

# 基于欧比特高光谱影像的滇池叶绿素 a 浓度遥感反演研究

郑著彬<sup>1</sup>, 张润飞<sup>1,2</sup>, 李建忠<sup>1,2</sup>, 林琳<sup>1</sup>, 杨虹<sup>1</sup>

1. 赣南师范大学 地理与环境工程学院, 赣州 341000;

2. 南京师范大学 地理科学学院, 南京 210023

**摘要:** 水体叶绿素 a, 即 Chla (chlorophyll-a) 浓度是表征水体富营养化程度的关键性指标, 对于水环境评估和水质遥感监测具有重要意义。欧比特高光谱卫星是中国于 2018 年发射的新一代高光谱卫星, 然而其在内陆水体水质遥感监测的适用性仍有待验证。本研究以高原富营养化湖泊滇池为研究区, 以叶绿素 a 浓度为反演指标, 利用滇池两次野外现场实测数据和欧比特高光谱 OHS (Orbita Hyperspectral) 影像, 通过分析滇池水体的光学特性, 构建了适用于欧比特高光谱影像的滇池水体叶绿素 a 浓度遥感反演模型, 并通过星地同步数据验证了反演模型的有效性, 获得了滇池叶绿素 a 浓度的空间格局。结果表明: (1) 波段比值模型 (B17/B9) 适合于基于欧比特高光谱影像的滇池水体叶绿素 a 浓度的遥感反演, 模型反演精度较高, 决定系数 ( $R^2$ ) 为 0.804, 均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差百分比 (MAPE) 分别为 6.99  $\mu\text{g/L}$  和 6.32%; (2) 2019 年 4 月 2 日滇池水体叶绿素 a 浓度呈现出由湖岸向湖泊中心逐渐降低的趋势, 东北部与东南部呈幂函数型递减, 西北部呈线性递减; (3) 滇池欧比特高光谱影像的近岸 4 个水体像元易受到陆地邻近效应的影响。本研究提出的基于欧比特高光谱影像的波段比值模型能够实现滇池叶绿素 a 浓度的遥感反演, 为内陆富营养化水体叶绿素 a 浓度的遥感监测提供了一种新的思路与方法。

**关键词:** 欧比特高光谱影像, 叶绿素 a, 滇池, 陆地邻近效应

**中图分类号:** P2

**引用格式:** 郑著彬, 张润飞, 李建忠, 林琳, 杨虹. 2022. 基于欧比特高光谱影像的滇池叶绿素 a 浓度遥感反演研究. 遥感学报, 26 (11): 2162-2173

Zheng Z B, Zhang R F, Li J Z, Lin L and Yang H. 2022. Remote sensing retrieval of chlorophyll-a concentration in Dianchi lake based on orbita hyperspectral imagery. National Remote Sensing Bulletin, 26 (11): 2162-2173 [DOI: 10.11834/jrs.20211264]

## 1 引言

水是生命之源, 是人类赖以生存和发展不可或缺的重要资源之一, 是 21 世纪可持续发展战略实施的重要保障。自然界的水体按其光学特性可分为一类水体和二类水体 (Morel 和 Prieur, 1977; Gordon 和 Morel, 1983)。二类水体主要包括内陆及近岸水体, 受人类活动和气候变化的影响较为显著, 导致近几十年来全球水质持续退化 (Guo 等, 2022; Neil 等, 2019)。随着全球工业革命与城市化进程的不断推进, 湖泊水体富营养化状况日益严重, 水环境遭到严重破坏, 水体富营养化已成为

全球共同面临的严峻问题 (Paerl 和 Paul, 2012)。水体富营养化使得水中的溶解氧大量减少, 水生生物因缺氧而大量死亡, 导致水生生态系统物种分布失衡、水华发生频率加快、水质下降等问题 (Vincent 等, 2004), 严重威胁人类健康, 不利于社会经济的健康可持续发展 (孔繁翔和高光, 2005)。

叶绿素 a 浓度是描述水体营养状态的重要水质参数, 其含量高低与水体藻类生物量密切相关, 是水体水质状况监测的重要指标 (马荣华等, 2009; Beck 等, 2016; 王敬富等, 2021)。目前, 叶绿素 a 浓度的监测方法主要有人工监测的直接法

收稿日期: 2021-04-30; 预印本: 2021-07-21

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 41701412); 江西省社会科学基金项目 (编号: 22GL27); 江西省高校人文社科研究项目 (编号: GL21143)

第一作者简介: 郑著彬, 研究方向为水色遥感与环境遥感。E-mail: zhengzhubin@gnnu.edu.cn

和遥感监测的间接法。直接法主要是通过通过对湖泊进行实地采集水样, 并将水样带回实验室进行生物化学分析, 进而得到采样点水体的叶绿素 a 浓度。该方法虽然能够精确分析和评价采样点的叶绿素 a 浓度, 但是耗时耗力、不经济, 并且水体采样点的数量有限, 只能获取整个湖泊离散的“点”状信息, 难以代表湖泊水体叶绿素 a 浓度的整体分布情况(刘阁等, 2017); 而遥感技术具有监测范围广和周期性观测等优点, 通过分析水体光学特性与叶绿素 a 浓度之间的关系, 构建合适的叶绿素 a 浓度反演模型, 并将反演模型应用于遥感影像可得到整个湖泊叶绿素 a 浓度的时空格局(刘瑶等, 2022)。

叶绿素 a 浓度遥感监测是通过分析水体的光学特性, 基于经验和统计方法寻找和分析叶绿素 a 浓度的敏感光谱波段, 将遥感数据和野外现场实测叶绿素 a 浓度数据进行数学分析, 进而构建合适的叶绿素 a 浓度反演算法(Kuchinke等, 2009; Neil等, 2019)。目前国内外学者将叶绿素 a 浓度遥感反演方法主要分为经验方法、半经验/半分析方法和分析方法(Morel和Gordon, 1980; 马荣华等, 2009)。Gurlin等(2011)利用MERIS(Medium Resolution Imaging Spectrometer)和MODIS(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)影像数据与实测数据相结合建立了叶绿素 a 浓度的经验回归模型; Gilerson等(2010)基于MERIS数据和实测数据分别测试了波段比值和三波段的叶绿素 a 浓度遥感估算模型; 李正浩等(2021)基于现场实测遥感反射率和浮游植物色素浓度数据, 确定浮游植物色素浓度与遥感反射率波段组合之间的统计关系, 并利用GOCI(Geostationary Ocean Color Imager)影像数据反演了黄海、渤海和东海等近岸水体浮游植物叶绿素 a 浓度; Brando等(2009)采用物理模型方法对澳大利亚莫顿湾的水下地形和光学活性物质进行高光谱遥感反演; Smith等(2018)基于叶绿素最优化算法利用OLCI(Ocean and Land Color Instrument)和MERIS影像数据反演一类水体的叶绿素 a 浓度; Liu等(2020)结合OLCI影像数据和半分析模型实现对二类浑浊水体叶绿素 a 浓度的遥感反演和动态监测; 李渊等(2014)利用波段比值、三波段、四波段等模型组合的基于数据同化的多模型协同反演算法对太湖水体叶绿素 a 浓度进行遥感反演, 取得了较好的效果; 李云梅等(2006)通过分析太湖水体光学特性, 利用辐射传输模型模拟水下反射光谱, 并使用优化函数的方

法成功估算太湖水体叶绿素 a 浓度。

内陆水体具有较为复杂的光学特性, 以及人类活动和风浪等不稳定因素对高原富营养化湖泊叶绿素 a 浓度的影响, 使得常规宽波段的多光谱遥感技术难以捕获其光谱特征, 因而往往导致宽波段多光谱遥感数据对内陆水体水质监测的精度不高。而光谱分辨率达到 2.5 nm 的高光谱遥感数据更容易捕捉到复杂多变的内陆水体的光学特征, 从而提高内陆水体水质监测的能力(Kutser等, 2001)。因此, 高光谱遥感技术对于内陆水体水质监测具有重要意义。

欧比特高光谱影像是中国新一代高光谱卫星影像, 也是目前全球唯一集高光谱、高空间和高时间分辨率的在轨影像产品, 优于HJ-1 HSI、ZY-1 AHSI、GF-5 AHSI等高光谱数据, 在富营养化湖泊水质监测方面具有巨大潜力(Zhang等, 2021; 刘瑶等, 2022)。然而目前关于欧比特高光谱遥感影像应用的研究较少(殷子瑶等, 2021), 尤其是对于欧比特高光谱影像能否用于高原富营养化湖泊的水质监测及其叶绿素 a 浓度遥感反演的适用性和可行性仍有待验证, 基于此, 本研究以高原富营养化湖泊滇池为研究区, 尝试构建一套适用于高原富营养化湖泊水体的国产欧比特高光谱影像的叶绿素 a 浓度遥感反演模型, 揭示滇池叶绿素 a 浓度的空间分布规律, 以期为中国生态环境、自然资源与水利等部门对湖泊水质的遥感监测与管控提供参考和数据支持, 以及在一定程度上促进国产欧比特高光谱影像的推广与应用。

## 2 材料与方法

### 2.1 研究区概况

滇池(24°32'N—25°17'N, 102°31'E—102°56'E, 图1)坐落于云贵高原, 是云南省最大的淡水湖, 也是西南地区最大的高原湖泊, 其湖面海拔1886 m, 水域面积330 km<sup>2</sup>, 平均水深5 m (Mu等, 2021)。滇池属于长江上游金沙江水系, 海埂大坝将滇池分为草海和外海两部分, 其中草海面积占滇池总面积的3.6% (Huang等, 2014; Mu等, 2021)。滇池北岸紧邻昆明主城区, 东岸毗邻昆明呈贡新城, 南岸为大规模塑料大棚花卉和蔬菜种植区, 西岸倚靠西山, 汇水面积较小, 地势陡峭。

受人类活动和风浪的影响, 具有封闭-半封闭特征的滇池易发生营养物质堆积现象, 现已成为

中国典型的高原富营养化湖泊，为国家重点治理的“三湖”之一。然而，作为西南地区居民重要的饮用水源地，滇池也服务于工农业用水、防洪、航运、旅游、水产养殖、水力发电和气象观测，对昆明及周边地区的社会经济发展起着至关重要的作用。近几十年来，随着滇池周围工业的兴起，社会经济的快速发展和人口的持续增长，越来越多的污染物从河道输入滇池，导致富营养化程度日趋严重，水环境和水生生态系统遭到严重破坏。

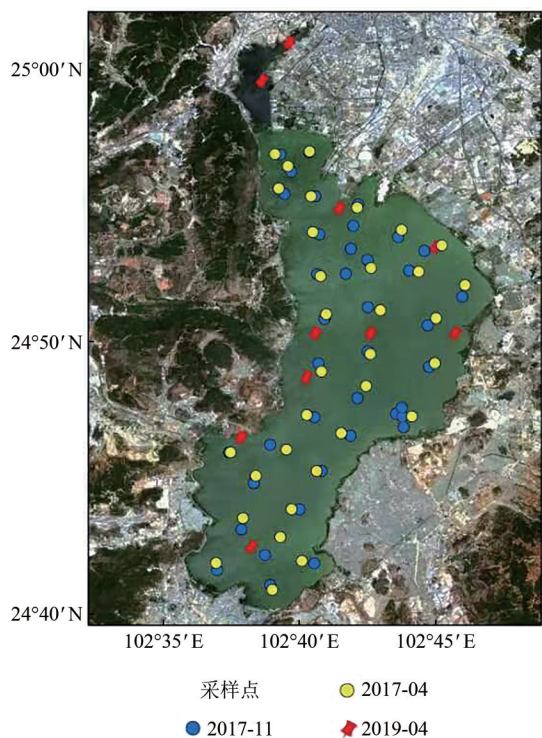


图1 滇池地理位置与采样点分布

Fig. 1 Geographical location and distribution of sampling sites of Dianchi Lake

## 2.2 野外实验与数据获取

### 2.2.1 野外实验

2017年4月和11月对滇池进行了两次野外实地采样，测量并收集了遥感反射率 ( $R_{rs}$ ) 和水样数据。在整个滇池湖区共布设了72个采样站点，在每个站点使用全球定位系统GPS接收器记录经度和纬度坐标，并从50 cm水深处收集约1000—1500 mL的地表水样品进行实验室测量和分析 (Liu 等, 2015; Liu 等, 2014); 此外，本研究还从滇池管理局获取了与欧比特高光谱影像同步 (采样日期为2019年4月2日) 的10个野外实测叶绿素a浓度数据 (图1)，以便于验证欧比特高光

谱影像叶绿素a浓度的遥感反演结果。2017年两次野外巡测实验样点 ( $N=72$ ) 和滇池管理局于2019年4月2日现场实测的10个样点 ( $N=10$ ) 分布如图1所示。

水体遥感反射率的测量采用美国ASD公司生产的ASD Field Spec 便携式野外光谱仪，该仪器具有512个光谱通道，光谱范围为350—1050 nm，光谱分辨率为2 nm。为了更好地提取水体离水辐亮度信息，减少水体镜面反射和船体自身阴影对测量结果的影响，测量时采用水面以上测量法分别测量参考板、水和天空光的辐射光谱 (唐军武等, 2004)，以观测方位角与太阳入射方向的夹角为 $135^\circ$ 、观测天顶角为 $40^\circ$ 的观测几何避免阳光直接反射到水面 (Mobley, 1999)。每个样点获取10条光谱，从中消除因偶然因素引起的异常光谱，并通过取平均值的方法获得有效光谱。水面测量的遥感反射率计算公式如下：

$$R_{rs} = \frac{L_{sw} - \rho_{sky} L_{sky}}{\pi L_p / \rho_p} \quad (1)$$

式中， $R_{rs}$ 为实测样点的光谱遥感反射率， $L_{sw}$ 是从水体表面测得的总辐亮度； $\rho_{sky}$ 是气—水界面对天空光的反射率，对于平静水面可取值为2.2%，风速为5 m/s时 $\rho_{sky}$ 取值为2.5%，风速在10 m/s时可取值为2.6%—2.8% (唐军武等, 2004)； $L_{sky}$ 是天空光辐亮度； $L_p$ 是参考板测量的辐亮度； $\rho_p$ 是参考板的反射率，其值为30%。

### 2.2.2 水样分析

本研究将采集的表层水样保存在低温条件下，当日运回实验室测定叶绿素a浓度、总悬浮物浓度、有机悬浮物浓度和无机悬浮物浓度等水质参数。叶绿素a浓度采用热乙醇—分光光度计法进行测量 (陈宇炜等, 2006)，即用 $80^\circ\text{C}$ 的90%热乙醇萃取叶绿素a，用1%的稀盐酸酸化萃取液，并利用UV2550分光光度计测量665 nm和750 nm处的吸光度，进而确定水样的叶绿素a浓度 (表1)。此外，采用常规的煅烧法测量总悬浮物、有机悬浮物和无机悬浮物的浓度 (孙德勇等, 2008)。将水样在Whatman GF/F滤膜上过滤，并将水样的过滤产物进行称重，利用过滤产物的质量除以水样的体积即可得到总悬浮物的浓度，然后继续将滤膜在 $550^\circ\text{C}$ 下再灼烧4 h以去除有机悬浮物成分，并再次称重确定无机悬浮物浓度，将总悬浮物减去无机悬浮物质量则可以得到有机悬浮物浓度。

表1 滇池水体叶绿素 a 浓度统计  
Table 1 Statistics of Chla concentration in Dianchi Lake

采样日期	最大值/( $\mu\text{g/L}$ )	最小值/( $\mu\text{g/L}$ )	平均值/( $\mu\text{g/L}$ )	标准差( $\mu\text{g/L}$ )	变异系数/%
2017/04 ( $N = 33$ )	107.53	61.86	79.98	10.63	13.29
2017/11 ( $N = 39$ )	187.01	59.67	88.96	24.88	27.97
2019/04 ( $N = 10$ )	72.00	29.00	52.00	14.97	28.78
合计 ( $N = 82$ )	187.01	29.00	80.84	22.24	27.52

### 2.3 遥感数据与数据预处理

本研究使用的遥感数据为珠海一号欧比特高光谱影像数据，该数据来源于珠海欧比特宇航科技股份有限公司，具有 2.5 nm 的高光谱分辨率和 10 m 的高空间分辨率，波段范围 400—1000 nm，共有 32 个光谱通道，辐射量化级为 10 bit，辐射动态范围具有 1024 级，成像日期为 2019 年 4 月 2 日，

具体波段参数信息如表 2 所示。为了从欧比特高光谱影像中反演得到叶绿素 a 浓度信息，需要对遥感影像进行定量化预处理，先对欧比特高光谱影像执行辐射定标，将 DN 值转化为 TOA 辐亮度；再进行 FLAASH 大气校正，将 TOA 辐亮度转换为地面反射率信息；为了考虑传感器观测几何的影响，对大气校正后的影像再执行正射校正。

表2 欧比特高光谱影像波谱基本信息  
Table 2 Basic spectral information of Orbita hyperspectral imagery

波段	中心波长/ nm	波宽/ nm	增益系数/ ( $\text{W/m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m}$ )	偏移系数/ ( $\text{W/m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m}$ )	积分 级数	波段	中心波长/ nm	波宽/ nm	增益系数/ ( $\text{W/m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m}$ )	偏移系数/ ( $\text{W/m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m}$ )	积分 级数
B1	466	5.0	0.31711	0.00000	6	B17	716	10.0	0.36147	0.00000	3
B2	480	5.0	0.33824	0.00000	6	B18	730	10.0	0.38121	0.00000	3
B3	500	5.0	0.42547	0.00000	6	B19	746	10.0	0.35642	0.00000	3
B4	520	6.0	0.45222	0.00000	6	B20	760	10.0	0.28216	0.00000	3
B5	536	6.0	0.45314	0.00000	6	B21	776	9.0	0.36163	0.00000	3
B6	550	7.0	0.47178	0.00000	6	B22	790	12.0	0.34793	0.00000	3
B7	566	7.0	0.43948	0.00000	6	B23	806	11.0	0.36328	0.00000	3
B8	580	8.0	0.42103	0.00000	6	B24	820	12.0	0.35926	0.00000	3
B9	596	8.0	0.46463	0.00000	5	B25	836	9.0	0.38408	0.00000	3
B10	610	7.0	0.41791	0.00000	5	B26	850	11.0	0.38707	0.00000	3
B11	626	8.0	0.37667	0.00000	5	B27	866	11.0	0.38515	0.00000	3
B12	640	8.0	0.36352	0.00000	5	B28	880	12.0	0.32043	0.00000	4
B13	656	8.0	0.39356	0.00000	4	B29	896	11.0	0.28990	0.00000	5
B14	670	9.0	0.38094	0.00000	4	B30	910	11.0	0.30713	0.00000	5
B15	686	10.0	0.31421	0.00000	4	B31	926	14.0	0.34246	0.00000	6
B16	700	10.0	0.42416	0.00000	3	B32	940	13.0	0.22125	0.00000	8

### 2.4 基于实测遥感反射率的欧比特高光谱影像模拟

为了使用欧比特高光谱影像估算叶绿素 a 浓度，利用野外现场测量的光谱遥感反射率数据，结合欧比特高光谱影像的光谱响应函数来模拟欧比特高光谱影像的光谱特性 (Zhang 等, 2021; Li 等, 2015)，模拟结果可以通过以下公式推导 (Zheng 等, 2015)：

$$R_{rs}(B_i) = \frac{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} R_{rs}(\lambda) f(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} f(\lambda) d\lambda} \quad (2)$$

式中， $R_{rs}(B_i)$  表示现场实测遥感反射率对欧比特高光谱影像第  $i$  波段从  $\lambda_{\min}$  到  $\lambda_{\max}$  积分的模拟光谱通道。

### 2.5 模型精度评价

为了评价模型的反演效果，本研究选用 3 个指标评价模型性能，包括决定系数 ( $R^2$ )、均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 和平均绝对误差百分比 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)。其中，RMSE 和 MAPE 的计算公式为 (Liu 等, 2018)：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\text{Chla}_i - \text{Chla}_i')^2} \quad (3)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\text{Chla}_i - \text{Chla}_i'}{\text{Chla}_i} \right| \times 100\% \quad (4)$$

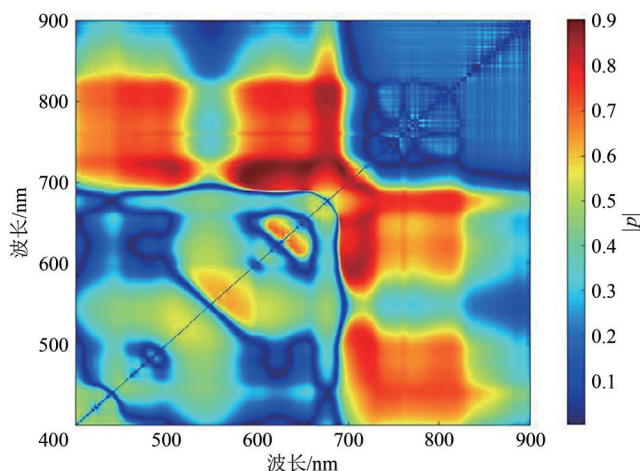
式中,  $n$  是指样本数量,  $\text{Chla}_i$  和  $\text{Chla}_i'$  分别是  $\text{Chla}$  浓度的实测值和估算值。

### 3 结果与分析

#### 3.1 基于实测光谱的叶绿素 a 浓度估算模型

为构建适用于滇池水体的叶绿素 a 浓度高光谱遥感估算模型, 本研究利用两次野外实验获得的 72 组现场测量的原位样点光谱特性数据和叶绿素 a 浓度数据进行相关分析, 计算每个光谱波段和叶绿素 a 浓度的相关系数, 以找到叶绿素 a 浓度的敏感光谱波段和叶绿素 a 浓度遥感反演的最优波段组合。

常用的水体叶绿素 a 浓度遥感反演算法有经验

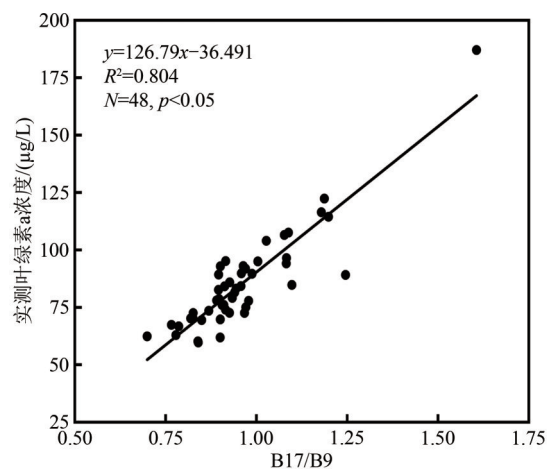


(a) 波段比值与叶绿素 a 浓度的相关系数  
(a) The correlation coefficient between band ratio and Chla concentration

方法、半经验/半分析方法和分析方法, 本研究主要是检验欧比特高光谱影像在内陆水体叶绿素 a 浓度的反演能力, 因此选用较为简单的经验方法。为确定最优波段组合, 分别计算各波段比值因子与野外原位样点实测的叶绿素 a 浓度之间的相关系数。如图 2 所示,  $R_{rs}(716)/R_{rs}(595)$  与叶绿素 a 浓度的相关性最高 ( $R^2=0.819$ ,  $p<0.05$ ), 是叶绿素 a 浓度估算的最优波段组合。因此, 本研究选用 716 nm 和 595 nm 处的遥感反射率作为叶绿素 a 浓度遥感估算的基准因子, 以  $R_{rs}(716)/R_{rs}(595)$  的比值为自变量, 实测叶绿素 a 浓度为因变量, 建立相应的滇池水体叶绿素 a 浓度估算模型为

$$\text{Chla} = 133.96 \times \left( \frac{R_{rs}(716)}{R_{rs}(595)} \right) - 44.222 \quad (5)$$

式中,  $\text{Chla}$  为滇池水体叶绿素 a 浓度,  $R_{rs}(716)$  和  $R_{rs}(595)$  分别为 716 nm 和 595 nm 处的野外实测遥感反射率。



(b) 基于最优波段比值的叶绿素 a 浓度估算模型构建  
(b) Development of estimation model of Chla concentration based on the optimal band ratio

图 2 基于实测光谱的叶绿素 a 浓度估算模型构建

Fig.2 Development of Chla concentration estimation model based on in-situ spectra

#### 3.2 基于模拟 OHS 影像的叶绿素 a 浓度反演模型

上述基于实测光谱的叶绿素 a 浓度估算模型的研究结果表明, 近红外与红光波段比值 ( $R_{rs}(716)/R_{rs}(595)$ ) 对于滇池水体的叶绿素 a 浓度估算精度较高且简单易行, 因此将其作为卫星遥感影像反演的基础。但是实测光谱与欧比特高光谱影像的波段设置和光谱响应存在差异, 实测光谱数据无

法直接反映欧比特高光谱影像的真实情况, 需结合实测光谱数据和光谱响应函数获得基于模拟欧比特高光谱影像的等效波段反射率信息 (Zhang 等, 2021)。根据欧比特高光谱影像的波段设置 (表 2),  $R_{rs}(716)$  和  $R_{rs}(595)$  分别对应于欧比特高光谱影像的 B17 和 B9, 因此利用欧比特高光谱影像模拟的 B17 和 B9 波段等效遥感反射率进行叶绿素 a 浓度遥感反演模型的构建。为了评价所构建模

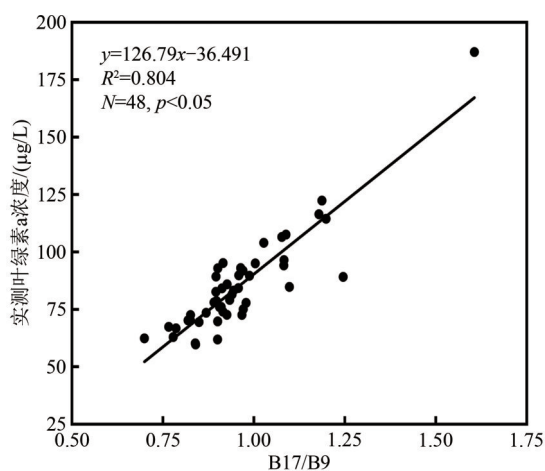
型的鲁棒性，将两次野外现场采集的 72 个样点数据随机分为两组，其中 2/3 样点 ( $N = 48$ ) 用于模型建立，其余 1/3 样点 ( $N = 24$ ) 用于模型验证 (沈明等, 2017)，所构建的叶绿素 a 浓度遥感反演模型为：

$$\text{Chla} = 126.79 \times \left( \frac{\text{B17}}{\text{B9}} \right) - 36.491 \quad (6)$$

式中，Chla 表示滇池水体叶绿素 a 浓度，B17 和 B9 分别表示欧比特高光谱影像的第 17 和第 9 波段的等效遥感反射率。

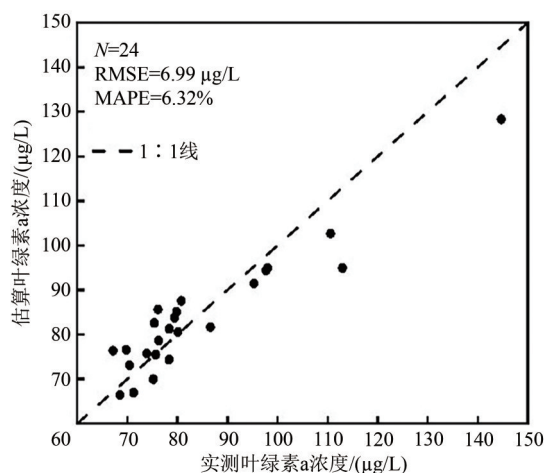
图 3 结果表明，本研究提出的波段比值模型在训练和验证数据集中表现良好，波段比值因子

B17/B9 与野外实测叶绿素 a 浓度之间存在显著相关性 ( $R^2=0.804$ ,  $p<0.05$ )。将使用波段比值模型估算得到的叶绿素 a 浓度与实测叶绿素 a 浓度进行对比，实测值与估算值具有较好的一致性，其散点较均匀分布在 1 : 1 线两侧，反演模型的 RMSE 为  $6.99 \mu\text{g/L}$ ，MAPE 为 6.32%，估算精度在可允许的误差范围之内。由此说明本研究构建的波段比值模型能够用于滇池水体叶绿素 a 浓度的遥感反演，并取得了较好的反演效果，同时也表明欧比特高光谱影像能够有效反演高原富营养化湖泊水体的叶绿素 a 浓度，为内陆湖泊水体叶绿素 a 浓度的遥感监测提供了一种新的策略。



(a) 基于模拟欧比特高光谱影像的模型构建

(a) Model development based on simulated OHS imagery



(b) 基于模拟欧比特高光谱影像的模型验证

(b) Model validation based on simulated OHS imagery

图 3 基于模拟欧比特高光谱影像的叶绿素 a 浓度估算模型构建与验证

Fig.3 Development and validation of Chla concentration estimation model based on simulated OHS imagery

### 3.3 叶绿素 a 浓度反演结果验证

为了进一步验证波段比值模型对欧比特高光谱影像的有效性和可行性，利用 2019 年 4 月 2 日滇池管理局采集的、与欧比特高光谱影像同步的、均匀分布在滇池的 10 个观测样点叶绿素 a 浓度数据用于模型评价。如图 4 所示，基于波段比值模型反演得到的叶绿素 a 浓度与现场实测的叶绿素 a 浓度较均匀分布在 1 : 1 线两侧，RMSE 和 MAPE 分别为  $12.47 \mu\text{g/L}$  和 22.53%，误差在可接受的范围之内。据此，本研究提出的波段比值模型可以用于滇池水体叶绿素 a 浓度的遥感反演，表明 OHS 影像适用于内陆湖泊水体叶绿素 a 浓度遥感反演。

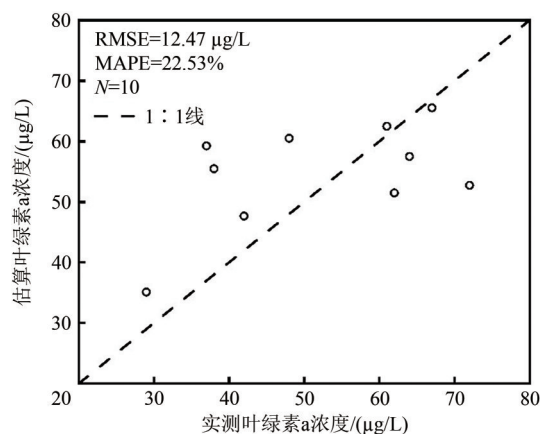


图 4 叶绿素 a 浓度反演结果验证

Fig.4 Validation of Chla concentration derived from Orbita hyperspectral imagery

### 3.4 滇池叶绿素 a 浓度空间格局

将波段比值模型应用于滇池欧比特高光谱影像, 以获得滇池叶绿素 a 浓度空间格局 (图 5 (a)), 并在反演结果中随机选择 3 条横断线以定量分析滇池叶绿素 a 浓度的空间分布规律。从图 5 (b) 可以看出, 以离湖岸的距离即像元距离为横坐标, 叶绿素 a 浓度为纵坐标, 3 条横断线均显示出随着像元距离的增大, 叶绿素 a 浓度逐渐减小, 揭示了滇池叶绿素 a 浓度整体呈现出从湖岸向湖泊中心递减的趋势。但对于不同的横断线, 其递减的趋势也

不尽相同, 横断线 1 (即东北部) 与横断线 2 (即东南部) 位于昆明主城区附近, 严重受人为活动的影响, 叶绿素 a 浓度呈幂函数型递减, 前 3 个像元的递减趋势较快, 随后递减趋势较为平缓, 而横断线 3 (即西北部) 依靠西山, 人为活动较少, 叶绿素 a 浓度呈线性递减, 在整个像元距离范围内递减趋势较均匀。滇池中心的叶绿素 a 浓度最低, 为 20—40  $\mu\text{g/L}$ , 而湖泊沿岸的叶绿素 a 浓度最高, 达到 100—160  $\mu\text{g/L}$ , 2019 年 4 月 2 日整个滇池湖泊水体的平均叶绿素 a 浓度估算为  $54.28 \pm 19.30 \mu\text{g/L}$ 。

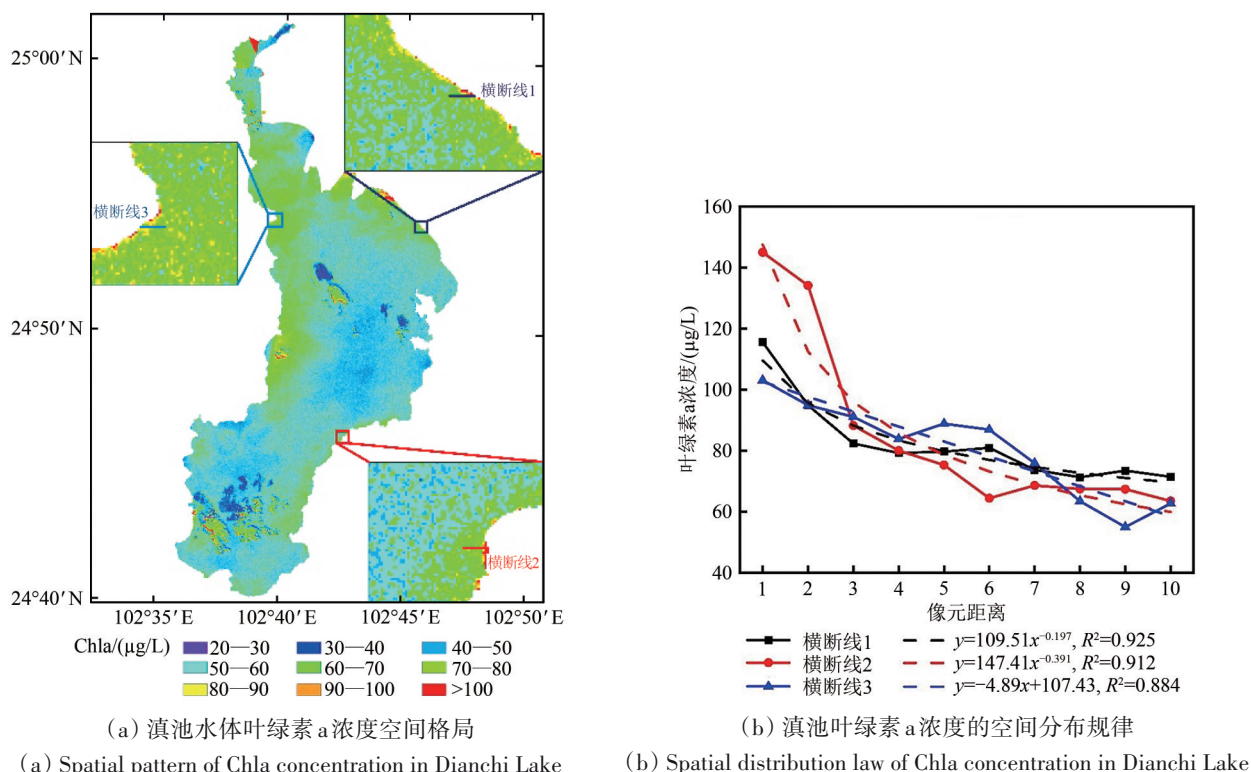


图 5 2019 年 4 月 2 日滇池水体叶绿素 a 浓度空间格局

Fig.5 Spatial pattern of chlorophyll-a concentration in Dianchi Lake on April 2, 2019

## 4 讨论

### 4.1 陆地邻近效应对反演结果的影响

陆地邻近效应是指遥感影像中的近岸水体像元反射率受到附近地表的影响而高于正常水体反射率的现象 (毕顺等, 2018), 在一定程度上影响叶绿素 a 浓度的空间格局, 因此该效应的消除对于滇池叶绿素 a 浓度的准确估算具有重要意义。为了确定陆地邻近效应对反演结果的影响, 分别在欧

比特高光谱的 B9 和 B17 波段影像中选取图 5a 中的横断线 1, 计算相对偏差, 即当前像元与下一像元之间反射率的相对差异。如图 6 所示, B9 和 B17 波段受到不同程度的邻近效应影响, 当距岸边为 4 个以内的像元时, B9 的相对偏差超过 10%, 受邻近效应的影响较为严重, 当像元距离超过 4 时, B9 的相对偏差低于 5%, 而 B17 的相对偏差随像元距离变化不大, 几乎不受邻近效应的影响, 因此滇池叶绿素 a 浓度反演结果的近岸 4 个像元受到邻近效应的影响, 与冯炼 (2021) 的研究结果一致。本

研究将反演结果的近岸 4 个水体像元进行掩膜前后的对比 (图 7), 以更直观地表达邻近效应对滇池叶绿素 a 浓度反演结果的影响。从图 6 和图 7 可以看出, 滇池水体的近岸 4 个像元易受到陆地邻近效应的干扰, 因此在对滇池水质参数进行定量反演时, 应对近岸 4 个像元进行掩膜处理以剔除邻近效应的影响。

#### 4.2 叶绿素 a 浓度估算模型对比

与前人构建的叶绿素 a 浓度遥感估算模型相比, 本研究提出的波段比值模型的性能又如何呢? 为了回答这一问题, 将本研究构建的波段比值模型与常用的叶绿素 a 浓度遥感反演算法进行对比。如表 3 所示, 与前人的叶绿素 a 浓度遥感反演算法相比, 本研究构建的波段比值模型的  $R^2$  最高, RMSE 和 MAPE 均最低, 估算精度和效果最好 ( $R^2=0.804$ ,  $RMSE=6.99 \mu\text{g/L}$ ,  $MAPE=6.32\%$ ), 表明该模型是滇池水体叶绿素 a 浓度遥感反演的最佳模

型, 欧比特高光谱影像能够适用于滇池叶绿素 a 浓度的遥感反演。

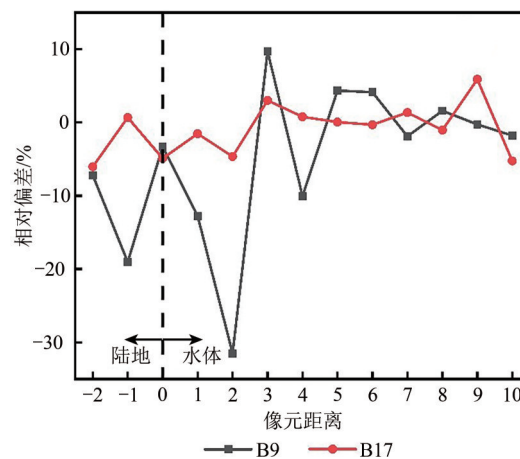
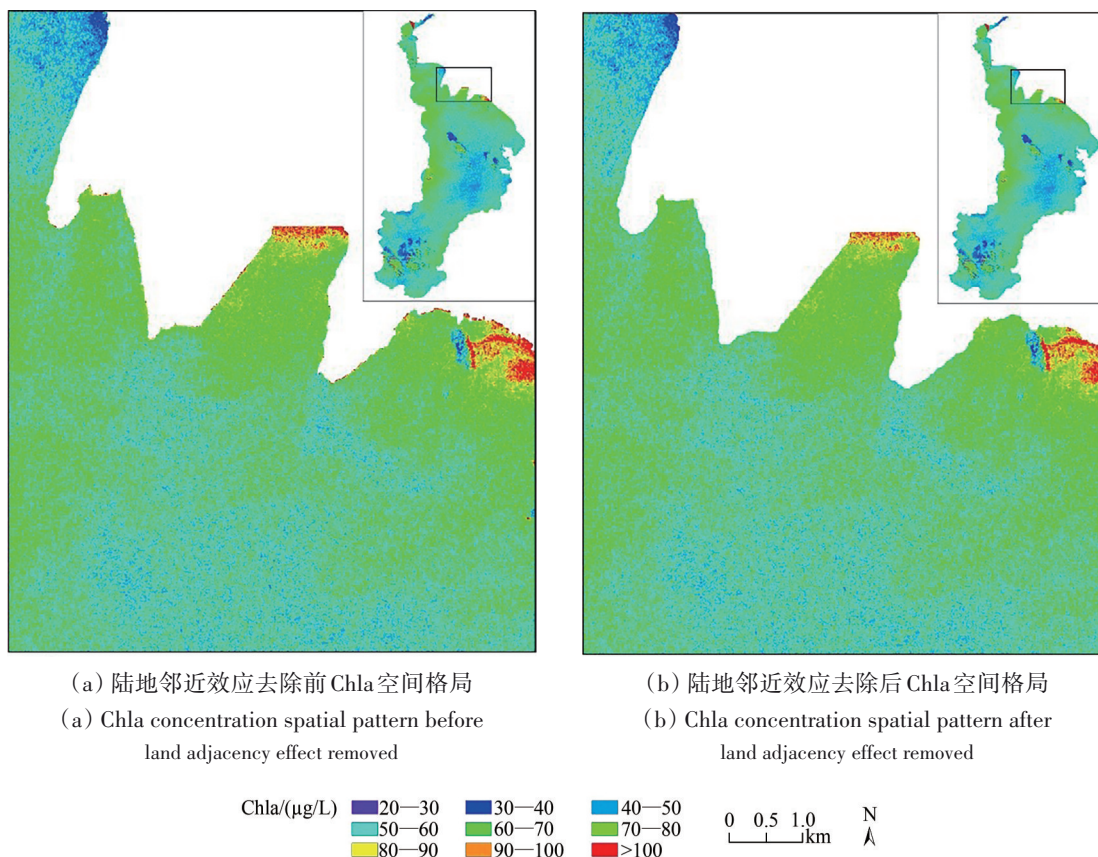


图 6 欧比特高光谱影像中近岸水体像元反射率的相对偏差变化

Fig.6 Variation of the relative difference of the pixel reflectance of the nearshore water in the OHS imagery



(a) 陆地邻近效应去除前 Chla 空间格局  
(a) Chla concentration spatial pattern before land adjacency effect removed

(b) 陆地邻近效应去除后 Chla 空间格局  
(b) Chla concentration spatial pattern after land adjacency effect removed

图 7 陆地邻近效应去除前后 Chla 浓度空间格局对比

Fig.7 Comparison of the spatial pattern of Chla concentration before and after the land adjacency effect removed



表3 与现有的叶绿素a浓度遥感反演模型对比

Table 3 Comparison with the existing remote sensing retrieval model of chlorophyll-a concentration

模型来源	变量/ $x$	模型形式	$R^2$	RMSE/( $\mu\text{g/L}$ )	MAPE/%
Gurlin等(2011)	B19/B14	$\text{Chla}=87.324x+14.981$	0.636	8.67	7.54
	B16/B14	$\text{Chla}=55.950x-12.962$	0.568	14.48	13.71
Yang等(2010)	$(1/B14-1/B16)(1/B20-1/B16)$	$\text{Chla}=-0.0009x+86.671$	0.005	17.70	14.95
郭宇龙等(2015)	$(1/B15-1/B13)B19$	$\text{Chla}=396.27x+41.133$	0.547	11.47	9.33
	$(1/B15-1/B16)B20$	$\text{Chla}=161.77x+46.631$	0.681	8.73	7.66
Härmä等(2001)	$(B5-B19)(B6-B19)$	$\text{Chla}=-17747x+89.572$	0.026	17.68	15.00
杜聪等(2009)	$(1/B15-1/B17)B26$	$\text{Chla}=201.53x+62.919$	0.639	8.56	6.97
毕顺等(2018)	$(1/B14-1/B16)B20$	$\text{Chla}=110.36x+48.483$	0.660	9.24	8.32
Lyu等(2015)	$(1/B14-1/B16)B21$	$\text{Chla}=111.80x+47.539$	0.669	9.09	8.26
	$(1/B14-1/B16)(1/B27-1/B16)$	$\text{Chla}=-0.0001x+85.585$	0.001	17.63	15.10
本研究	B17/B9	$\text{Chla}=126.79x-36.491$	0.804	6.99	6.32

## 5 结论

本研究以高原富营养化湖泊滇池为研究区,利用野外实测光谱数据和叶绿素a浓度数据,构建了适用于欧比特高光谱影像的滇池叶绿素a浓度遥感反演最佳模型,获得了滇池叶绿素a浓度的空间格局,验证了欧比特高光谱影像对于内陆富营养化水体水质监测的有效性和可行性。主要得出以下结论:

(1) 基于实测光谱的 $R_{rs}(716)/R_{rs}(595)$ 波段组合是滇池水体叶绿素a浓度遥感估算的最优波段比值模型,模型的 $R^2$ 为0.819。

(2) B17/B9波段比值模型适用于基于欧比特高光谱影像的滇池水体叶绿素a浓度遥感反演,模型的 $R^2$ 为0.804, RMSE为6.99  $\mu\text{g/L}$ , MAPE为6.32%。

(3) 2019年4月2日滇池水体叶绿素a浓度呈现出周边沿岸地区高、湖泊中心低的特点,并且滇池近岸水体4个像元易受到陆地邻近效应的影响,为消除该影响,在进行水质参数遥感反演时需要对其进行掩膜处理。

(4) 与前人提出的叶绿素a浓度遥感反演算法相比,基于欧比特高光谱影像的波段比值模型(B17/B9)估算效果最佳,提高了叶绿素a浓度的反演精度,为内陆水体叶绿素a浓度的遥感估算提供了一种新的思路与方法。

综上,基于星地同步实验,验证了欧比特高光谱影像在高原富营养化湖泊水体叶绿素a浓度遥

感反演的适用性,表明其在内陆水体水质参数定量反演方面具有重要潜力。此外,由于本研究提出的叶绿素a浓度遥感反演算法属于经验模型,其在不同类型湖泊水体的适用性有待进一步验证。

**志 谢** 本研究野外实测数据集来源于南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室水环境课题组,感谢李云梅教授的帮助和相关实验人员的辛苦付出;本研究所使用的欧比特高光谱影像数据来源于珠海欧比特宇航科技股份有限公司,感谢珠海欧比特宇航科技股份有限公司对本研究提供的数据支持。

## 参考文献(References)

- Beck R, Zhan S G, Liu H X, Tong S, Yang B, Xu M, Ye Z X, Huang Y, Shu S, Wu Q S, Wang S J, Berling K, Murray A, Emery E, Reif M, Harwood J, Young J, Nietch C, Macke D, Martin M, Stillings G, Stump R and Su H B. 2016. Comparison of satellite reflectance algorithms for estimating chlorophyll-a in a temperate reservoir using coincident hyperspectral aircraft imagery and dense coincident surface observations. *Remote Sensing of Environment*, 178: 15-30 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.03.002]
- Bi S, Li Y M, Lü H, Zhu L, Mu M, Lei S H, Xu J, Wen S and Ding X L. 2018. Estimation of chlorophyll-a concentration in Lake Erhai based on OLCI data. *Journal of Lake Sciences*, 30(3): 701-712 (毕顺, 李云梅, 吕恒, 朱利, 牟蒙, 雷少华, 徐杰, 温爽, 丁潇蕾. 2018. 基于OLCI数据的洱海叶绿素a浓度估算. *湖泊科学*, 30(3): 701-712) [DOI: 10.18307/2018.0312]
- Brando V E, Anstee J M, Wettle M, Dekker A G, Phinn S R and Roelfsema C. 2009. A physics based retrieval and quality assessment of

- bathymetry from suboptimal hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 113(4): 755-770 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.12.003]
- Chen Y W, Chen K N and Hu Y H. 2006. Discussion on possible error for phytoplankton chlorophyll-a concentration analysis using hot-ethanol extraction method. *Journal of Lake Sciences*, 18(5): 550-552 (陈宇炜, 陈开宁, 胡耀辉. 2006. 浮游植物叶绿素 a 测定的“热乙醇法”及其测定误差的探讨. *湖泊科学*, 18(5): 550-552) [DOI: 10.18307/2006.0519]
- Du C, Wang S X, Zhou Y and Yan F L. 2009. Remote chlorophyll a retrieval in Taihu lake by three-band model using Hyperion hyperspectral data. *Environmental Science*, 30(10): 2904-2910 (杜聪, 王世新, 周艺, 阎福礼. 2009. 利用 Hyperion 高光谱数据的三波段法反演太湖叶绿素 a 浓度. *环境科学*, 30(10): 2904-2910) [DOI: 10.13227/j.hjlx.2009.10.013]
- 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]
- Gilerson A A, Gitelson A A, Zhou J, Gurlin D, Moses W, Ioannou I and Ahmed S A. 2010. Algorithms for remote estimation of chlorophyll-a in coastal and inland waters using red and near infrared bands. *Optics Express*, 18(23): 24109-24125 [DOI: 10.1364/OE.18.024109]
- Gordon H R and Morel A Y. 1983. *Remote Assessment of Ocean Color for Interpretation of Satellite Visible Imagery: A Review*. New York: Springer-Verlag: 1-114.
- Guo Y L, Li Y M, Li Y, Lü H, Liu G, Wang X D and Zhang S M. 2015. A three band chlorophyll-a concentration estimation model based on GOCI imagery. *Environmental Science*, 36(9): 3175-3185 (郭宇龙, 李云梅, 李渊, 吕恒, 刘阁, 王旭东, 张思敏. 2015. 一种基于 GOCI 数据的叶绿素 a 浓度三波段估算模型. *环境科学*, 36(9): 3175-3185) [DOI: 10.13227/j.hjlx.2015.09.008]
- Guo Y L, Huang C C, Li Y M, Du C G, Shi L F, Li Y, Chen W Q, Wei H J, Cai E X and Ji G X. 2022. Hyperspectral reconstruction method for optically complex inland waters based on bio-optical model and sparse representing. *Remote Sensing of Environment*, 276: 113045 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113045]
- Gurlin D, Gitelson A A and Moses W J. 2011. Remote estimation of chl-a concentration in turbid productive waters — return to a simple two-band NIR-red model?. *Remote Sensing of Environment*, 115(12): 3479-3490 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.08.011]
- Härmä P, Vepsäläinen J, Hannonen T, Pyhälähti T, Kämäri J, Kallio K, Eloheimo K and Koponen S. 2001. Detection of water quality using simulated satellite data and semi-empirical algorithms in Finland. *Science of the Total Environment*, 268(1/3): 107-121 [DOI: 10.1016/S0048-9697(00)00688-4]
- Huang C C, Wang X L, Yang H, Li Y M, Wang Y H, Chen X and Xu L J. 2014. Satellite data regarding the eutrophication response to human activities in the plateau lake Dianchi in China from 1974 to 2009. *Science of the Total Environment*, 485-486: 1-11 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2014.03.031]
- Kong F X and Gao G. 2005. Hypothesis on cyanobacteria bloom-forming mechanism in large shallow eutrophic lakes. *Acta Ecologica Sinica*, 25(3): 589-595 (孔繁翔, 高光. 2005. 大型浅水富营养化湖泊中蓝藻水华形成机理的思考. *生态学报*, 25(3): 589-595) [DOI: 10.3321/j.issn:1000-0933.2005.03.028]
- Kuchinke C P, Gordon H R, Harding Jr L W and Voss K J. 2009. Spectral optimization for constituent retrieval in Case 2 waters II: validation study in the Chesapeake Bay. *Remote Sensing of Environment*, 113(3): 610-621 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.11.002]
- Kutser T, Herlevi A, Kallio K and Arst H. 2001. A hyperspectral model for interpretation of passive optical remote sensing data from turbid lakes. *Science of the Total Environment*, 268(1/3): 47-58 [DOI: 10.1016/S0048-9697(00)00682-3]
- Li J, Chen X L, Tian L Q, Huang J and Feng L. 2015. Improved capabilities of the Chinese high-resolution remote sensing satellite GF-1 for monitoring suspended particulate matter (SPM) in inland waters: Radiometric and spatial considerations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 106: 145-156 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.05.009]
- Li Y, Li Y M, Lü H, Zhu L, Wu C Q, Du C G and Wang S. 2014. Multi-model collaborative retrieval of chlorophyll a in Taihu lake based on data assimilation. *Environmental Science*, 35(9): 3389-3396 (李渊, 李云梅, 吕恒, 朱利, 吴传庆, 杜成功, 王帅. 2014. 基于数据同化的太湖叶绿素多模型协同反演. *环境科学*, 35(9): 3389-3396) [DOI: 10.13227/j.hjlx.2014.09.020]
- Li Y M, Huang J Z, Wei Y C and Lu W N. 2006. Inverting chlorophyll concentration of Taihu lake by analytic model. *Journal of Remote Sensing*, 10(2): 169-175 (李云梅, 黄家柱, 韦玉春, 陆皖宁. 2006. 用分析模型方法反演水体叶绿素的浓度. *遥感学报*, 10(2): 169-175)
- Li Z H, Chen Z Z, Wang L Y, Sun D Y, Zhao B R and Wang S Q. 2021. Remote sensing inversion of concentration of phytoplankton chlorophyll and carotenoid from GOCI measurements in coastal waters. *Acta Optica Sinica*, 41(2): 7-17 (李正浩, 陈志钊, 王力彦, 孙德勇, 赵彬如, 王胜强. 2021. 结合 GOCI 数据反演近海浮游植物叶绿素和类胡萝卜素浓度. *光学学报*, 41(2): 7-17) [DOI: 10.3788/AOS202141.0201001]
- Liu D, Pan D L, Bai Y, He X Q, Wang D F, Wei J A and Zhang L. 2015. Remote sensing observation of particulate organic carbon in the Pearl River estuary. *Remote Sensing*, 7(7): 8683-8704 [DOI: 10.3390/rs70708683]
- 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 G, Li Y M, Lü H, Mu M, Lei S H, Wen S, Bi S and Ding X L. 2017. Remote sensing of chlorophyll-a concentration in Lake Hongze using long time series MERIS observations. *Environmen-*

- tal Science, 38(9): 3645-3656 (刘阁, 李云梅, 吕恒, 牟蒙, 雷少华, 温爽, 毕顺, 丁潇蕾). 2017. 基于MERIS影像的洪泽湖叶绿素a浓度时空变化规律分析. 环境科学, 38(9): 3645-3656 [DOI: 10.13227/j.hjxx.201702192]
- Liu G, Simis S G H, Li L, Wang Q, Li Y M, Song K S, Lyu H, Zheng Z B and Shi K. 2018. A four-band semi-analytical model for estimating phycocyanin in Inland waters from simulated MERIS and OLCI data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 56(3): 1374-1385 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2761996]
- Liu Q, Pan D L, Bai Y, Wu K, Authur Chen C T, Liu Z L and Zhang L. 2014. Estimating dissolved organic carbon inventories in the East China Sea using remote-sensing data. Journal of Geophysical Research: Oceans, 119(10): 6557-6574 [DOI: 10.1002/2014JC009868]
- Liu Y, Li J S, Xiao C C, Zhang F F and Wang S L. 2022. Inland water chlorophyll-a retrieval based on ZY-1 02D satellite hyperspectral observations. National Remote Sensing Bulletin, 26(1): 168-178 (刘瑶, 李俊生, 肖晨超, 张方方, 王胜蕾). 2022. 资源一号02D高光谱影像内陆水体叶绿素a浓度反演. 遥感学报, 26(1): 168-178 [DOI: 10.11834/jrs.20221244]
- Lyu H, Li X J, Wang Y N, Jin Q, Cao K, Wang Q and Li Y M. 2015. Evaluation of chlorophyll-a retrieval algorithms based on MERIS bands for optically varying eutrophic inland lakes. Science of the Total Environment, 530-531: 373-382 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2015.05.115]
- Ma R H, Tang J W, Duan H T and Pan D L. 2009. Progress in lake water color remote sensing. Journal of Lake Sciences, 21(2): 143-158 (马荣华, 唐军武, 段洪涛, 潘德炉). 2009. 湖泊水色遥感研究进展. 湖泊科学, 21(2): 143-158 [DOI: 10.18307/2009.0201]
- Mobley C D. 1999. Estimation of the remote-sensing reflectance from above-surface measurements. Applied Optics, 38(36): 7442-7455 [DOI: 10.1364/AO.38.007442]
- Morel A and Prieur L. 1977. Analysis of variations in ocean color. Limnology and Oceanography, 22(4): 709-722 [DOI: 10.4319/lo.1977.22.4.0709]
- Morel A Y and Gordon H R. 1980. Report of the working group on water color. Boundary-Layer Meteorology, 18(3): 343-355 [DOI: 10.1007/BF00122030]
- Mu M, Li Y M, Bi S, Lyu H, Xu J, Lei S H, Miao S, Zeng S, Zheng Z B and Du C G. 2021. Prediction of algal bloom occurrence based on the naive Bayesian model considering satellite image pixel differences. Ecological Indicators, 124: 107416 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.107416]
- Neil C, Spyarakos E, Hunter P D and Tyler A N. 2019. A global approach for chlorophyll-a retrieval across optically complex inland waters based on optical water types. Remote Sensing of Environment, 229: 159-178 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.027]
- Paerl H W and Paul V J. 2012. Climate change: links to global expansion of harmful cyanobacteria. Water Research, 46(5): 1349-1363 [DOI: 10.1016/j.watres.2011.08.002]
- Shen M, Duan H T, Cao Z G, Xue K and Ma R H. 2017. Remote sensing estimation algorithm of diffuse attenuation coefficient applicable to different satellite data in Lake Taihu, China. Journal of Lake Sciences, 29(6): 1473-1484 (沈明, 段洪涛, 曹志刚, 薛坤, 马荣华). 2017. 适用于多种卫星数据的太湖水体漫衰减系数估算算法. 湖泊科学, 29(6): 1473-1484 [DOI: 10.18307/2017.0619]
- Smith M E, Lain L R and Bernard S. 2018. An optimized Chlorophyll a switching algorithm for MERIS and OLCI in phytoplankton-dominated waters. Remote Sensing of Environment, 215: 217-227 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.002]
- Sun D Y, Li Y M, Huang J Z, Le C F, Gong S Q and Wu L. 2008. Spectral absorption characteristics and slope coefficients analysis of in-water constituents in Meiliang Bay of Lake Taihu in the summer season. Acta Ecologica Sinica, 28(2): 749-760 (孙德勇, 李云梅, 黄家柱, 乐成峰, 龚绍琦, 伍蓝). 2008. 太湖梅梁湾夏季水体组分光谱吸收特性. 生态学报, 28(2): 749-760 [DOI: 10.3321/j.issn:1000-0933.2008.02.037]
- Tang J W, Tian G L, Wang X Y, Wang X M and Song Q J. 2004. The methods of water spectra measurement and analysis I: above-water method. Journal of Remote Sensing, 8(1): 37-44 (唐军武, 田国良, 汪小勇, 王晓梅, 宋庆君). 2004. 水体光谱测量与分析I: 水面上测量法. 遥感学报, 8(1): 37-44 [DOI: 10.11834/jrs.20040106]
- Vincent R K, Qin X M, McKay R M L, Miner J, Czajkowski K, Savino J and Bridgeman T. 2004. Phycocyanin detection from LANDSAT TM data for mapping cyanobacterial blooms in Lake Erie. Remote Sensing of Environment, 89(3): 381-392 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.10.014]
- Wang J F, Chen J A, Chen Q, Jin Z X and Zeng H X. 2021. Biogeochemical cycling of phosphorus in deep-water reservoirs. Quaternary Sciences, 41(4): 1192-1205 (王敬富, 陈敬安, 陈权, 金祖雪, 曾华献). 2021. 深水水库磷的生物地球化学循环. 第四纪研究, 41(4): 1192-1205 [DOI: 10.11928/j.issn.1001-7410.2021.04.25]
- Yang W, Matsushita B K, Chen J, Fukushima T and Ma R H. 2010. An enhanced three-band index for estimating chlorophyll-a in turbid case-II waters: case studies of Lake Kasumigaura, Japan, and Lake Dianchi, China. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 7(4): 655-659 [DOI: 10.1109/LGRS.2010.2044364]
- Yin Z Y, Li J S, Fan H S, Gao M and Xie Y. 2021. Preliminary study on water quality parameter inversion for the Yuqiao reservoir based on Zhuhai-1 hyperspectral satellite data. Spectroscopy and Spectral Analysis, 41(2): 494-498 (殷子瑶, 李俊生, 范海生, 高敏, 谢娅). 2021. 珠海一号高光谱卫星的于桥水库水质参数反演初步研究. 光谱学与光谱分析, 41(2): 494-498 [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2021)02-0494-05]
- Zhang R F, Zheng Z B, Liu G, Du C G, Du C, Lei S H, Xu Y F, Xu J, Mu M, Bi S and Li J Z. 2021. Simulation and assessment of the capabilities of Orbita Hyperspectral (OHS) imagery for remotely monitoring chlorophyll-a in eutrophic plateau lakes. Remote Sensing, 13(14): 2821 [DOI: 10.3390/rs13142821]
- Zheng Z B, Li Y M, Guo Y L, Xu Y F, Liu G and Du C G. 2015. Landsat-based long-term monitoring of total suspended matter concentration pattern change in the wet season for Dongting Lake, China. Remote Sensing, 7(10): 13975-13999 [DOI: 10.3390/rs71013975]

## Remote sensing retrieval of chlorophyll-a concentration in Dianchi lake based on orbita hyperspectral imagery

ZHENG Zhubin<sup>1</sup>, ZHANG Runfei<sup>1,2</sup>, LI Jianzhong<sup>1,2</sup>, LIN Lin<sup>1</sup>, YANG Hong<sup>1</sup>

1. School of Geography and Environmental Engineering, Gannan Normal University, Ganzhou 341000, China;

2. School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China

**Abstract:** The chlorophyll-a (Chla) concentration that refers to the content of Chla contained in per unit volume water, is a key indicator describing the eutrophication degree of lake waters. Accurate quantification of Chla concentration is of great significance for water environment assessment and water quality monitoring and has become a focus on the study of watercolor remote sensing. Orbita hyperspectral (OHS) satellite is a new generation of hyperspectral satellites launched by Zhuhai Orbita Aerospace Technology Co., Ltd. in 2018, which covers spectral range of 400~1000 nm and 32 spectral channels with both high spectral and high spatial resolution (2.5 nm and 10 m, respectively), showing great potential for inland water quality monitoring application. However, this satellite has a short operating period from launch, and the applicability of the generated images needs to be further investigated and validated.

Dianchi Lake, a typical eutrophic plateau lake, was used as the study area for Chla concentration retrieval based on the OHS hyperspectral imagery. We collected in-situ spectra and Chla concentration from two cruise surveys in Dianchi Lake and acquired the satellite-ground synchronization data within one day of the OHS satellite overpass. Data from two field campaigns including 72 sampling sites were used for model calibration and validation, and ground data matched with satellite overpass including 10 sampling sites was used to further validate the retrieval results after the calibrated model was applied to the OHS imagery. We first utilized all 72 in-situ spectra to explore the relationship between all possible combinations of band ratio and Chla concentrations to seek the optimal band ratio model. Immediately after we used the spectral response function of the OHS imagery to resample the in-situ spectra to the band configuration of the OHS imagery, the OHS-based band ratio model was calibrated using 48 field-measured data according to the optimal band ratio combination of in-situ spectra, and the remaining 24 data were used to evaluate model accuracy. We further validated the retrieval results using the Chla concentrations at 10 sampling points synchronized with the OHS image after the OHS-based band ratio model was applied to the OHS image, and the spatial pattern of Chla concentration in Dianchi Lake was revealed.

The band ratio  $R_{rs}(716)/R_{rs}(595)$  had the highest correlation with Chla concentration in terms of the in-situ spectra with  $R^2=0.819$ , and the corresponding OHS-based band ratio model (B17/B9) was suitable for remote sensing retrieval of Chla concentration in Dianchi Lake with  $R^2$  of 0.804, the root-mean-square error (RMSE) of 6.99  $\mu\text{g/L}$  and the mean absolute percentage error (MAPE) of 6.32%. The retrieval results of the OHS-based band ratio model applied to the OHS image and the spatial pattern of Chla concentration were reasonable with acceptable errors (RMSE=12.47  $\mu\text{g/L}$ , MAPE=22.53%). The spatial pattern of Chla concentration in Dianchi Lake showed a decreasing trend from the lakeshore to the center of the lake on April 2, 2019, the northeast and southeast decrease fitted a power function, whereas the northwest decrease described a linear function. The pixel reflectance of the nearshore waters may be higher than that of the normal waters due to the land adjacency effect, which may lead to a high concentration of retrieved Chla along the coast. In the OHS imagery of Dianchi Lake, four nearshore water pixels could be easily influenced by the land adjacency effect, so these four pixels needed to be masked to eliminate the influence. In addition, compared with the existing Chla concentration retrieval algorithms, the band ratio model (B17/B9) proposed in this study improved the retrieval accuracy of Chla concentration.

In conclusion, the OHS-based band ratio model works efficiently and reliably for retrieving Chla concentration in Dianchi Lake. OHS hyperspectral data show great potential in terms of accurate retrieval of Chla concentration for inland waters, providing a new means for remote sensing monitoring of Chla concentration. However, whether the OHS-based band ratio model developed in this study applies to other water bodies with different optical properties still needs to be further investigated and tested. In future studies, the performance of the model will be further examined by collecting more field data in different lakes.

**Key words:** Orbita hyperspectral imagery, chlorophyll-a, Dianchi Lake, land adjacency effect

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 41701412); Social Science Foundation of Jiangxi Province (No. 22GL27); Humanities and Social Sciences Project of Jiangxi University (No. GL21143)