

表 6 基于 Landsat 8 的 TSI 反演算法 3 级分类精度

Table 6 Accuracy of 3-level trophic state classification based on Landsat 8

营养等级判定		贫营养/%	中营养/%	富营养/%	OA/%	Kappa
ABI 算法	PA	100.00	30.00	93.55	71.25	0.57
	UA	52.78	81.82	87.88		
ABI 算法修正后	PA	100.00	26.67	96.77	71.25	0.57
	UA	52.78	88.89	85.71		
a_{tw} 算法	PA	57.89	76.67	35.48	56.25	0.32
	UA	78.57	45.10	73.33		
a_{tw} 算法修正后	PA	68.42	50.00	54.84	56.25	0.33
	UA	68.42	44.12	62.96		
FUI 算法	PA	10.53	23.33	96.77	48.75	0.18
	UA	33.33	58.33	48.39		

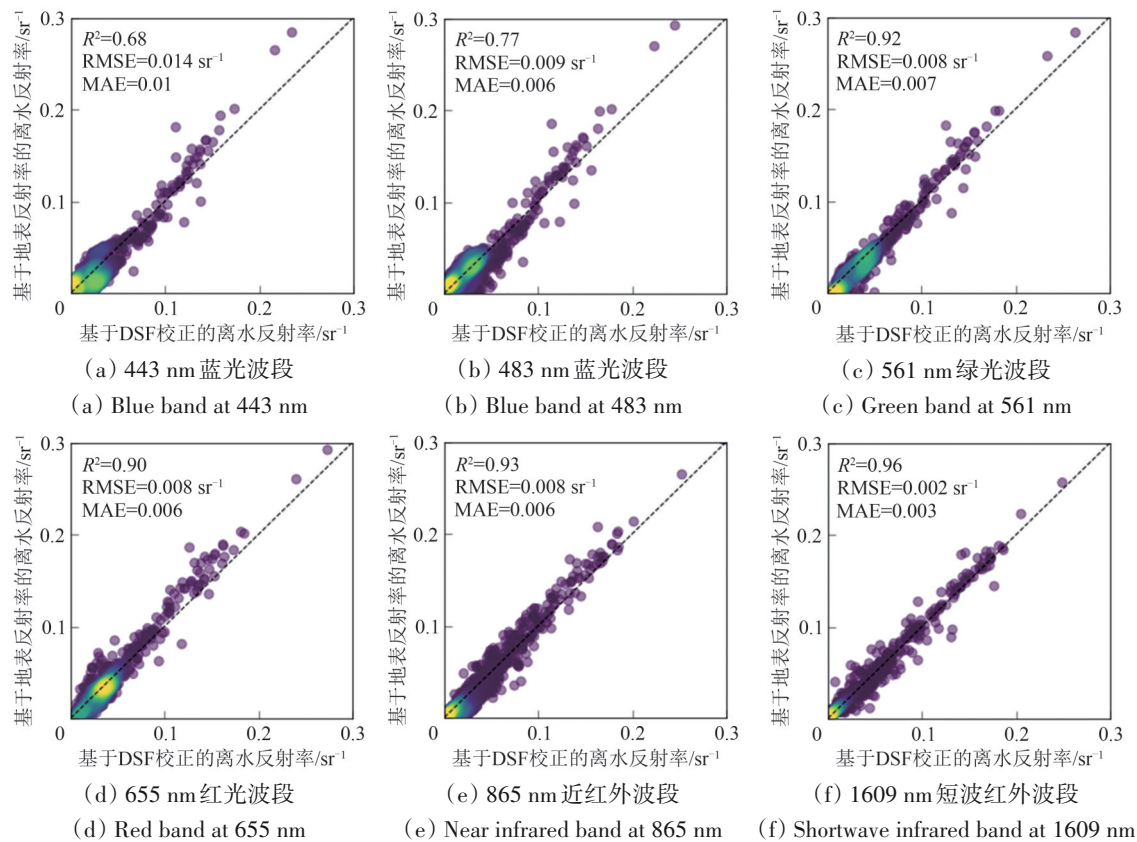


图4 基于 Landsat 8 地表反射率产品的离水反射率与 DSF 校正后各波段离水反射率对比

Fig. 4 Comparison of remote sensing reflectance between Landsat 8 surface reflectance product and DSF correction

图5 (a) 对比1基于 Landsat 8 地表反射率 SR 产品的 FUI 与 ABI, 以探究不同遥感反射率产品对营养状态分级精度的影响。基于 SR 的 FUI 算法 OA 明显提高, Kappa 系数提升 27%。由于 FUI 算法起初针对 Landsat 8 SR 数据开发, 对贫营养化水体与富营养化水体判别能力较好, 生产者精度分别为 100% 与 96.77%。FUI 算法使用 Landsat 8 所有可见

光波段计算色度角, 而 Landsat 8 SR 与 DSF 校正后的 R_{rs} 在可见光波段的一致性较低 (图4), 利用 R_{rs} 计算色度角时不可避免的带来误差。此外, 在将 R, G, B 转换为三刺激值 X, Y, Z 的过程中, 在 443 nm 与 655 nm 的系数较大, 可能导致色度角的计算误差被放大。

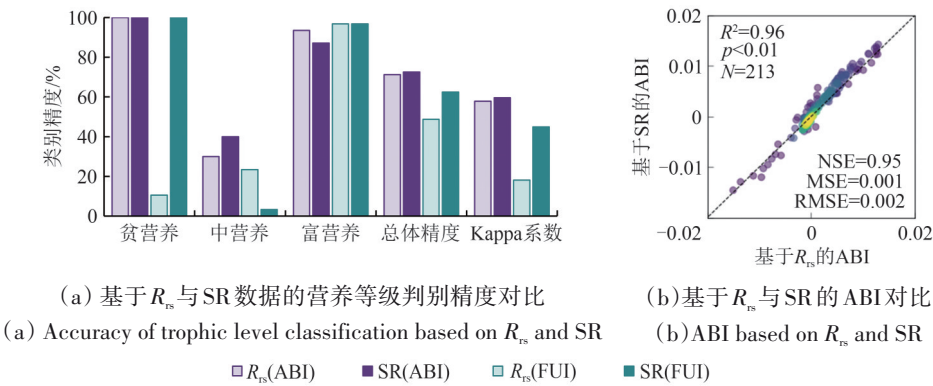


图5 基于 Landsat 8 SR 与 R_{rs} 的算法性能评估结果

Fig. 5 Performance of algorithms based on Landsat 8 SR and R_{rs}

基于 SR 与 R_{rs} 的 ABI 算法对于贫营养湖泊的识别精度均为 100%, 其次是富营养水体, 分级精度均

超过 85%。基于 SR 的 ABI 算法总体精度为 72.50%, Kappa 系数为 0.60, 优于 R_{rs} (ABI) 算法 (OA=

71.25%, Kappa 系数 0.58)。对比基于 SR 与 R_{rs} 的 ABI 算法在 5 级营养等级中的判别精度, 贫营养水体识别精度均为 100% ($N=19$), 基于 SR 的 ABI 在轻度富营养水体与重度富营养水体的判别精度分别提升了 22.22% ($N=9$) 和 35.71% ($N=14$), 总体精度由 51.25% 提升至 57.50% ($N=80$), Kappa 系数增加了 11%。由于 ABI 针对不同水体类型构建经验模型, 拟合系数在算法流程末端进行调整, 同一卫星传感器的数据产品等级对 ABI 的精度影响较小。基于 R_{rs} 的 ABI 与基于 SR 的 ABI 散点均匀分布在 1:1 线两侧, 具备高度一致性 ($R^2=0.96$, $p<0.01$, RMSE=0.002, 图 5 (b)), 得益于 ABI 自身的双基线形式, 在数据等级变化下 ABI 仍能保持相对稳定。

以太湖为例, 对比了 3 种算法在不同传感器开展长时序 TSI 遥感反演的稳定性和一致性 (图 6)。在 2016 年—2021 年间, 基于 Landsat 8 和 Sentinel-3 的 FUI 数值范围均为 6—19, 标准差 (STDV) 分别为 3.94 和 2.35, 对应中营养等级 ($7 \leq \text{FUI} < 10$) 与富营养等级 ($\text{FUI} \geq 10$)。其中 Landsat 8 的夏季监测结果全部为富营养等级, 冬季个别出现中营养等级, Sentinel-3 监测频率的提升导致营养等级变化更加明显。 a_{tw} 算法与 ABI 算法在长时序反演中可以更加清楚的反映季节性变化, 总体变化趋势较为一致。其中, 基于 a_{tw} 算法的 TSI 长时序结果标准差分别为 3.06 (Landsat 8) 与 4.01 (Sentinel-3), 基于 ABI 算法标准差分别为 3.22 (Landsat 8) 与 3.48 (Sentinel-3)。基于 Landsat 8 的 a_{tw} 算法与 ABI 算法反演结果全部为富营养等级, Sentinel-3 的监测结果在冬季出现中营养等级, 两种算法的一致性较好。综合 3 种算法, 对于太湖夏季的营养等级划分均具备很好的一致性, 基于 ABI 算法的长时序反演结果在季节性变化上具有最高的显示度。此外, ABI 算法的 TSI 浮动范围在 48.58—62.26, 高频观测的 TSI 标准差相较于 a_{tw} 算法更低, 体现出更好的稳定性。

图 7 列出了湖泊水环境遥感常用的光学卫星传感器的波段设置情况, 以说明 Landsat 8 与 Sentinel-3 传感器在湖泊富营养化遥感监测中的代表性。从 Landsat 系列卫星到高分辨率卫星传感器, 波段设置主要由可见光波段与近红外波段组成, 空间分辨率逐渐提升 (<30 m), 带宽也随之增加。Sentinel-3 OLCI 的波段设置更接近用于检索水质指标的最佳波长 (700 nm 附近), 是典型的多光谱海

洋水色传感器 (马荣华等, 2023; Duan 等, 2017)。由于湖泊富营养化遥感评价方法不论是基于水体颜色、颗粒物吸收或藻类生物量构建算法, 其核心都是对水体中藻颗粒的浓度或光学特征进行捕捉。因此, 选用 Landsat 8 OLI 与 Sentinel-3 OLCI 作为宽波段陆地卫星传感器与多波段海洋水色传感器, 两者具备典型性与代表性, 不仅能为多源卫星传感器富营养化监测适用性提供参考依据, 也为量化评估一致性奠定基础。

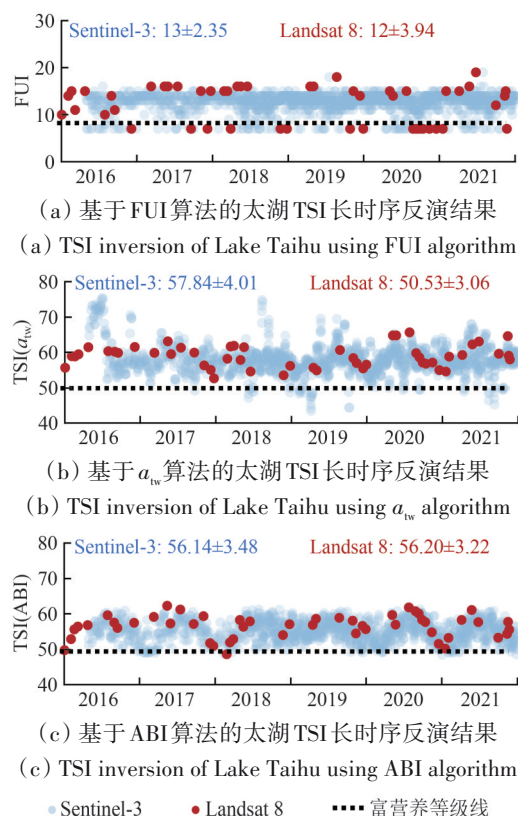


图 6 太湖 TSI 长时序反演一致性分析

Fig. 6 Consistency analysis of long-term TSI inversion in Lake Taihu

4.4 富营养化遥感评价方法选择

表 7 列出了 3 种营养状态评估算法在 Sentinel-3 和 Landsat 8 传感器的性能差异。FUI 方法仅用可见光波段计算色度角, 对传感器波段设置要求较低。该方法已应用于 MODIS、Sentinel-2 MSI、Sentinel-3 OLCI 和 Landsat 8 OLI 进行营养状态评估, 提供了各个传感器可见光波段的计算系数 (Liu 等, 2022b; Wang 等, 2019; Zhang 等, 2022)。使用上述传感器开展湖泊富营养化评估时无需重新率定系数, 对富营养化水体具有较高的判别精度。FUI 方法基

于Forel-Ule尺度量化自然水色（Wernand和van der Woerd, 2010），仅能根据贫营养、中营养和富营

养状态提供定性的营养状态等级结果。

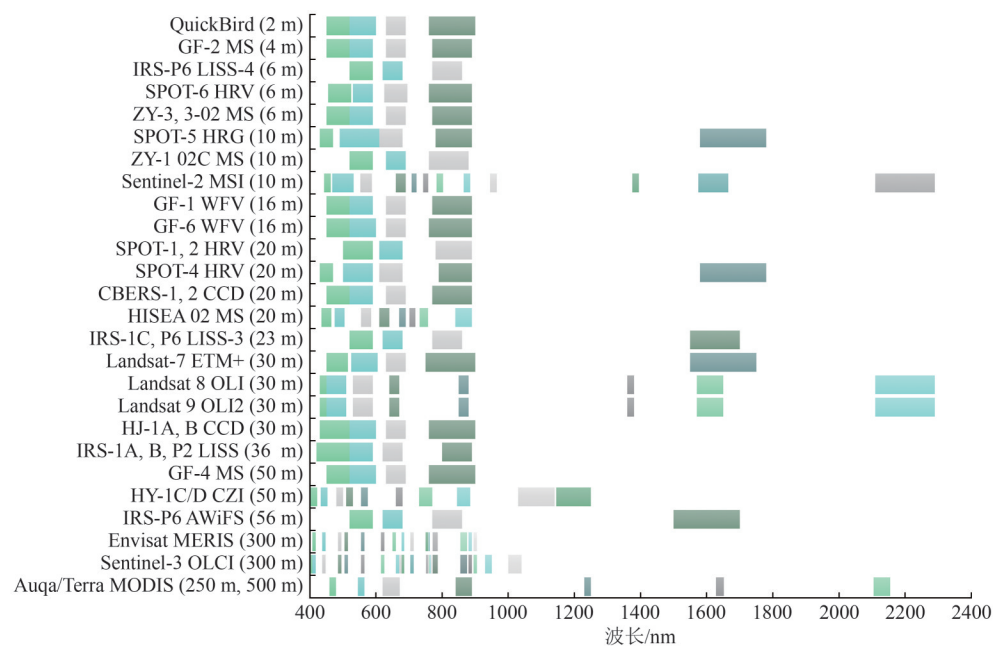


图7 常用光学卫星传感器波段设置情况

Fig. 7 Band setting of commonly used optical satellite sensors

表7 3种评价方法在Sentinel-3和Landsat 8传感器的表现性能差异				
Table 7 Performance differences of three evaluation methods on Sentinel-3 and Landsat 8 sensors				
模型名称		FUI算法	a_{tw} 算法	ABI算法
波段设置需求	蓝光	✓	✓	✓
	绿光	✓	✓	✓
	红光	✓	✓	✓
	近红外		✓	✓
	短波红外			✓
定性TSI等级		3级	5级	5级
定量TSI数值		×	✓	✓
Sentinel-3	富营养判别精度	85%	79%	97%
Landsat 8	富营养判别精度	94%	55%	97%

吸收系数 a_{tw} 算法需要传感器具备可见光与近红外波段，该算法利用准分析算法（QAA）获取湖泊水体中的 a_{OACs} ，QAA作为一种广泛使用的基于内源光学特性（IOP）反演算法（Lee等，2009，2016），面向海洋水色卫星和陆地卫星均提供了不同版本的计算方案（Dong等，2013；Lee等，2016）。基于吸收系数 a_{tw} 的TSI算法可以定量表达湖泊的营养状态，在中度或高度浑浊水体中表现更好，可准确判别中营养与轻度富营养化水体。

ABI算法对传感器波段设置要求较高，需要传感器具备可见光、近红外波段与短波红外波段。尽管ABI指数的构建无需短波红外，但ABI算法先对水体像元进行光学分类，需要短波红外辅助判别浑浊水体。ABI算法在构建阶段相较于另外两种方法相对简单，无需依据传感器选择不同系数或计算方案。基于ABI算法的TSI定量反演结果具有更高的精度，在贫营养水体与重度富营养化水体中具有较好的判别能力。

a_{tw} 算法与ABI算法修正系数后的模型准确性有所提高，反映了建模数据对于经验模型的精度影响。其中， a_{tw} 算法系数修正前在Sentinel-3和Landsat 8的TSI总体精度分别为42.19%和43.75%，证实了QAA算法在不同传感器反演TSI的稳定性。ABI原算法在两个传感器的总体精度表现为46.88%（OLCI）和51.25%（OLI），优于 a_{tw} 算法。在对富营养化水体的判别中，ABI算法识别精度最高，在不同传感器的生产者精度均为97%，其次是FUI算法，精度均大于85%。由于目前仅针对Landsat系列卫星传感器开发了ABI-TSI反演算法，在应用至其他传感器时仍需对拟合系数进行调整。

综上，我们提供3种TSI遥感评价方法在不同前提或应用场景时的选择优先级：在湖泊富营养

化定性调查中优先使用FUI算法以快速、粗略地掌握湖泊营养状态,在有定量需求时选择ABI算法或 a_{tw} 算法。在使用FUI算法前,明确遥感数据产品等级,并将遥感数据向地表反射率SR进行校正以保证营养等级划分准确度。 a_{tw} 算法依赖于准分析模型精度,对大气校正精度要求较高。在不修正系数的情况下,ABI算法在不同传感器的5级分类总体精度均高于 a_{tw} 算法。若被调查湖泊具备数据基础,对于浑浊水体优先选择 a_{tw} 算法,对于富营养化水体优先选择ABI算法,并利用实测数据修正模型参数以提高TSI反演精度。

5 结 论

本文结合Landsat 8与Sentinel-3卫星数据与星地同步野外数据,评估了水色指数算法FUI、吸收系数算法 a_{tw} 与藻类生物量算法ABI开展湖泊富营养化遥感监测的性能表现。基于Landsat 8的ABI算法与 a_{tw} 算法具有较好的稳定性,拟合系数校正后相关性没有明显变化,NSE分别提高了4%与8%,模型可信度有所提升。在5级分类体系中,基于Sentinel-3的ABI算法对于贫营养水体与重度富营养水体的分类精度高达72.73% ($N=11$)与100% ($N=15$),准确捕捉到湖泊营养状态的两极分化。 a_{tw} 算法对于中营养水体的分类精度最高(>70%),修正系数后,Kappa系数提升了5%,重度富营养湖泊的判别精度提高了35.72%,优化了重度富营养水体的分类精度。在3级分类体系中,ABI算法的总体精度最高,其次是 a_{tw} 算法。各个算法在Sentinel-3的反演精度略高于Landsat 8,体现了宽波段陆地卫星在水色遥感中的局限性。FUI算法对传感器波段设置要求较低,提供了快速、定性的营养等级判定结果,但其精度受到遥感数据产品等级的影响,应优先选择地表反射率产品开展评估工作。 a_{tw} 算法对于大气校正精度要求较高,ABI算法需要传感器配备短波红外波段以实现水体光学分类,两种算法均可基于实测数据快速修正拟合系数。根据不同应用场景建议选用一种遥感评价方法,提高湖泊营养状态评估的一致性与可比性。然而,我国湖泊生态属性复杂多样,算法在其他湖泊特性下的适用性有待验证。未来将考虑补充不同地理环境或污染源的湖泊验证数据集,探究流域尺度下人类活动与水文情势的动态干扰,以增强算法在复杂湖泊生态系统中的外推能力。

本研究针对典型湖泊开展营养状态遥感反演评估工作,优化了湖泊营养状态长效监测方案,为规范长江经济带与青藏高原湖泊富营养化评价提供重要参考,也为湖泊富营养化风险评估与协同治理提供关键判据。

参考文献(References)

- Braswell A S, Winston R J, Dorsey J D, Youssef M A and Hunt W F. 2024. Calibration and validation of DRAINMOD to predict long-term permeable pavement hydrology. *Journal of Hydrology*, 637: 131373 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2024.131373]
- Cao Z G, Ma R H, Duan H T, Pahlevan N, Melack J, Shen M and Xue K. 2020. A machine learning approach to estimate chlorophyll-a from Landsat-8 measurements in inland lakes. *Remote Sensing of Environment*, 248: 111974 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111974]
- Cao Z G, Ma R H, Liu M, Duan H T, Xiao Q, Xue K and Shen M. 2022. Harmonized chlorophyll-a retrievals in inland lakes from Landsat-8/9 and sentinel 2A/B virtual constellation through machine learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4209916 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3207345]
- Cao Z G, Melack J M, Liu M, Kutser T, Duan H T and Ma R H. 2023. Shifts, trends, and drivers of lake color across China since the 1980 s. *Geophysical Research Letters*, 50(8): e2023GL103225 [DOI: 10.1029/2023GL103225]
- 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]
- Dong Q, Shang S L and Lee Z. 2013. An algorithm to retrieve absorption coefficient of chromophoric dissolved organic matter from ocean color. *Remote Sensing of Environment*, 128: 259-267 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.10.013]
- Duan H T, Cao Z G, Shen M, Ma J G and Qi T C. 2022. Review of lake remote sensing research. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(1): 3-18 (段洪涛, 曹志刚, 沈明, 马金戈, 齐天赐. 2022. 湖泊遥感研究进展与展望. *遥感学报*, 26(1): 3-18) [DOI: 10.11834/jrs.20221301]
- Duan H T, Tao M, Loiselle S A, Zhao W, Cao Z G, Ma R H and Tang X X. 2017. MODIS observations of cyanobacterial risks in a eutrophic lake: implications for long-term safety evaluation in drinking-water source. *Water Research*, 122: 455-470 [DOI: 10.1016/j.watres.2017.06.022]
- Feng L. 2021. Key issues in detecting lacustrine cyanobacterial bloom using satellite remote sensing. *Journal of Lake Sciences*, 33(3): 647-652 (冯炼. 2021. 卫星遥感解译湖泊蓝藻水华的几个关键问题探讨. *湖泊科学*, 33(3): 647-652) [DOI: 10.18307/2021.0301]
- Gower J, King S, Borstad G and Brown L. 2005. Detection of intense plankton blooms using the 709 nm band of the MERIS imaging spectrometer. *International Journal of Remote Sensing*, 26(9): 2005-2012 [DOI: 10.1080/01431160500075857]
- Hou X J, Feng L, Dai Y H, Hu C M, Gibson L, Tang J, Lee Z, Wang Y, Cai X B, Liu J G, Zheng Y and Zheng C M. 2022. Global map-

- ping reveals increase in lacustrine algal blooms over the past decade. *Nature Geoscience*, 15(2): 130-134 [DOI: 10.1038/s41561-021-00887-x]
- Hu C M, Lee Z, Ma R H, Yu K, Li D Q and Shang S L. 2010. Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) observations of cyanobacteria blooms in Taihu Lake, China. *Journal of Geophysical Research*, 115(C4): C04002 [DOI: 10.1029/2009jc005511]
- Hu M Q, Ma R H, Cao Z G, Xiong J F and Xue K. 2021. Remote estimation of trophic state index for inland waters using landsat-8 OLI imagery. *Remote Sensing*, 13(10): 1988 [DOI: 10.3390/rs13101988]
- Hu M Q, Ma R H, Xiong J F, Wang M H, Cao Z G and Xue K. 2022. Eutrophication state in the Eastern China based on Landsat 35-year observations. *Remote Sensing of Environment*, 277: 113057 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113057]
- Hu M Q, Ma R H, Xue K, Cao Z G, Chen X, Xiong J F, Xu J D, Huang Z H and Yu Z Y. 2024a. A dataset of trophic state index for nation-scale lakes in China from 40-year Landsat observations. *Scientific Data*, 11(1): 659 [DOI: 10.1038/s41597-024-03506-7]
- Hu M Q, Ma R H, Xue K, Cao Z G, Xiong J F, Loisel S A, Shen M and Hou X. 2024b. Eutrophication evolution of lakes in China: four decades of observations from space. *Journal of Hazardous Materials*, 470: 134225 [DOI: 10.1016/j.jhazmat.2024.134225]
- Jally S K, Mishra A K and Balabantaray S. 2020. Estimation of trophic state index of chilika lake using Landsat-8 OLI and LISS-III satellite data. *Geocarto International*, 35(7): 759-780 [DOI: 10.1080/10106049.2018.1533593]
- Le C F, Li Y M, Zha Y, Sun D Y and Yin B. 2009. Validation of a quasi-analytical algorithm for highly turbid eutrophic water of Meiliang Bay in Taihu Lake, China. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(8): 2492-2500 [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2015658]
- Lee Z, Carder K L and Arnone R A. 2002. Deriving inherent optical properties from water color: a multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters. *Applied Optics*, 41(27): 5755-5772 [DOI: 10.1364/AO.41.005755]
- Lee Z, Lubac B, Werdell J and Arnone R. 2009. An update of the quasi-analytical algorithm QAA_v5 [EB/OL]. www.ioceg.org/groups/Software_OCA/QAA_v5.pdf.
- Lee Z, Shang S L, Qi L, Yan J and Lin G. 2016. A semi-analytical scheme to estimate Secchi-disk depth from Landsat-8 measurements. *Remote Sensing of Environment*, 177: 101-106 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.033]
- Li S J, Song K S, Mu G Y, Ying Z, Ma J H and Ren J H. 2016. Evaluation of the quasi-analytical algorithm (QAA) for estimating total absorption coefficient of turbid inland waters in Northeast China. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(9): 4022-4036 [DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2549026]
- Liang Q C, Zhang Y C, Ma R H, Loisel S, Li J and Hu M Q. 2017. A MODIS-based novel method to distinguish surface cyanobacterial scums and aquatic macrophytes in Lake Taihu. *Remote Sensing*, 9(2): 133 [DOI: 10.3390/rs9020133]
- 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 H, He B Y, Zhou Y D, Kutser T, Toming K, Feng Q, Yang X Q, Fu C J, Yang F, Li W and Peng F. 2022a. Trophic state assessment of optically diverse lakes using Sentinel-3-derived trophic level index. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*, 114: 103026 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.103026]
- Liu Y X, Ke Y H, Wu H, Zhang C L and Chen X W. 2023. A satellite-based hybrid model for trophic state evaluation in inland waters across China. *Environmental Research*, 225: 115509 [DOI: 10.1016/j.envres.2023.115509]
- Liu Y X, Wu H, Wang S L, Chen X W, Kimball J S, Zhang C L, Gao H and Guo P. 2022b. Evaluation of trophic state for inland waters through combining Forel-Ule Index and inherent optical properties. *Science of the Total Environment*, 820: 153316 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.153316]
- Lü H, Li X G, Zhou L Y and Jiang N. 2006. Quantitative estimation of chlorophyll-a concentration in the northern part of Lake Taihu using spectral reflectance. *Journal of Lake Sciences*, 18(4): 349-355 (吕恒, 李新国, 周连义, 江南. 2006. 基于反射光谱的太湖北部叶绿素a浓度定量估算. *湖泊科学*, 18(4): 349-355) [DOI: 10.18307/2006.0405]
- Ma R H, Xue K, Qi L, Li J and Jiang G J. 2023. *Quantitative Remote Sensing of Algae in Lakes*. Beijing: (Science Press (马荣华, 薛坤, 齐琳, 李晶, 姜广甲. 2023. *湖泊蓝藻定量遥感*. 北京: 科学出版社)
- Matthews M W. 2014. Eutrophication and cyanobacterial blooms in South African inland waters: 10 years of MERIS observations. *Remote Sensing of Environment*, 155: 161-177 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.08.010]
- McFeeters S K. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7): 1425-1432 [DOI: 10.1080/01431169608948714]
- Morel A. 1974. Optical properties of pure water and pure sea water. *Optical Aspects of Oceanography*, 1-24
- Nash J E and Sutcliffe J V. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3): 282-290 [DOI: 10.1016/0022-1694(70)90255-6]
- Pahlevan N, Schott J R, Franz B A, Zibordi G, Markham B, Bailey S, Schaaf C B, Ondrusek M, Greb S and Strait C M. 2017. Landsat 8 remote sensing reflectance (R_{rs}) products: Evaluations, intercomparisons, and enhancements. *Remote Sensing of Environment*, 190: 289-301 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.12.030]
- Qin B Q, Zhang Y L, Zhu G W and Gao G. 2023. Eutrophication control of large shallow lakes in China. *Science of the Total Environment*, 881: 163494 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.163494]
- 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. 2019. 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]
- Song K S, Liu G, Wang Q, Wen Z D, Lyu L 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]
- Song K S, Ma J H, Wen Z D, Fang C, Shang Y X, Zhao Y, Wang M and Du J. 2017. Remote estimation of K_d (PAR) using MODIS and Landsat imagery for turbid inland waters in Northeast China. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 123: 159-172 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.11.010]
- Song Z H, Zou W, Gui Z F, Xu H and Cai Y J. 2024. Common-used trophic level index in Chinese lakes: progress and prospects. *Journal of Lake Sciences*, 36(4): 987-1000 (宋子豪, 邹伟, 桂智凡, 许海, 蔡永久. 2024. 我国常用湖泊营养状态指数研究进展与展望. *湖泊科学*, 36(4): 987-1000) [DOI: 10.18307/2024.0401]
- van der Woerd H J and Wernand M R. 2015. True colour classification of natural waters with medium-spectral resolution satellites: SeaWiFS, MODIS, MERIS and OLCI. *Sensors*, 15(10): 25663 [DOI: 10.3390/s151025663]
- Vanhellemont Q. 2019. Adaptation of the dark spectrum fitting atmospheric correction for aquatic applications of the Landsat and Sentinel-2 archives. *Remote Sensing of Environment*, 225: 175-192 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.010]
- Wang S L, Lee Z, Shang S L, Li J S, Zhang B and Lin G. 2019. Deriving inherent optical properties from classical water color measurements: Forel-Ule index and Secchi disk depth. *Optics Express*, 27(5): 7642-7655 [DOI: 10.1364/OE.27.007642]
- 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 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]
- Wernand M R and van der Woerd H J. 2010. Spectral analysis of the Forel-Ule ocean colour comparator scale. *Journal of the European Optical Society-Rapid Publications*, 5: 10014s [DOI: 10.2971/jeos.2010.10014s]
- Werther M, Spyarakos E, Simis S G H, Odermatt D, Stelzer K, Krawczyk H, Berlage O, Hunter P and Tyler A. 2021. Meta-classification of remote sensing reflectance to estimate trophic status of inland and nearshore waters. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 176: 109-126 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.04.003]
- Xue K, Ma R H, Cao Z G, Hu M Q and Li J X. 2023. Applicability evaluation and method selection in detecting cyanobacterial bloom using HY-1C/D CZI data for inland lakes. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(1): 171-186 (薛坤, 马荣华, 曹志刚, 胡旻琪, 李佳鑫. 2023. HY-1C/D 卫星 CZI 数据监测湖泊藻华的适用性评价与方法选择. *遥感学报*, 27(1): 171-186) [DOI: 10.11834/jrs.20232361]
- Xue K, Zhang Y C, Duan H T and Ma R H. 2017. Variability of light absorption properties in optically complex inland waters of Lake Chaohu, China. *Journal of Great Lakes Research*, 43(1): 17-31 [DOI: 10.1016/j.jglr.2016.10.006]
- Yang G S, Ma R H, Zhang L, Jiang J H, Yao S C, Zhang M and Zeng H B. 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]
- Zeng F X, Song C Q, Cao Z G, Xue K, Lu S L, Chen T and Liu K. 2023. Monitoring inland water via Sentinel satellite constellation: a review and perspective. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 204: 340-361 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.09.011]
- Zhang F F, Li J S, Wang C, Wang S L, Wang Z and Zhang B. 2023. Multitype inland water atmospheric correction and water quality estimation based on HY-1C CZI images. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(1): 79-91 (张方方, 李俊生, 王超, 王胜蕾, 王正, 张兵. 2023. 基于 HY-1C 卫星 CZI 影像的多类型内陆水体大气校正及水质参数反演. *遥感学报*, 27(1): 79-91) [DOI: 10.11834/jrs.20235010]
- Zhang W Z, Wang S L, Zhang B, Zhang F F, Shen Q, Wu Y H, Mei Y, Qiu R T and Li J S. 2022. Analysis of the water color transitional change in Qinghai Lake during the past 35 years observed from Landsat and MODIS. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 42: 101154 [DOI: 10.1016/j.ejrh.2022.101154]
- Zhang Y L, Qin B Q and Huang Q F. 2002. Evolution and zone analysis on lake eutrophication in east plain region. *Shanghai Environmental Sciences*, 21(9): 549-553 (张运林, 秦伯强, 黄群芳. 2002. 东部平原地区湖泊富营养化的演变及区域分析. *上海环境科学*, 21(9): 549-553)
- 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 (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) [DOI: 10.11834/jrs.20221232]
- Zhou J, Leavitt P R, Zhang Y B and Qin B Q. 2022. Anthropogenic eutrophication of shallow lakes: Is it occasional? *Water Research*, 221: 118728 [DOI: 10.1016/j.watres.2022.118728]
- Zou W, Zhu G W, Cai Y J, Vilmi A, Xu H, Zhu M Y, Gong Z J, Zhang Y L and Qin B Q. 2020. Relationships between nutrient, chlorophyll *a* and Secchi depth in lakes of the Chinese Eastern Plains ecoregion: implications for eutrophication management. *Journal of Environmental Management*, 260: 109923 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2019.109923]
- Zou W, Zhu G W, Cai Y J, Xu H, Zhu M Y, Gong Z J, Zhang Y L and

Qin B Q. 2020. The limitations of comprehensive trophic level index (TLI) in the eutrophication assessment of lakes along the middle and lower reaches of the Yangtze River during summer season and recommendation for its improvement. *Journal of Lake Science*,

32(1): 36-47 (邹伟, 朱广伟, 蔡永久, 许海, 朱梦圆, 龚志军, 张运林, 秦伯强. 2020. 综合营养状态指数(TLI)在夏季长江中下游湖泊评价中的局限及改进意见. *湖泊科学*, 32(1): 36-47) [DOI: 10.18307/2020.0104]

Remote sensing inversion of trophic states for typical lakes in China

HU Minqi^{1,2}, WANG Shenglei^{3,4}, FANG Chong⁵, XUE Kun^{1,2}, SONG Kaishan⁵, MA Ronghua^{1,2}

1. Key Laboratory of Watershed Geographic Sciences, Nanjing Institute of Geography and Limnology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China;

3. International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China;

4. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

5. Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, China

Abstract: Lakes are an important part of terrestrial ecosystems. The eutrophication of lakes has become a major ecological and environmental problem in China and even globally, which is one of the key causes of lake ecosystem degradation. Effective monitoring of lake eutrophication provides an important approach to accurately grasping the ecological dynamics of lakes and strictly controlling environmental pollution in lakes. It is of great significance to determine the trophic level and quantify the trophic state of lakes for remote sensing monitoring of lake eutrophication.

In this study, we focused on the Trophic State Index (TSI), and evaluated the performance and reliability of three remote sensing methods for trophic state estimation developed for national lakes based on simultaneous field data: Forel-Ule index (FUI), total non-water absorption (a_{tw}) and Algal Biomass Index (ABI) on Landsat-8 and Sentinel-3 satellites. The fitting coefficients of the empirical models were corrected based on field data, and the accuracy before and after the algorithm corrections were compared to assess stability. The effects of the surface reflectance products and the remote sensing reflectance corrected by the atmospheric correction algorithms on the TSI inversion were further compared to examine the sensitivity of these algorithms.

Our results show that the FUI algorithm has good identification accuracy for eutrophic water bodies with lower requirements for sensor band settings (visible bands). However, it only provides qualitative judgement. The a_{tw} algorithm has good identification accuracy for mesotrophic lakes with higher requirements for sensor band settings and atmospheric corrections. The ABI algorithm provides a reliable performance of eutrophication, with good stability of satellite remote sensing data at different levels. The ABI algorithm can figure out different degrees of eutrophic waters, but relies on shortwave infrared for optical classification of water bodies. The ABI algorithm shows the best accuracy with an overall accuracy of 71% and 73% for Landsat-8 and Sentinel-3, respectively, which is better than a_{tw} (56% and 63%) and FUI (49% and 52%) algorithm.

To sum up, the FUI algorithm is preferred for the qualitative investigation of lake eutrophication to quickly and roughly grasp the trophic level, and the ABI or a_{tw} algorithm is further applied for precise quantification. It is recommended to choose one remote sensing evaluation method according to different application scenarios, which can improve the consistency and comparability of lake trophic state assessment. This study can provide an important basis for the future specification of remote sensing monitoring of lake eutrophication.

Key words: lake eutrophication, trophic state, Forel-Ule index, total non-water absorption, algal biomass, atmospheric corrections, water classification

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42361144002, 42301406, 42371371, 42071341, 42471353, U2243230); Future Star Program of Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences