

# 资源一号 02D 高光谱影像内陆水体叶绿素 a 浓度反演

刘瑶<sup>1</sup>, 李俊生<sup>2,3</sup>, 肖晨超<sup>1</sup>, 张方方<sup>2</sup>, 王胜蕾<sup>2</sup>

1. 自然资源部国土卫星遥感应用中心, 北京 100048;

2. 中国科学院空天信息创新研究院 数字地球重点实验室, 北京 100094;

3. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院, 北京 100049

**摘要:** 2019-09-12 成功发射的资源一号 02D 卫星 (ZY-1 02D) 搭载了新一代可见短波红外高光谱相机 AHSI (Advanced Hyperspectral Imager), 其丰富的细分波段和较高的空间分辨率在内陆湖库水质监测方面具有较大潜力, 但数据可用性有待分析和验证。本研究以中国华东和华北平原的典型富营养湖库 (太湖、于桥水库) 和中营养湖库 (小浪底水库) 为研究区, 开展基于 ZY-1 02D 高光谱影像的叶绿素 a 浓度反演研究。以 3 个研究区在 46 个采样点地面测量的叶绿素 a 浓度和同步获取影像的遥感反射率作为数据源, 基于 5 种典型的叶绿素 a 半经验模型进行了模型参数优化和叶绿素 a 反演精度验证。结果表明, 基于中心波长为 705 nm 和 671 nm 的波段比值模型叶绿素 a 反演精度最高, 模型  $R^2$  为 0.78, 平均无偏相对误差 (AURE) 和均方根误差 (RMSE) 分别为 13.5% 和 4.5 mg/m<sup>3</sup>。研究表明, ZY-1 02D 高光谱数据在内陆水体叶绿素 a 浓度高精度反演方面具有重要潜力, 但未来需要通过多星组网提升监测能力, 以及发展针对于 ZY-1 02D 水体图像的降噪和大气校正方法。

**关键词:** ZY-1 02D 卫星, 高光谱遥感, 内陆水体, 叶绿素 a, 湖泊遥感

**引用格式:** 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

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 [DOI: 10.11834/jrs.20221244]

## 1 引言

叶绿素 a (Chla) 是浮游植物 (藻类) 中最常见的色素, 叶绿素 a 浓度则是评价水体富营养化程度的核心水质参数之一 (Cui 等, 2020)。与传统地面测量方式相比, 基于卫星遥感手段获取水体叶绿素 a 浓度具有空间连续观测和可长时序动态监测等优点。目前, 面向大洋清洁水体的叶绿素 a 反演方法相对成熟, 基于蓝绿波段比值 (O'Reilly 和 Werdell, 2019) 或海色指数 OCI (Ocean Color Index) (Hu 等, 2019) 即可实现全球大洋水体叶绿素 a 的高精度反演; 但对于近岸和内陆浑浊水体, 由于其光学特性复杂且随区域和季节变化大, 实现精确的叶绿素 a 浓度反演仍有较大难度 (张兵等, 2021; Neil 等, 2019)。

用于叶绿素 a 浓度反演的卫星遥感数据主要有 3 类: (1) 波段宽度较大的多光谱数据, 如 Landsat TM/ETM+/OLI、Sentinel-2 MSI 等; (2) 波段宽度较窄且数量较多但光谱离散的高光谱数据, 如 Envisat MERIS、Sentinel-3 OLCI 等; (3) 波段宽度较窄、数量较多且连续的高光谱数据, 如 EO-1 Hyperion、GF-5 AHSI 等。然而, 这 3 类卫星数据应用于内陆水体的叶绿素 a 浓度监测都有着各自的局限性。首先, 波段较宽的多光谱数据难以精确捕捉内陆水体的叶绿素 a 的光谱特征, 反演叶绿素 a 浓度的精度往往不高而且稳定性也较差 (Gholizadeh 等, 2016)。其次, MERIS、OLCI 等波段离散的高光谱传感器能够更精确地捕捉叶绿素 a 的光谱特征, 进而提高叶绿素 a 的反演精度, 但其空间分辨率往往较低, 因此在中小型的内陆水体

收稿日期: 2021-04-25; 预印本: 2021-06-26

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 41901304, 41971318)

第一作者简介: 刘瑶, 1988 年生, 女, 高级工程师, 研究方向为国产高光谱卫星的数据处理与内陆水体应用。E-mail: liuyao@lasac.cn

通信作者简介: 李俊生, 1979 年生, 男, 研究员, 研究方向为水环境遥感。E-mail: lij@s@radi.ac.cn

监测上能力有限 (Kravitz 等, 2020)。相比较而言, 波段连续的高光谱数据在空间分辨率、光谱分辨率和波段数量上都具有优势, 使其比前两类传感器更适宜作为内陆水体叶绿素 a 监测的数据源, 不过其有限的幅宽和重访能力以及较低的信噪比 (Giardino 等, 2007) 限制了其在内陆水体的叶绿素 a 反演方面的广泛应用。

2018-05, 中国发射了高分五号卫星 (GF-5), 其搭载的可见短波红外高光谱相机 AHSI (Advanced Hyperspectral Imager) 有 330 个波段, 能够在可见近红外 VN (Visible to Near-infrared) 和短波红外波段 SW (Short-Wave infrared) 分别获取 5 nm 和 10 nm 光谱分辨率的影像, 且具有 30 m 的空间分辨率和 60 km 的幅宽 (Liu 等, 2019)。紧接着在 2019-09, 中国又成功发射了资源一号 02D 星 (简称 ZY-1 02D 卫星)。该卫星搭载了新一代 AHSI 相机, 具有与高分五号 AHSI 相同的空间分辨率和幅宽, 不同的是为了提高数据的信噪比, VN 和 SW 波段的光谱分辨率分别降低为 10 nm 和 20 nm, 因此波段数也减少到 166 个波段 (刘银年等, 2020a)。预计 2021 年还将发射 ZY-1 02D 的后续星, 双星组网将进一步提高其搭载的 AHSI 的图像获取效率。而且, ZY-1 02D 高光谱数据的信噪比 (刘银年等, 2020b) 优于以往的 EO-1 Hyperion、HJ-1 HSI 等高光谱数据, 且幅宽更宽, 覆盖能力更强。因此, 在内陆水体的定量信息提取尤其是叶绿素 a 反演方面, ZY-1 02D 高光谱数据具有很高的应用潜力, 但是其具体应用效果还未见研究报道。

因此, 本文基于 ZY-1 02D 高光谱数据和同步获取的水面光谱和叶绿素 a 浓度数据, 开展 ZY-1 02D 数据的叶绿素 a 反演能力分析。开展基于不同波段遥感反射率组合的典型内陆水体叶绿素 a 浓度反演模型构建和反演精度分析, 并评价 ZY-1 02D 数据在叶绿素 a 监测上的优势和不足。

## 2 研究区试验数据获取

### 2.1 研究区介绍

本文选择了营养状态和浑浊程度不同的太湖、小浪底水库和于桥水库作为研究区。太湖位于江苏省南部和浙江省北部交界处, 面积约 2300 km<sup>2</sup>, 平均水深约 2 m, 属于浅水湖泊。近几十年, 受到周围高强度的人类活动和环境变化影响, 太湖的富营养化问题十分突出, 叶绿素 a 浓度常年处于较

高水平。小浪底水库位于河南省洛阳市与济源市之间, 是黄河中下游库容量较大的峡谷型水库, 水库面积约 272 km<sup>2</sup> (武俐等, 2020)。经过近些年来的治理和保护, 小浪底水库水质显著好转, 水体处于中营养级别 (生态环境部, 2020)。于桥水库位于天津市蓟州区, 作为天津市的重要水源地, 其主要功能是城市供水以及防洪。受水库上游及周边经济活动的影响, 进入输水河道的污染物大量增加, 导致于桥水库的富营养化趋势明显 (岳昂等, 2020)。

### 2.2 水面实验数据获取

2020-09—2020-11 期间, 在太湖、小浪底水库和于桥水库分别开展了与 ZY-1 02D 卫星的同步/准同步实验, 共布设了 46 个地面采样点 (图 1), 在现场完成了光谱测量、透明度测量和表层水样的采集工作。表层水样于试验当天低温保存, 运回实验室后依照热乙醇一分光光度计法 (陈宇炜等, 2006) 测量叶绿素 a 浓度。各水面实验测量的叶绿素 a 浓度统计结果如表 1 所示。

水上实验时, 按照“水面上法” (唐军武等, 2004) 采用 ASD Field Spec Pro 光谱仪在采样点进行光谱测量。采样点的遥感反射率通过测量参考板辐亮度 ( $L_p(\lambda)$ )、天空辐亮度 ( $L_{sky}(\lambda)$ ) 和水面辐亮度 ( $L_u(\lambda)$ ) 后计算得到。水面辐亮度测量时的观测天顶角为倾斜向下 40°, 观测方位角与太阳方向的夹角是 135°; 天空辐亮度观测天顶角为倾斜向上 40°, 观测方位角与测量水面辐亮度时一致。参考板辐亮度是垂直向下对准参考板测量。水面测量的遥感反射率 ( $R_{rs}^m$ ) 计算公式如下:

$$R_{rs}^m(\lambda) = \frac{L_u(\lambda) - \rho_{sky}(\lambda)L_{sky}(\lambda)}{\pi L_p(\lambda)\rho_p(\lambda)} \quad (1)$$

式中,  $\rho_{sky}$  为天空光在气水界面的反射率, 可以根据查找表确定 (Mobley, 1999),  $\rho_p$  为参考板反射率, 由实验室内定标得到。3 个研究区水面测量的采样点遥感反射率, 重采样到 ZY-1 02D 波段。

### 2.3 ZY-1 02D 图像数据获取

太湖、小浪底水库和于桥水库的 ZY-1 02D 高光谱数据获取日期分别为 2020-09-06, 2020-10-21 和 2020-11-08。与表 1 的试验时间比较可知, 太湖和于桥水库的卫星影像和水面试验为同一天获取, 小浪底水库开展水面试验比卫星影像获取早 1 d。考虑到小浪底水库是深水水库, 短期气象条件

的改变对水质影响较小, 可认为水面试验和影像获取时的水体光学特性基本不变。3个研究区的ZY-1 02D卫星影像假彩色图像如图2所示, 其中, 单景

ZY-1 02D影像覆盖了太湖的大部分区域(图2(a))。影像的拍摄时间均为当地时上午11点左右, 影像质量良好, 研究区水体上方无云。

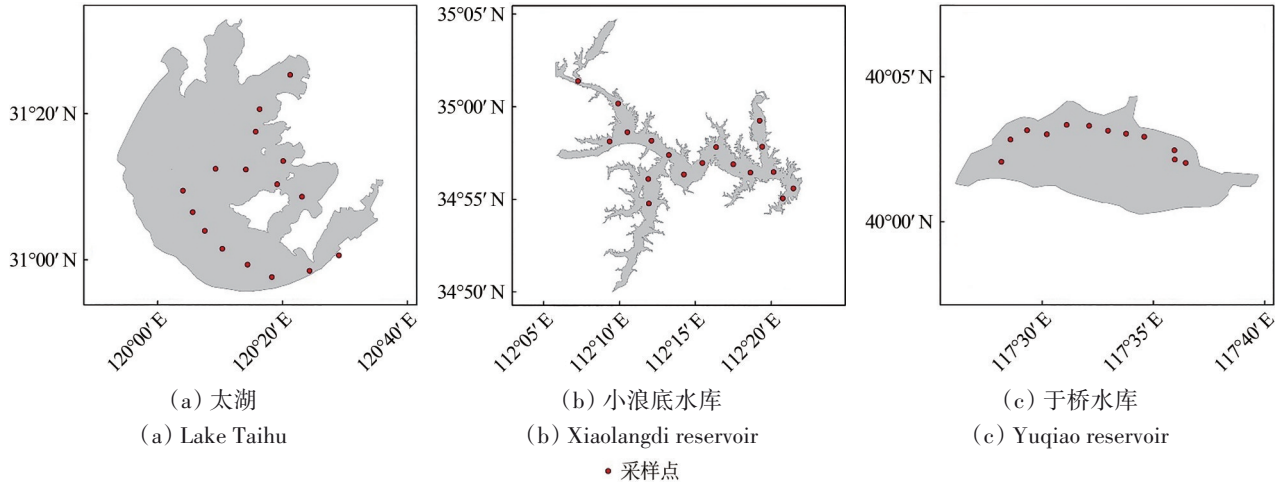


图1 与ZY-1 02D卫星同步/准同步的研究区水面实验采样点分布图

Fig. 1 Sampling sites of in situ experiments in study areas during the ZY-1 02D satellite overpasses

表1 与ZY-1 02D卫星同步/准同步获取的典型研究区水面叶绿素a浓度数据统计

Table 1 Minimum, maximum, and average values of measured Chla concentrations in study areas during the ZY-1 02D satellite overpasses

试验编号	湖库名称	试验日期	采样点数量	最小值/(mg/m <sup>3</sup> )	最大值/(mg/m <sup>3</sup> )	平均值/(mg/m <sup>3</sup> )
1	太湖	2020-09-06	16	4.8	31.9	18.2
2	小浪底水库	2020-10-22	18	4.0	17.6	7.6
3	于桥水库	2020-11-08	12	16.5	33.3	26.0

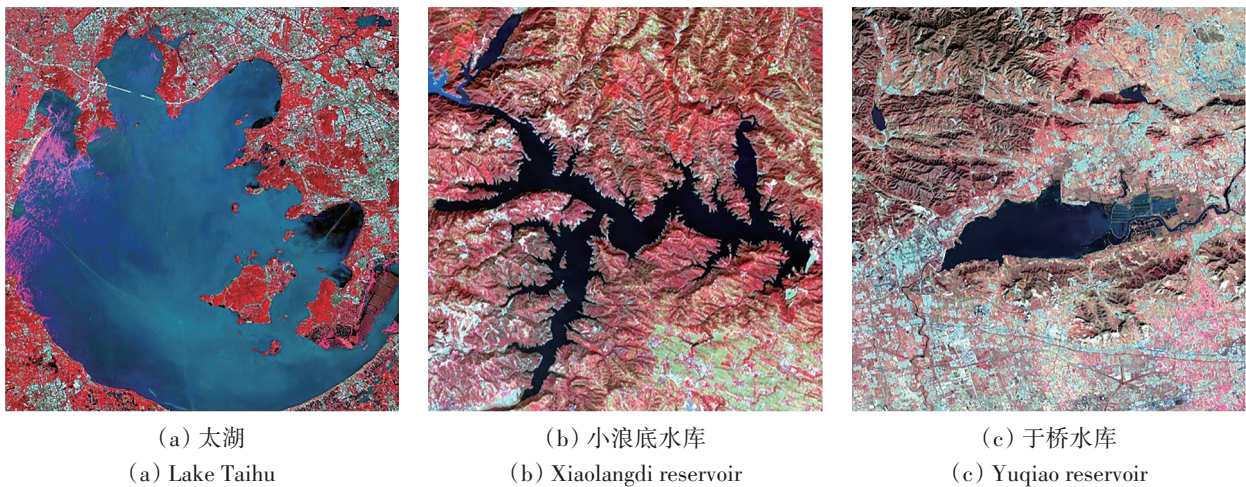


图2 与地面试验同步/准同步获取的ZY-1 02D高光谱影像假彩色合成图(红:860 nm,绿:654 nm,蓝:550 nm)

Fig. 2 False-color composite of concurrent ZY-1 02D hyperspectral images (Red: 860 nm, Green: 654 nm, Blue: 550 nm)

### 3 方法

#### 3.1 ZY-1 02D水体图像大气校正及精度评价

(1) ZY-1 02D图像预处理方法。ZY-1 02D高

光谱数据的预处理主要包括大气校正和水体范围提取。由于ZY-1 02D的高光谱相机在VN和SW波段是分别成像, 首先需要将VN和SW波段的影像数据进行合并, 并通过头文件数据为合并后影像

添加中心波长、半波宽和辐射定标参数信息。然后,基于辐射定标参数将DN值转换为辐亮度图像,并转换为BIL(Band-interleaved-by-line)或BIP(Band-interleaved-by-pixel)的存储格式。最后,采用ENVI的FLAASH模块实施大气纠正。FLAASH模块中,大部分参数参照官方文档进行设置;除此之外,对于ZY-1 02D卫星数据,传感器高度设置为778 km,水汽反演选择940 nm波段,spectral polishing的波段数设为3。

水体范围的提取采用光谱指数法。具体是基于FLAASH处理后的地表反射率图像进行归一化水体指数NDWI(Normalized Difference Water Index)计算,然后基于NDWI图像的直方图,设定阈值完成(Liu和Xiao, 2020)。其中,针对太湖所在的影像,还采用了基于浮游藻类指数FAI(Floating Algae Index)阈值法(Hu等, 2010)去除水华和水草区域,即,把FAI>-0.004的区域认为是水华或水草并去除。

(2) 水面遥感反射率估算方法。FLAASH处理后的地表反射率图像,需要去除天空光的影响,才能获得遥感反射率。面向ZY-1 02D数据,本文采用了一种基于图像的遥感反射率近似估计方法(Wang等, 2016),计算公式如下:

$$R_{rs}^c(\lambda) = \frac{\rho(\lambda) - \min(\rho_{NIR}, \rho_{SWIR})}{\pi} \quad (2)$$

式中,  $R_{rs}^c(\lambda)$ 代表图像上近似估计的遥感反射率,  $\rho$ 表示地表反射率,  $\min(\rho_{NIR}, \rho_{SWIR})$ 表示近红外和短波红外地表反射率的较小值。考虑到高光谱数据受噪声影响较大,  $\rho_{NIR}$ 和 $\rho_{SWIR}$ 分别取730—760 nm和1530—1630 nm范围内ZY-1 02D各波段反射率的平均值。

(3) 水面遥感反射率精度评价方法。由于ZY-1 02D数据波段数量多,本文选取了叶绿素a浓度反演模型中使用的波段进行精度评价,具体评价结果见4.1节。精度评价方法是以地表实测的 $R_{rs}^m$ 为真值,将图像估算的 $R_{rs}^c$ 与其进行比较;采用的精度评价指标包括平均无偏相对误差AURE(Average Unbiased Relative Error),平均反射率比值 $\overline{R_{rs}^c/R_{rs}^m}$ 和决定系数 $R^2$ 。其中, AURE和 $\overline{R_{rs}^c/R_{rs}^m}$ 的计算公式为

$$AURE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|R_{rs}^c(i) - R_{rs}^m(i)|}{0.5(R_{rs}^c(i) + R_{rs}^m(i))} \times 100\% \quad (3)$$

$$\overline{R_{rs}^c/R_{rs}^m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{R_{rs}^c(i)}{R_{rs}^m(i)} \quad (4)$$

式中,  $N$ 表示采样点的数量。AURE的计算中,考虑到图像和地表存在空间尺度和时间上存在差异,分母采用 $0.5 \cdot (R_{rs}^c(i) + R_{rs}^m(i))$ 而非 $R_{rs}^m(i)$ 来减轻这种不一致性对误差的影响(Hu等, 2012; Li等, 2019)。

### 3.2 叶绿素a反演建模及其精度评价

(1) 叶绿素a反演建模策略。目前,内陆水体的叶绿素a浓度反演主要有半经验模型、半分析模型、机器学习等方法。半经验模型在生物光学理论模型(Gordon和Morel, 1983)的基础上,基于特定假设提出与叶绿素a浓度相关的光谱指数,并建立统计关系实现叶绿素a浓度反演(Gitelson等, 2007; Le等, 2013; Salem等, 2017)。半分析方法是从反射率信号中获取固有光学量,然后在辐射传输方程求解过程中实现叶绿素a浓度估算(Liu等, 2020a)。机器学习模型则是将反射率和叶绿素a浓度数据输入网络训练,由网络自主学习二者之间的非线性关系,实现叶绿素a浓度预测(Doerffer和Schiller, 2007; Pahlevan等, 2020)。其中,半分析模型的构建需要实测的吸收系数等固有光学量参数,而神经网络模型的有效训练又需要大量配套的反射率和叶绿素a浓度数据。相对地,半经验模型采用的光谱指数物理意义明确,且对实测数据的要求相对简单。因此,本文选择半经验模型进行ZY-1 02D数据的叶绿素a浓度反演模型构建。

建模数据采用实测叶绿素a浓度和对应ZY-1 02D像元的遥感反射率 $R_{rs}^c$ 。匹配采样点的对应像元时,除了保证像元与地面点的位置保持一致,还需要保证像元具有较好的均一性:以像元周围3×3邻域像元值的标准差与均值的比值不超过0.4为准。此外,鉴于星地同步的点位有限,如果将全部同步点分为建模和验证数据集,建模样本可能会缺乏代表性。因此,本文采用留一点法交叉验证LOOCV(Leave-One-Out Cross Validation)完成建模和精度评价(Feng等, 2015; Li等, 2019),即把 $N$ 个样本中的1个样本作为单独验证集,其余 $N-1$ 个样本用于建模,然后循环 $N$ 次。

(2) 半经验模型中采用的光谱指数。本文选择了5种典型的光谱指数(表2),开展基于ZY-1 02D数据的叶绿素a反演半经验模型构建。首先,通过循环优化(Le等, 2013; 宋挺等, 2017)确定各光谱指数经计算所用的ZY-1 02D波段:即针对每种光谱指数进行反演模型构建和验证,建模

时只改变模型中1个波段的波长,其他波段保持不变,选择验证时叶绿素a反演误差最小的模型所采用的波长,作为模型的最终波长。对于包含多个波段的模型,依次采用这种方式确定各波段的最佳波长。基于此方法,确定计算这5种光谱指数的

$\lambda_1$ - $\lambda_4$ 分别是中心波长为671 nm, 705 nm, 731 nm和748 nm的ZY-1 02D波段。表2中前4个模型与ZY-1 02D的波长差异主要是由于传感器波段设置差异造成的,而Wynne等(2013)与本文使用的波长差异是因为计算的基高位置不同。

表2 叶绿素a半经验模型采用的光谱指数

Table 2 Spectral indices used in semi-empirical models of Chla retrieval

序号	名称	光谱指数	参考文献	文献使用波长			
				$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$
1	二波段比值指数(BR)	$R_{rs}(\lambda_2)/R_{rs}(\lambda_1)$	Moses等,2009	665	708		
2	归一化叶绿素指数(NDCI)	$\frac{R_{rs}(\lambda_2) - R_{rs}(\lambda_1)}{R_{rs}(\lambda_2) + R_{rs}(\lambda_1)}$	Mishra和Mishra,2012	665	708		
3	三波段指数(TBI)	$(R_{rs}(\lambda_1)^{-1} - R_{rs}(\lambda_2)^{-1}) \cdot R_{rs}(\lambda_3)$	Gitelson等,2008	665	708	754	
4	增强三波段指数(ETBI)	$(R_{rs}(\lambda_1)^{-1} - R_{rs}(\lambda_2)^{-1}) \cdot (R_{rs}(\lambda_4)^{-1} - R_{rs}(\lambda_2)^{-1})$	Yang等,2010	665	708		754
5	基线高度指数(BH)	$R_{rs}(\lambda_2) - R_{rs}(\lambda_1) - \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_3 - \lambda_1} (R_{rs}(\lambda_3) - R_{rs}(\lambda_1))$	Wynne等,2013	665	681	709	

(3) 叶绿素a反演精度评价指标。为筛选在ZY-1 02D数据上应用效果最佳的叶绿素a反演模型,将基于ZY-1 02D图像遥感反射率优化后的上述模型,进行叶绿素a浓度反演精度评价。对验证集进行精度评价的指标有3项,包括 $R^2$ , AURE和均方根误差RMSE(Root Mean Square Error), AURE和RMSE的计算公式如下:

$$AURE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Y_i - X_i|}{0.5(Y_i + X_i)} \times 100\% \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2} \quad (6)$$

式中, $N$ 为样本数量, $X_i$ 和 $Y_i$ 分别表示叶绿素a浓度的实测值和反演值。

## 4 结果

### 4.1 ZY-1 02D大气校正精度评价

按照3.2的匹配标准,46个采样点都符合建模对数据的要求,因此全部用于叶绿素a模型构建。基于3.1中的方法,估算得到的46个采样点在图像中的水面遥感反射率光谱如图3所示。

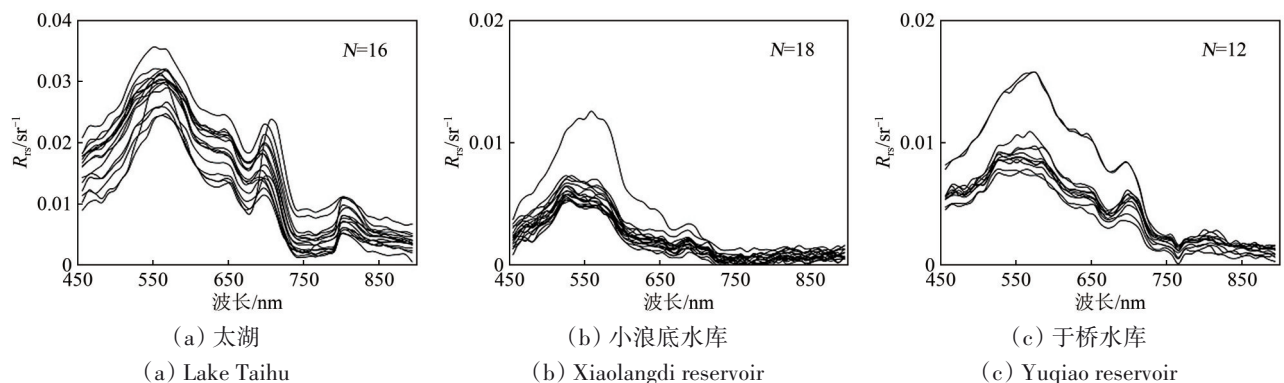


图3 ZY-1 02D图像大气校正的采样点遥感反射率光谱

Fig. 3 Atmospherically corrected ZY-1 02D image remote sensing reflectance of in situ sampling sites

对建模使用的4个波段开展46个同步采样点所在图像遥感反射率的精度评价,各项精度评价指标数据见表3,各波段 $R_{rs}^c$ 与 $R_{rs}^m$ 的散点图如图4所示。

从表3中各波段的精度指标可以看到,671 nm和705 nm波段的图像遥感反射率精度较高,AURE分别为22.1%和25.8%, $\overline{R_{rs}^c/R_{rs}^m}$ 都在0.8左右, $R_{rs}^c$ 与 $R_{rs}^m$ 的 $R^2$ 也很高,说明这2个波段图像估算的遥感反

射率与地表实测值一致性较高; 731 nm 和 748 nm 波段的  $R_{rs}^c$  精度相对低一些, AURE 超过 36%,  $\overline{R_{rs}^c}/R_{rs}^m$  为 0.67 和 0.74,  $R^2$  也相对低一些。这主要是由于, 671 nm 和 705 nm 波段反射率相对高一些, 而 731 nm 和 748 nm 波段的反射率相对比较低, 因此 731 nm 和 748 nm 波段相对于 671 nm 和 705 nm 波段更易受到数据噪声的影响, 因而 731 nm 和 748 nm 波段图像大气校正得到的遥感反射率的相对误差比 671 nm 和 705 nm 波段更大, 也就是 671 nm 和 705 nm 波段的大气校正精度更高。从图 4 也可

以看到, 671 nm 和 705 nm 波段的图像遥感反射率与水面实测数据一致性更高。

表 3 ZY-1 02D 图像大气校正的遥感反射率精度  
Table 3 Accuracies of atmospherically corrected ZY-1 02D image remote sensing reflectance

ZY-1 02D 波段/nm	AURE/%	$\overline{R_{rs}^c}/R_{rs}^m$	$R^2$
671	25.8	0.78	0.95
705	22.1	0.81	0.95
731	36.5	0.67	0.87
748	39.7	0.74	0.72

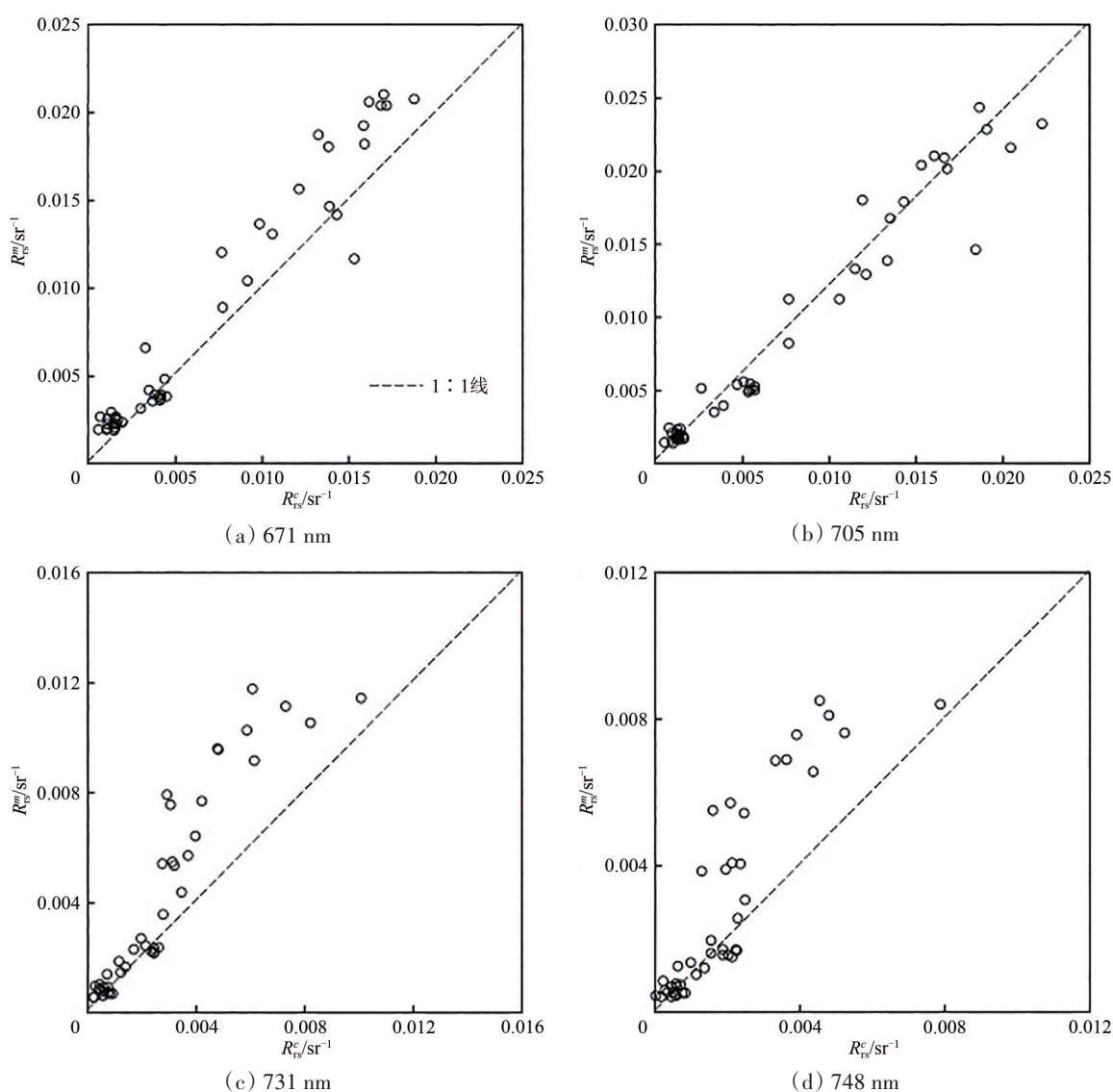


图 4 同步采样点 ( $N=46$ ) 在 ZY-1 02D 图像校正的遥感反射率与水面实测遥感反射率散点图

Fig. 4 Scatterplots of ZY-1 02D image-corrected  $R_{rs}$  versus in situ measured  $R_{rs}$  at sampling sites ( $N=46$ )

#### 4.2 叶绿素 a 反演模型精度评价

基于地面测量的 Chla 浓度和对应像元的  $R_{rs}^c$ ,

分别采用 3.2 节中介绍的 5 种模型进行反演模型构建和精度验证, 获得的模型公式、 $R^2$  和验证集上

的误差指标如表4所示。由表4的建模 $R^2$ 可知，BR、NDCI、TBI、ETBI与实测Chla浓度均具有较好的相关性；BH与实测Chla浓度的相关性较差。

但是，基于ETBI的模型在应用时不稳定，出现少数采样点的Chla浓度反演值为负。

表4 基于同步ZY-1 02D图像遥感反射率和实测叶绿素a数据建立的叶绿素a反演模型和精度评价结果

Table 4 Chla retrieval models calibrated using ZY-1 02 image  $R_{rs}$  and in situ measured Chla concentrations and accuracy analyses for these models

序号	模型简称	模型参数 $x$	建模		检验		
			模型 $y$	$R^2$	$R^2$	AURE/%	RMSE/( $mg/m^3$ )
1	BR	$\frac{R_{rs}(705)}{R_{rs}(671)}$	$y=45.34x-32.04$	0.78	0.76	13.5	4.5
2	NDCI	$\frac{R_{rs}(705) - R_{rs}(671)}{R_{rs}(705) + R_{rs}(671)}$	$y=87.06x^2+92.77x+13.35$	0.78	0.75	13.7	4.7
3	TBI	$(\frac{1}{R_{rs}(671)} - \frac{1}{R_{rs}(705)}) \cdot R_{rs}(731)$	$y=55.25x^2+108.9x+13.36$	0.77	0.75	15.9	4.7
4	ETBI	$(\frac{1}{R_{rs}(671)} - \frac{1}{R_{rs}(705)}) / (\frac{1}{R_{rs}(748)} - \frac{1}{R_{rs}(705)})$	$y=80.03x+14.63$	0.72	0.00	—	—
5	BH	$R_{rs}(705) - R_{rs}(671) - \frac{705 - 671}{731 - 671} (R_{rs}(731) - R_{rs}(671))$	$y=124.54x^{0.35}$	0.50	0.35	22.5	9.0

其中，基于BR的经验模型在验证集取得了最小的AURE和RMSE误差，其建模的散点图和

在3个区域都具有较好的适用性，反演结果与实测值一致性较好。

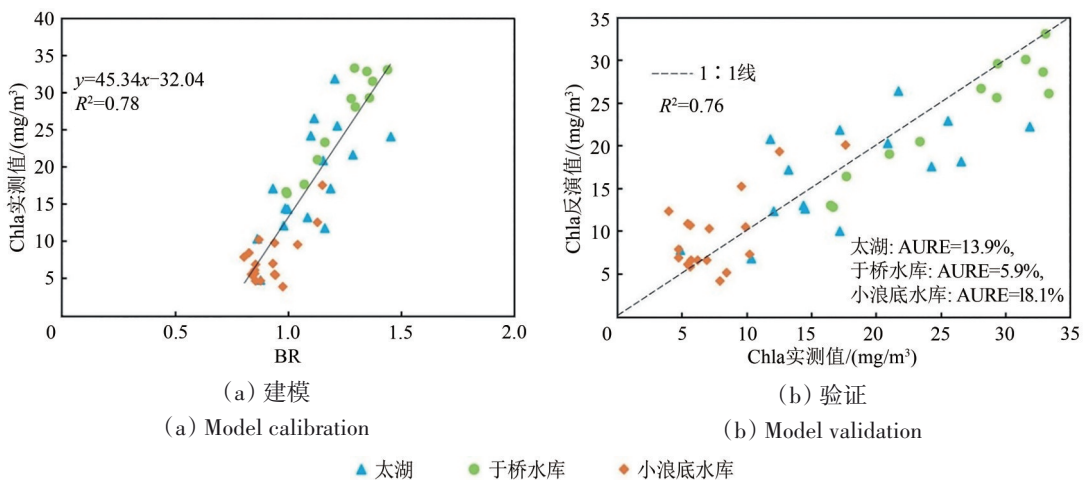


图5 基于波段比值的叶绿素a浓度反演模型和反演结果散点图

Fig. 5 Chla retrieval model based on the band ratio and the scatterplot of estimated Chla concentrations

4.3 研究区叶绿素a反演结果图像

通过上述对不同模型建模后的精度分析可以看到，BR模型在ZY-1 02D高光谱数据上具有最佳的叶绿素a反演效果。因此，基于该模型，对太湖、小浪底水库和于桥水库的ZY-1 02D图像进行叶绿素a浓度反演，得到的叶绿素a浓度分布如图6所示。

图6(a)中，西太湖的红色区域为水华，而东太湖主要是水草。从图6(a)可以看到，基于

ZY-1 02D图像反演的太湖叶绿素a结果空间分布状况与已有研究(Liu等, 2020b; Zhang等, 2019; Shi等, 2017; 宋挺等, 2017)一致性很高：西太湖区域藻华严重，靠近藻华的区域叶绿素a浓度也比较高，这是由于太湖西部是入湖河流集中的地方，随河流汇入带来了大量营养盐，导致藻类生长旺盛，从而引发蓝藻水华和叶绿素a浓度升高；湖心和东太湖区域受到的影响相对小一些，因此水质状况好于西太湖(Li等, 2019)，东部有水草生

长,且叶绿素a浓度较低。图6(b)的反演结果显示小浪底水库主要区域叶绿素a浓度都在 $10\text{ mg/m}^3$ 以下,与小浪底水库处于中营养状态的相关研究一致(黄新莹等,2020;琚会艳和李琳,2017)。图6(c)中于桥水库的西北岸叶绿素a浓度最高,

这与岳昂等(2019)发现的西北岸水质较差且经常发生藻华的情况相符,也与透明度北高南低(殷子瑶等,2021)的空间分布情况一致。上述对比分析表明,基于ZY-1 02D高光谱数据反演的研究区叶绿素a浓度空间分布比较合理。

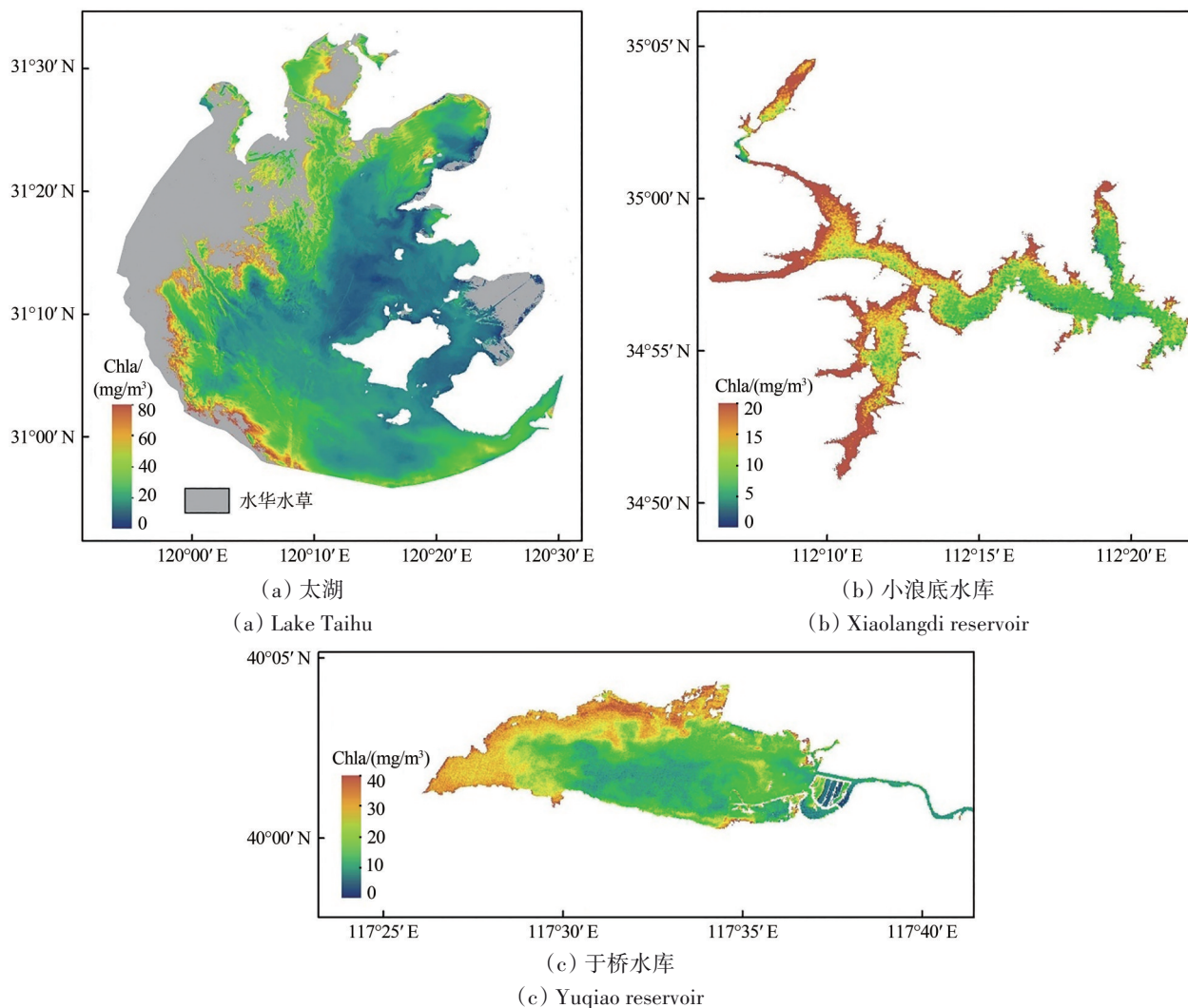


图6 基于ZY-1 02D图像反演的研究区叶绿素a浓度分布图

Fig. 6 Chla maps retrieved based on ZY-1 02D images in study areas

## 5 讨论

综合试验结果与分析可以看到,ZY-1 02D高光谱数据波段丰富,能够比多光谱数据提供更佳的叶绿素a反演波段,且空间分辨率较高,可用于中小型湖库的叶绿素a监测。然而,由于ZY-1 02D单星的重访周期长(大约55 d),大范围和多频次的水体监测需求难以得到满足。考虑到后续还将发射高光谱卫星,未来有望通过多星组网提升监测能力。另外,从反演结果中发现,ZY-1 02D数

据的叶绿素a反演结果会受到影像噪声和遥感反射率精度的影响。图6中,小浪底水库的叶绿素a反演结果中有明显噪声;这是由于小浪底水库的水体相对清洁,反射信号低,受到的高光谱数据噪声影响比较突出,因此需要发展针对于ZY-1 02D水体图像的降噪方法。此外,尽管本文中采用基于图像的水面遥感反射率估算方法取得了不错的效果,但更准确的遥感反射率获取,能进一步提高叶绿素a浓度反演的精度。因此,还需要进一步发展针对于ZY-1 02D水体图像的高精度大气校正



方法, 比如检验和优化适用于清洁水体的近红外暗目标法和适用于浑浊水体的短波红外暗目标法等。

## 6 结 论

本文基于地面实测数据和同步获取的ZY-1 02D卫星高光谱图像, 开展了面向ZY-1 02D数据的内陆湖库叶绿素a浓度反演试验, 分析了典型叶绿素a反演模型在ZY-1 02D图像上的适用性和反演精度, 并评价了ZY-1 02D在叶绿素a反演的优势和局限性, 主要结论如下:

(1) 基于ZY-1 02D图像估算的遥感反射率可进行叶绿素a浓度反演。构建的叶绿素a反演模型中, 波段比值模型( $R_{rs}(705)/R_{rs}(671)$ )的反演效果最佳。

(2) ZY-1 02D高光谱数据波段丰富, 能够比多光谱数据提供更佳的叶绿素a反演波段, 且空间分辨率较高, 可用于中小型湖库的叶绿素a监测。但ZY-1 02D的重返周期较长, 未来需要通过多星组网提升监测能力。未来还需要发展针对于ZY-1 02D水体图像的降噪和大气校正方法。

(3) 考虑到ZY-1 02D卫星运行时间较短, 积累的地面同步数据相对有限, 且大气校正精度也有待提升, ZY-1 02D高光谱数据谱段丰富这一优势尚未完全展现。下一步的研究计划是积累更多不同光学特性的内陆水体地面试验数据, 通过这些水体进行分别建模和验证, 或者发展基于软分类的叶绿素a反演模型, 进一步提高ZY-1 02D高光谱数据应用于叶绿素a浓度监测的能力。

## 参考文献(References)

- 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]
- Cui T W, Zhang J, Wang K, Wei J W, Mu B, Ma Y, Zhu J H, Liu R J and Chen X Y. 2020. Remote sensing of chlorophyll a concentration in turbid coastal waters based on a global optical water classification system. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163: 187-201 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.02.017]
- Doerffer R and Schiller H. 2007. The MERIS case 2 water algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 28(3/4): 517-535 [DOI: 10.1080/01431160600821127]
- Feng L, Hu C M, Han X X, Chen X L and Qi L. 2015. Long-term distribution patterns of chlorophyll-a concentration in China's largest freshwater lake: MERIS full-resolution observations with a practical approach. *Remote Sensing*, 7(1): 275-299 [DOI: 10.3390/rs70100275]
- Gholizadeh M H, Melesse A M and Reddi L. 2016. A comprehensive review on water quality parameters estimation using remote sensing techniques. *Sensors*, 16(8): 1298 [DOI: 10.3390/s16081298]
- Giardino C, Brando V E, Dekker A G, Strömbeck N and Candiani G. 2007. Assessment of water quality in Lake Garda (Italy) using Hyperion. *Remote Sensing of Environment*, 109(2): 183-195 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.12.017]
- Gitelson A A, Dall'Olmo G, Moses W, Rundquist D C, Barrow T, Fisher T R, Gurlin D and Holz J. 2008. A simple semi-analytical model for remote estimation of chlorophyll-a in turbid waters: validation. *Remote Sensing of Environment*, 112(9): 3582-3593 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.04.015]
- Gitelson A A, Schalles J F and Hladik C M. 2007. Remote chlorophyll a retrieval in turbid, productive estuaries: chesapeake Bay case study. *Remote Sensing of Environment*, 109(4): 464-472 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.01.016]
- Gordon H R and Morel A Y. 1983. *Remote Assessment of Ocean Color for Interpretation of Satellite Visible Imagery: A Review*. New York: Springer [DOI: 10.1007/978-1-4684-6280-7]
- Hu C M, Feng L, Lee Z, Franz B A, Bailey S W, Werdell P J and Proctor C W. 2019. Improving satellite global chlorophyll a data products through algorithm refinement and data recovery. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 124(3): 1524-1543 [DOI: 10.1029/2019JC014941]
- Hu C M, Lee Z and Franz B. 2012. Chlorophyll a algorithms for oligotrophic oceans: a novel approach based on three-band reflectance difference. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 117(C1): C01011 [DOI: 10.1029/2011JC007395]
- 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: Oceans*, 115(C4): C04002 [DOI: 10.1029/2009JC005511]
- Huang X Y, Yao P, Song G D, Wang C Y, Wu D, Yang J B, Chen L and Liu S M. 2020. Controls on spatial-temporal variation of hydrological features in the Xiaolangdi reservoir. *Periodical of Ocean University of China*, 50(4): 111-120 (黄新莹, 姚鹏, 宋国栋, 王春禹, 吴丹, 杨建斌, 陈霖, 刘素美. 2020. 小浪底水库关键水体环境要素的时空变化特征及其影响因素. *中国海洋大学学报*, 50(4): 111-120) [DOI: 10.16441/j.cnki.hdx.20190054]
- Ju H Y and Li L. 2017. Analysis and evaluation on nutrient status of Xiaolangdi Reservoir in the Yellow River. *Environment and Development*, 29(5): 170-171 (琚会艳, 李琳. 2017. 黄河小浪底水库营养化状况分析评价. *环境与发展*, 29(5): 170-171) [DOI: 10.16647/j.cnki.cn15-1369/X.2017.05.109]
- Kravitz J, Matthews M, Bernard S and Griffith D. 2020. Application of Sentinel 3 OLCI for chl-a retrieval over small inland water targets: Successes and challenges. *Remote Sensing of Environment*, 237: 111562 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111562]
- Le C F, Hu C M, Cannizzaro J, English D, Muller-Karger F and Lee Z.

2013. Evaluation of chlorophyll-a remote sensing algorithms for an optically complex estuary. *Remote Sensing of Environment*, 129: 75-89 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.11.001]
- Li J S, Gao M, Feng L, Zhao H L, Shen Q, Zhang F F, Wang S L and Zhang B. 2019. Estimation of chlorophyll-a concentrations in a highly turbid eutrophic lake using a classification-based MODIS land-band algorithm. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(10): 3769-3783 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2936403]
- 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. 2020a. 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 L L, Dong Y C, Kong M, Zhou J, Zhao H B, Wang Y P, Zhang M and Wang Z P. 2020b. Towards the comprehensive water quality control in Lake Taihu: correlating chlorophyll a and water quality parameters with generalized additive model. *Science of the Total Environment*, 705: 135993 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.135993]
- Liu Y and Xiao C C. 2020. Water extraction on the hyperspectral images of Gaofen-5 satellite using spectral indices. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B3-2020: 441-446 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-441-2020]
- Liu Y N, Sun D X, Han B, Zhu H J, Liu S F and Yuan J. 2020a. Development of advanced visible and short-wave infrared hyperspectral imager on board ZY-1-02D satellite. *Spacecraft Engineering*, 29(6): 85-92 (刘银年, 孙德新, 韩波, 朱海健, 刘书锋, 原娟. 2020a. 资源一号02D卫星可见短波红外高光谱相机研制. *航天器工程*, 29(6): 85-92) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-8748.2020.06.012]
- Liu Y N, Sun D X, Hu X N, Ye X, Li Y D, Liu S F, Cao K Q, Chai M Y, Zhou W Y N, Zhang J, Zhang Y, Sun W W and Jiao L L. 2019. The advanced hyperspectral imager: aboard China's GaoFen-5 satellite. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 7(4): 23-32 [DOI: 10.1109/MGRS.2019.2927687]
- Liu Y N, Sun D X, Liang J, Zhu H J, Liu S F and Li X. 2020b. Overview of ZY-1-02D satellite AHSI on-orbit performance and stability. *Spacecraft Engineering*, 29(6): 93-97 (刘银年, 孙德新, 梁建, 朱海健, 刘书锋, 李勋. 2020b. 资源一号02D卫星高光谱相机在轨性能及稳定性评估. *航天器工程*, 29(6): 93-97) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-8748.2020.06.013]
- Mishra S and Mishra D R. 2012. Normalized difference chlorophyll index: a novel model for remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters. *Remote Sensing of Environment*, 117: 394-406 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.016]
- 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]
- Moses W J, Gitelson A A, Berdnikov S and Povazhnyy V. 2009. Satellite estimation of chlorophyll-a concentration using the red and NIR bands of MERIS—the Azov sea case study. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(4): 845-849 [DOI: 10.1109/LGRS.2009.2026657]
- 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]
- O'Reilly J E and Werdell P J. 2019. Chlorophyll algorithms for ocean color sensors-OC4, OC5 and OC6. *Remote Sensing of Environment*, 229: 32-47 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.021]
- Pahlevan N, Smith B, Schalles J, Binding C, Cao Z G, Ma R H, Alikas K, Kangro K, Gurlin D, Hà N, Matsushita B, Moses W, Greb S, Lehmann M K, Ondrusek M, Opelet N and Stumpf R. 2020. Seamless retrievals of chlorophyll-a from Sentinel-2 (MSI) and Sentinel-3 (OLCI) in inland and coastal waters: a machine-learning approach. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111604 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111604]
- Salem S I, Strand M H, Higa H, Kim H, Kazuhiro K, Oki K and Oki T. 2017. Evaluation of MERIS chlorophyll-a retrieval processors in a complex turbid lake Kasumigaura over a 10-year mission. *Remote Sensing*, 9(10): 1022 [DOI: 10.3390/rs9101022]
- Ministry of Ecology and Environment, the People's Republic of China. 2020. Report on the State of the Ecology and Environment in China 2019 (生态环境部. 2020. 2019中国生态环境状况公报)
- Shi K, Zhang Y L, Zhou Y Q, Liu X H, Zhu G W, Qin B Q and Gao G. 2017. Long-term MODIS observations of cyanobacterial dynamics in Lake Taihu: responses to nutrient enrichment and meteorological factors. *Scientific Reports*, 7(1): 40326 [DOI: 10.1038/srep40326]
- Song T, Zhou W L, Liu J Z, Gong S Q, Shi J Z and Wu W. 2017. Evaluation on distribution of chlorophyll-a content in surface water of Taihu Lake by hyperspectral inversion models. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 37(3): 888-899 (宋挺, 周文麟, 刘志志, 龚绍琦, 石浚哲, 吴蔚. 2017. 利用高光谱反演模型评估太湖水体叶绿素a浓度分布. *环境科学学报*, 37(3): 888-899) [DOI: 10.13671/j.hjkxb.2016.0438]
- 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: 水面以上测量法. *遥感学报*, 8(1): 37-44)
- Wang S L, Li J S, Zhang B, Shen Q, Zhang F F and Lu Z Y. 2016. A simple correction method for the MODIS surface reflectance product over typical inland waters in China. *International Journal of Remote Sensing*, 37(24): 6076-6096 [DOI: 10.1080/01431161.2016.1256508]
- Wu L, Wang Z H, Wang L, Zhao T Q and Jin X M. 2020. Monitoring and evaluation on water quality of Xiaolangdi reservoir in Yellow River based on principal component analysis and fuzzy mathematics. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 40(5): 118-124 (武俐, 王祖恒, 王亮, 赵同谦, 金新苗. 2020. 基于主成分分析和模糊数学的黄河小浪底水质监测与评价. *水土保持通报*, 40(5): 118-124) [DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2020.05.018]
- Wynne T T, Stumpf R P and Briggs T O. 2013. Comparing MODIS and MERIS spectral shapes for cyanobacterial bloom detection. *International Journal of Remote Sensing*, 34(19): 6668-6678

[DOI: 10.1080/01431161.2013.804228]

- Yang W, Matsushita B, 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]
- Yue A, Ji Y F, Liu H L and Zhang Z. 2019. Historical regional distribution specialties of algal bloom extraction from Yuqiao reservoir via Landsat 8 and its driving factors. *Journal of Safety and Environment*, 19(4): 1448-1455 (岳昂, 戢运峰, 刘红磊, 张赞. 2019. 基于 Landsat8 影像的于桥水库藻华分布反演及其影响因素分析. *安全与环境学报*, 19(4): 1448-1455) [DOI: 10.13637/j.issn.

1009-6094.2019.04.047]

- Yue A, Zeng Q W and Wang H J. 2020. Remote sensing long-term monitoring of cyanobacterial blooms in Yuqiao reservoir. *Remote Sensing Technology and Application*, 35(3): 694-701 (岳昂, 曾庆伟, 王怀警. 2020. 于桥水库蓝藻水华遥感长时序监测研究. *遥感技术与应用*, 35(3): 694-701) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.3.0694]
- Zhang B, Li J S, Shen Q, Wu Y H, Zhang F F, Wang S L, Yao Y, Guo L N and Yin Z Y. 2021. Recent research progress on long time series and large scale optical remote sensing of inland water. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 37-52 (张兵, 李俊生, 申茜, 吴艳红, 张方方, 王胜蕾, 姚月, 郭立男, 殷子瑶. 2021. 长时序大范围内陆水体光学遥感研究进展. *遥感学报*, 25(1): 37-52) [DOI: 10.11834/jrs.20210570]
- Zhang F F, Li J S, Shen Q, Zhang B, Tian L Q, Ye H P, Wang S L and Lu Z Y. 2019. A soft-classification-based chlorophyll-a estimation method using MERIS data in the highly turbid and eutrophic Taihu Lake. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 74: 138-149 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.07.018]

## Inland water chlorophyll-a retrieval based on ZY-1 02D satellite hyperspectral observations

LIU Yao<sup>1</sup>, LI Junsheng<sup>2,3</sup>, XIAO Chenchao<sup>1</sup>, ZHANG Fangfang<sup>2</sup>, WANG Shenglei<sup>2</sup>

1. Land Satellite Remote Sensing Application Center, Ministry of Natural Resources of China, Beijing 100048, China;

2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

3. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract:** China's ZY-1 02D satellite was successfully launched on September 12, 2019. It carries the new-generation Advanced Hyperspectral Imager (AHSI), which has 166 bands in the visible to short-wave infrared bands. AHSI can acquire images at 30 m spatial resolution with a 60 km swath. ZY-1 02D satellite shows great potential for inland water quality monitoring application, owing to its abundant narrow bands and relatively high spatial resolution. However, this satellite has been launched for a short period, and the applicability of this data needs to be further analyzed and tested.

Taihu Lake (eutrophic), Yuqiao reservoir (eutrophic), and Xiaolangdi Reservoir (mesotrophic) in China were used as study areas for the Chlorophyll-a (Chla) retrieval based on the ZY-1 02D hyperspectral images. Within one day of the ZY-1 02D satellite overpass, in situ spectra, and Chla concentrations were collected at sampling sites in these study areas. We selected five typical Chla semi-empirical models based on spectral indices, namely, Band Ratio (BR), Normalized Difference Chlorophyll Index (NDCI), Three-Band Index (TBI), Enhanced Three-Band Index (ETBI), and the Baseline Height (BH). We used in situ measured Chla concentration at 46 sampling sites in the three study areas and simultaneously acquired ZY-1 02D images to optimize the parameters in these models. We evaluated the accuracies of image-derived  $R_{rs}$  at sampling sites, and then conducted accuracy analysis for estimated Chla concentrations using optimized empirical models.

ZY-1 02D image-derived  $R_{rs}$  were consistent with in situ measured  $R_{rs}$  in the 671 and 705 nm, whereas the 731 and 748 nm band  $R_{rs}$  had greater uncertainties because they were more likely to be affected by the image noise. In addition, the accuracy analysis for the estimated Chla concentrations shows that the model based on the 705 to 671 nm band ratio achieves the highest accuracy, with an  $R^2$  of 0.78. In addition, the mean unbiased relative error (AURE) and Root Mean Square Error (RMSE) are 13.5% and 4.5 mg/m<sup>3</sup>, respectively. On the contrary, models based on the ETBI and BH yield Chla concentration estimates with low accuracies.

In conclusion, ZY-1 02D hyperspectral data show good potential in terms of accurate retrieval of Chla concentration for inland waters. We plan to conduct more in situ experiment when the ZY-1 02D satellite overpasses to improve the Chla concentration retrieval model applied on the ZY-1 02D data. In the future, the monitoring capacity should be improved through establishing a hyperspectral satellite constellation, and noise reduction and atmospheric correction methods should be developed for ZY-1 02D's inland water application.

**Key words:** ZY-1 02D satellite, hyperspectral remote sensing, inland water, Chlorophyll-a retrieval, lake remote sensing

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 41901304, 41971318)