# 基于高光谱遥感的上海市黑臭水体特征 水质指标反演模型构建\*

顾佳艳 何国富 占玲骅 蔡景丽

(华东师范大学生态与环境科学学院,上海市城市化生态过程与生态恢复重点实验室,上海 200241)

摘要 快速、准确地进行黑臭水体水质监测十分重要。化学需氧量(COD)、氨氮、总磷等是黑臭水体判别的常用化学指标、叶绿素 a(Chl-a)、总悬浮物、透明度等是黑臭水体判别的常用光学指标。遥感分析技术可以进行快速大范围监测,因此探索建立基于卫星高光谱遥感数据与黑臭水体特征水质指标浓度的反演模型具有现实意义。以上海市 2017 年黑臭河道整治目录中的 105 条 (段)河道为研究对象,同步开展光谱监测和水质监测,分析各指标与遥感反射率的相关性,选出适合进行反演的特征指标,并建立反演模型。结果表明:(1)光学指标中的Chl-a和化学指标中的 COD 可作为上海市黑臭水体反演的特征指标;(2)以三波段模型构建 Chl-a反演模型,宜选用 667.47、710.75、766.21 nm 3 个波长的多项式回归模型,但是Chl-a质量浓度最好 $\geq$ 16  $\mu$ g/L;(3)以最佳波段或波段组合模型构建 COD 反演模型,官选用 637.14 nm 波长的线性回归模型。

**关键词** 上海市 高光谱遥感 水质指标 反演模型 黑臭水体 **DOI:**10.15985/j.cnki.1001-3865.2022.08.009

Construction of retrieval model for characteristic water quality indicators of black and odorous water in Shanghai based on hyperspectral remote sensing GU Jiayan, HE Guofu, ZHAN Linhua, CAI Jingli. (School of Ecological and Environmental Science, Shanghai Key Lab for Urban Ecological Processes and Eco-Restoration, East China Normal University, Shanghai 200241)

Abstract: Rapid and accurate monitoring for black and odorous water quality is of great significance. Chemical oxygen demand (COD), ammonia nitrogen and total phosphorus are common chemical indicators for distinguishing black and odorous water, while chlorophyll a (Chl-a), total suspended solids and transparency are common optical indicators. Remote sensing analysis technology can monitor large scale of water areas rapidly. Therefore, it is of great practical significance to construct a retrieval model based on satellite hyperspectral remote sensing data and characteristic water quality indicators of black and odorous water. 105 river samples in the list of black and odorous water bodies in 2017 in Shanghai were taken as the research object, and their spectrum and water quality indicators were monitored simultaneously. The correlation between indicators and remote sensing reflectance were analyzed and suitable indicators were selected to construct retrieval models for black and odorous water in Shanghai. Results showed that; (1) Chl-a of optical indicators and COD of chemical indicators could be selected as characteristic indicators for the retrieval of black and odorous water in Shanghai. (2) The Chl-a retrieval model was constructed by three-band model with polynomial regression, whose wavelengths were 667.47,710.75 and 766.21 nm. But the Chl-a mass concentration usually needed to be over  $16 \mu g/L$ . (3) The COD retrieval model was constructed by best band or bands combination model with linear regression, whose wavelength was 637.14 nm.

**Keywords:** Shanghai; hyperspectral remote sensing; water quality indicators; retrieval model; black and odorous water

城市水体是城市景观塑造、环境提升、居民休闲的重要载体,其水质优劣已经成为限制城市经济进一步发展的重要因素。为实现对城市河流水质监控与评估,往往需要开展长期的密集水质监测,而常规分析手段存在耗时多、花费高却采样点有限等局限性。遥感分析技术可对大范围水域进行快速监测,

并通过反演等技术手段反映水质的时空分布和变化,为城市水体的水质监控提供了新的途径<sup>[1]</sup>。

由于城市水体光学特征的复杂性,不同遥感反演模型呈现出不同的适用性,因此尚未形成具有普适性的反演模型<sup>[2]</sup>。透明度(SD)、总悬浮物(TSM)、叶绿素 a(Chl-a)等光学指标由于具有机理

第一作者:顾佳艳,女,1992年生,硕士,助理研究员,主要从事水污染控制研究。#通讯作者。

<sup>\*</sup>上海市生态环境局 2017 年重点项目(沪环科(2017)第3号)。

<sup>• 1030 •</sup> 

明确的光学响应特征,在湖泊、河道中用遥感分析得到了广泛的研究<sup>[3-7]</sup>。但在实际河道管理中,尤其是黑臭河道的整治管理中,碳组分、营养盐类等化学指标可能是更为重点的监控指标<sup>[8]</sup>。因此,除了光学指标,研究特定区域的化学指标光谱特征并用于水质反演也具有重要的科学意义和现实意义。

虽然化学需氧量(COD)、总氮(TN)、总磷(TP)等化学指标的光学响应波段尚不明确<sup>[9]</sup>,但已有一些研究尝试对它们进行高光谱遥感反演。林剑远等<sup>[10]</sup>利用高光谱遥感数据基于半经验法对嘉兴市主城区河网水系的 COD、TP 和 TN 等进行了定量反演;YANG等<sup>[11]</sup>利用 TM 时序影像对东洞庭湖COD构建了最佳波段或波段组合回归模型;赵玉芹等<sup>[12]</sup>基于 SPOT5 影像,利用 BP 及 RBF 神经网络水质反演模型对渭河陕西段水域的 COD、氨氮等指标进行了遥感反演研究。

根据经验,COD、TP、氨氮等化学指标的浓度与Chl-a、TSM等光学指标的浓度有一定的相关性。SONG等<sup>[13]</sup>研究指出,TP浓度与Chl-a浓度、TSM浓度、SD和浊度具有密切关联。SUDDUTH等<sup>[14]</sup>指出,Chl-a浓度与PO<sup>3-</sup>浓度、氨氮浓度呈显著相关。

目前,基于高光谱遥感数据的水质指标反演主要采用半经验法,即利用统计方法分析实测水质指标的光谱特征,选出最佳波段或波段组合进行反演建模<sup>[15-16]</sup>。上海市是典型的平原感潮河网地区,水系众多,但未有针对中小河道的黑臭水体反演模型。本研究在关注上海市中小河道黑臭水体光学指标的基础上,进一步考虑了化学指标,为上海市中小河道黑臭水体筛选出适用于高光谱遥感反演的特征指标并建立模型。

# 1 材料与方法

## 1.1 研究区域

上海市 2017 年黑臭河道整治目录共 1 864 条 (段),其中 1 680 条(段)已基本完成整治工作。在余下的 184 条(段)黑臭河道中剔除正在进行整治的河道以及现场很难开展高光谱遥感监测的河道,最终选择了 105 条(段)河道进行光谱监测和水样采集,每条(段)设置 1 个采样点。

#### 1.2 光谱监测与数据处理

高光谱遥感监测使用 AvaField-1 便携式地物 波谱仪,扫描波段为  $300\sim1~100~\text{nm}$ ,观测天顶角为  $40^\circ$ ,观测方位角为  $135^\circ$ 。由于  $400\sim900~\text{nm}$  外的遥

感反射率受外界条件及仪器误差等因素的影响较大<sup>[17]</sup>,因此本研究实际测定了 400~900 nm 的遥感反射率。

测量前使用标准白板进行仪器定标,标准白板的反射率( $\rho_{\rm p}$ )为99%。测量时将便携式地物波谱仪探头垂直伸入河面下0.5 m处,测量并记录某波长( $\lambda$ ,nm)处的水体上行辐亮度( $L_{\rm u}(\lambda)$ )、天空光下行辐亮度( $L_{\rm sky}(\lambda)$ )和标准白板辐亮度( $L_{\rm p}(\lambda)$ ),每个采样点重复测量3次,水体上行辐亮度和天空光下行辐亮度的3次测量数据单独保存,标准白板辐亮度的3次测量数据确保相差小于等于5%后取平均值。由此可根据式(1)计算得到某波长处的遥感反射率( $R_{\rm rs}(\lambda)$ )。

$$R_{rs}(\lambda) = \frac{\rho_{p}(L_{u}(\lambda) - r_{sky} \times L_{sky}(\lambda))}{\pi \times L_{p}(\lambda)}$$
(1)

式中: $r_{sky}$ 为天空光反射率,通过 Fresnel 公式<sup>[18]</sup>推算得到观测天顶角为  $40^{\circ}$ 时, $r_{sky}$ =0.024 5。

# 1.3 水样采集与水质监测

采集水下 0.5 m 处的水样装于两个 1 L 聚乙烯 瓶(一用一备)中,4 ℃保存。用塞氏盘法现场测定 SD,其余指标回实验室测定。TSM、TP 和氨氮测定 分别参照《水和废水监测分析方法》(第四版)中的重量法、钼锑抗分光光度法和纳氏试剂光度法,COD 测定参照《水质 化学需氧量的测定 重铬酸盐法》(HJ 828—2017),Chl-a测定参照《水质 叶绿素 a的 测定 分光光度法》(HJ 897—2017)。

#### 1.4 数据处理方法

利用 SPSS 软件对各个波段的遥感反射率与实测水质指标进行相关性分析以筛选出各水质指标的最佳波段或波段组合,从而建立各水质指标的高光谱遥感反演模型。本研究设定相关系数≥0.6 时,符合反演模型的构建要求。

以相关性分析得出的最佳波段或波段组合所对应的遥感反射率为自变量,以实测水质指标浓度为因变量构建上海市中小河道黑臭水体水质反演模型。从105个采样点中随机选择70个作为建模数据,其余35个作为验证数据,引入均方根误差(RMSE)、相对误差(RE)和平均相对误差(MRE)反映模型的准确性[19]。

#### 2 结果与讨论

#### 2.1 水体光谱特征分析

上海市中小河道黑臭水体在 400~900 nm 的遥感反射率如图 1 所示。Chl-a、TSM 是影响水体遥

• 1031 •

感反射率的重要因素,前者主要吸收蓝光和红光,后者主要表现为对长波的散射作用<sup>[20-21]</sup>。550 nm 附近的遥感反射率峰主要受水体中浮游植物影响;650 nm 附近的峰是由 620 nm 附近的藻青蛋白吸收峰和 675 nm 附近的Chl-a吸收峰叠加形成的;700 nm 附近的峰是含藻类水体最为特征的光谱峰<sup>[22]</sup>。而806 nm 附近的峰是由于水分子吸收减弱,TSM 后向散射程度加强而引起的<sup>[23-24]</sup>。

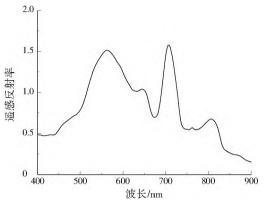


图 1 上海市中小河道黑臭水体在 400~900 nm 的 遥感反射率

Fig.1 Remote sensing reflectance at 400-900 nm of small or medium rivers' black and odorous water in Shanghai

#### 2.2 水质指标浓度与遥感反射率相关性分析

实测水质指标与  $400\sim900$  nm 的遥感反射率 Pearson 相关系数如图 2 所示。光学指标中,Chl-a 与  $400\sim700$  nm 的遥感反射率 Pearson 相关系数均小于 0.6,但与  $700\sim900$  nm 的遥感反射率 Pearson 相关系数基本都超过 0.6,在 728.9 nm 处 Pearson 相关系数最高,达到 0.78。但同为光学指标的 SD、TSM 与  $400\sim900$  nm 的遥感反射率 Pearson 相关系数都小于 0.6。因此,上海市中小河道黑臭水体的光学指标中只有Chl-a适合开展水体遥感反演。

COD、氦氮、TP 3 个化学指标与  $400\sim900\,$  nm 的遥感反射率 Pearson 相关系数曲线十分相似,但只有 COD 与  $700\sim900\,$  nm 的遥感反射率 Pearson 相关系数在  $0.6\,$  以上,在波长  $723.8\,$  nm 处 Pearson 相关系数最高,达到  $0.83\,$ 。因此,上海市中小河道黑臭水体的化学指标中只有 COD 适合开展水体遥感反演。

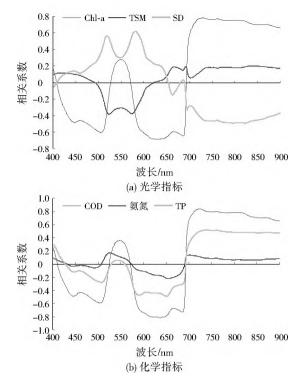
综上所述,化学指标中的 COD 和光学指标中的 Chl-a可作为上海市黑臭水体水质遥感反演的特征指标。

2.3 基于高光谱遥感反演的模型构建及验证

# 2.3.1 Chl-a反演模型构建及验证

已有研究表明,三波段模型对Chl-a浓度的遥感

• 1032 •



注:图中相关系数均通过 P<0.05 的显著性检验。

图 2 实测水质指标与遥感反射率的 Pearson 相关系数 Fig.2 Pearson coefficients between measured water quality indicators and remote sensing reflectance

反演精度更高[25-26]。参考文献[22]、[27]、[28]并结合本研究水体的光谱特征,可以确定 3 个波段分别处于  $667.40\sim680.00$ 、 $688.00\sim722.10$ 、 $740.80\sim794.40$  nm。通过固定 2 个波长,变换另一个波段的方式进行迭代,以相关系数最大的 3 个波长作为最佳波长[29]。最终确定 3 个波长分别为 667.47、

710.75、766. 21 nm。然后,以(
$$\frac{1}{R_{rs}(667.47)}$$
 —

 $\frac{1}{R_{rs}(710.75)}) \times R_{rs}(766.21)$  为自变量,分别采用线性、多项式、指数、对数、幂函数等方程拟合建立 Chl-a的回归模型,各拟合方程参数均通过 P < 0.05 的显著性检验。其中,Chl-a的线性回归模型(见式(2))和多项式回归模型(见式(3))拟合结果较好,  $R^2$ 分别为 0.702, 0.706。

$$c_{\text{ChI-a}} = 91.44 \times \left[ \left( \frac{1}{R_{\text{rs}}(667.47)} - \frac{1}{R_{\text{rs}}(710.75)} \right) \times R_{\text{rs}}(766.21) \right] + 14.60 \qquad (2)$$

$$c_{\text{ChI-a}} = 8.567 \times \left[ \left( \frac{1}{R_{\text{rs}}(667.47)} - \frac{1}{R_{\text{rs}}(710.75)} \right) \times R_{\text{rs}}(766.21) \right]^{2} + 76.584 \times \left[ \left( \frac{1}{R_{\text{rs}}(667.47)} - \frac{1}{R_{\text{rs}}(710.75)} \right) \times R_{\text{rs}}(766.21) \right] + 16.097 \times R_{\text{rs}}(710.75) \right] \times R_{\text{rs}}(766.21) + 16.097 \times R_{\text{rs}}(710.75)$$

式中: cchta 为Chl-a的质量浓度, ug/L。

对 35 个验证数据估算Chl-a浓度并与实测值进行比较,用线性回归模型和多项式回归模型估算的 Chl-a浓度估测值与实测值的相关性拟合线相交于实测值 16  $\mu$ g/L处。根据表 1,当Chl-a<16  $\mu$ g/L 时,线性回归模型的误差均小于多项式回归模型;当 Chl-a≥16  $\mu$ g/L时,总体多项式回归模型的误差更小。考虑到对于高浓度Chl-a更为关注,并且本研究中Chl-a≥16  $\mu$ g/L的采样点数量占到 53.3%,因此对于上海市中小河道黑臭水体的Chl-a反演,选用多项式回归模型。

# 2.3.2 COD 反演模型构建及验证

COD 浓度的遥感反演用常规的最佳波段或波段组合模型。根据图 2(b)相关系数特征,选出最小和最大相关系数的特征遥感反射率,分别为 $R_{rs}(637.14)$ , $R_{rs}(723.81)$ 。以特征遥感反射率单独或组合(即  $R_{rs}(637.14)/R_{rs}(723.81)$ )为自变量,分别采用线性、多项式、指数、对数和幂函数等方程拟合建立 COD 的回归模型。表 2 列出了  $R^2 > 0.6$  的模型,各拟合方程参数均通过 P < 0.05 的显著性检验,其中以  $R_{rs}(723.81)$ 为自变量时的多项式回归模

型  $R^2$  最大, 达 0.739。

但对 35 个验证数据估算 COD 浓度并与实测值 进行比较发现,虽然以  $R_{rs}$ (637.14)为自变量时的线性 回归模型  $R^2$ (仅为 0.645,但其误差相对较小(见表 2)。

用以  $R_{rs}$  (637.14)为自变量的线性回归模型和以  $R_{rs}$  (723.81)为自变量的多项式回归模型估算的 COD 浓度估测值与实测值的相关性拟合线相交于实测值 20 mg/L处。根据表 3,不论 COD < 20 mg/L还是 COD $\geq$  20 mg/L,都是以  $R_{rs}$  (637.14)为自变量的线性回归模型误差相对较小。因此,对上海市中小河道黑臭水体的 COD 反演最终选择以  $R_{rs}$  (637.14)为自变量的线性回归模型。

# 3 结 论

- (1) 光学指标Chl-a和化学指标 COD 可作为上海市黑臭水体反演的特征指标。
- (2) 利用三波段模型构建Chl-a反演模型,宜选用 667.47、710.75、766.21 nm 3 个波长的多项式回归模型,但是Chl-a质量浓度最好 $\geq$ 16  $\mu$ g/L。
- (3) 利用最佳波段或波段组合模型构建 COD 反演模型, 官选用 637.14 nm 波长的线性回归模型。

表 1 Chl-a模型的检验参数 Table 1 Verification parameters of Chl-a models

Chl-a实测值	线性回归模型			多项式回归模型		
$/(\mu \mathbf{g} \cdot \mathbf{L}^{-1})$	$\overline{\text{RMSE}/(\mu g \cdot L^{-1})}$	RE/%	MRE/%	${\text{RMSE}/(\mu g \cdot L^{-1})}$	RE/%	MRE/%
<16	13.16	$19.24 \sim 617.65$	194.23	13.26	$35.28 \sim 735.56$	231.87
≥16	15.23	$0.37 \sim 96.47$	34.33	13.62	3.57~84.30	30.35

### 表 2 COD模型拟合结果及检验参数

Table 2 Fitting results and verification parameters of COD models

白水县	回归模型1)	$R^2$	模型验证参数		
自变量	四归侯型"	Κ°	$\overline{\rm RMSE/(mg \cdot L^{-1})}$	RE/%	MRE/%
	线性 y=-80.662 0x+111.650 0	0.645	8.86	0.16~258.14	41.26
$R_{\rm rs}(637.14)$	对数 $y = -77.890  0 \ln x + 29.773  0$	0.646	8.89	$0.64 \sim 271.22$	42.74
	多项式 $y = 20.688 \ 0x^2 - 121.500 \ 0x + 131.220 \ 0$	0.646	8.86	$1.36 \sim 264.42$	41.94
	线性 y=30.160 0x-3.247 0	0.734	9.53	1.05~264.50	51.79
$R_{\rm rs}(723.81)$	对数 $y = 30.736  0 \ln x + 29.438  0$	0.660	10.18	$2.73 \sim 267.16$	54.45
	多项式 $y=4.414 \ 0x^2+19.107 \ 0x+2.488 \ 0$	0.739	9.57	$1.79 \sim 275.93$	52.24
D (225.41)/	线性 y=19.175 0x+6.791 0	0.717	9.27	0.02~290.17	50.28
$R_{\rm rs}(637.14)/$ $R_{\rm rs}(723.81)$	対数 y=23.738 0lnx+29.879 0	0.707	9.29	$0.73 \sim 242.71$	48.28
N <sub>IS</sub> (123.01)	多项式 $y = -2.449 0x^2 + 27.163 0x + 2.409 0$	0.726	9.00	$1.52 \sim 271.36$	48.86

注:10 y 为 COD 的质量浓度, mg/L; x 为相应自变量。

表 3 COD 模型的检验参数

Table 3 Verification parameters of COD models

COD实测值	以 R <sub>rs</sub> (637.14)为自变量的线性回归模型			以 R <sub>rs</sub> (723.81)为自变量的多项式回归模型		
$/(\text{mg} \cdot L^{-1})$	$RMSE/(mg \cdot L^{-1})$	RE/%	MRE/%	$RMSE/(mg \cdot L^{-1})$	RE/%	MRE/%
<20	6.82	0.16~258.14	57.18	8.63	9.02~258.23	76.65
≥20	8.68	$1.96 \sim 46.70$	18.75	10.69	$1.79 \sim 43.76$	19.70

#### 参考文献:

- [1] 杨振,卢小平,武永斌,等.无人机高光谱遥感的水质参数反演与模型构建[J].测绘科学,2020,45(9):60-64.
- [2] 黄昌春,李云梅,徐良将,等.内陆水体叶绿素反演模型普适性 及其影响因素研究[J].环境科学,2013,34(2):525-531.
- [3] WANG X Y, YANG W. Water quality monitoring and evaluation using remote sensing techniques in China: a systematic review[J]. Ecosystem Health and Sustainability, 2019, 5(1): 47-56.
- [4] 黄代中,李芬芳,欧阳美凤,等.洞庭湖不同形态氮、磷和叶绿素 a 浓度的时空分布特征[J].生态环境学报,2019,28(8):1674-1682.
- [5] CARPENTER D J, CARPENTER S M. Modeling inland water quality using Landsat data [J]. Remote Sensing of Environment, 1983, 13(4):345-352.
- [6] 汪雨豪,李家国,汪洁,等.基于 GF-2 影像的苏州市区水质遥感监测[J].科学技术与工程,2020,20(14):5875-5885.
- [7] 宋瑜,宋晓东,江洪,等.基于定量遥感反演的内陆水体藻类监测[J].光谱学与光谱分析,2010,30(4):1075-1079.
- [8] 蔡建楠,刘海龙,姜波,等.珠江口河网水体非光学活性水质参数高光谱反演[J].热带海洋学报,2021,40(1):58-64.
- [9] MOHAMMAD G, ASSEFA M, LAKSHMI R. A comprehensive review on water quality parameters estimation using remote sensing techniques[J]. Sensors, 2016, 16(8): 1298.
- [10] 林剑远,张长兴,航空高光谱遥感反演城市河网水质参数[J], 遥感信息,2019,34(2);23-29.
- [11] YANG B, LIU Y P, OU F P, et al. Temporal and spatial analysis of COD concentration in east Dongting Lake by using of remotely sensed data [J]. Procedia Environmental Sciences, 2011, 10, 2703-2708.
- [12] 赵玉芹,汪西莉,蒋赛,渭河水质遥感反演的人工神经网络模型研究[J].遥感技术与应用,2009,24(1):63-67.
- [13] SONG K, LI L, LI S, et al. Hyperspectral remote sensing of total phosphorus (TP) in three central Indiana water supply reservoirs[J]. Water, Air, & Soil Pollution, 2012, 223 (4): 1481-1502.
- [14] SUDDUTH K A, JANG G S, LERCH R N, et al. Long-term agroecosystem research in the central Mississippi River Basin: hyperspectral remote sensing of reservoir water quality [J]. Journal of Environmental Quality, 2015, 44(1):71-83.
- [15] 彭建,徐飞雄,邓凯,等.琅琊山景区不同指标浓度下水质光谱 差异分析「J、光谱学与光谱分析,2018,38(5);1499-1507.
- [16] XIONG Y, RAN Y, ZHAO S, et al. Remotely assessing and monitoring coastal and inland water quality in China: progress, challenges and outlook[J]. Critical Reviews in Environ-

- mental Science and Technology, 2019, 50(8): 1266-1302.
- [17] 牛明香,王俊.基于 Landsat 遥感影像的黄河三角洲东营段海岸线变化分析[J].水资源保护,2020,36(4):26-33.
- [18] MOBLEY C D. Estimation of the remote-sensing reflectance from above-surface measurements[J]. Applied Optics, 1999, 38(36);7442-7455.
- [19] LIN S,QI J,JONES J R, et al. Effects of sediments and coloured dissolved organic matter on remote sensing of chlorophyll-a using Landsat TM/ETM+ over turbid waters[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(5):1421-1440.
- [20] 刘忠华,李云梅,吕恒,等.基于偏最小二乘法的巢湖悬浮物浓度反演[J].湖泊科学,2011,23(3):357-365.
- [21] LIU Z,LI Y,LV H.Simulation of backscattering properties of particles and the effect of its variability on estimation of TSM using bio-optical model: a case study of Lake Taihu in spring, China R.Nanjing: Nanjing Normal University, 2011.
- [22] DALL'OLMO G.GITEFSON A A.Effect of bio-optical parameter variability on the remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters; experimental results[J].Applied Optics, 2005, 44(3):412-422.
- [23] 陈雯扬,许惠平.基于高光谱数据的东海近海悬浮泥沙浓度估测研究[J].水运工程,2010(2):31-35.
- [24] 杨锦坤,陈楚群,唐世林,等.珠江口水体叶绿素荧光特性研究 [J].热带海洋学报,2007,26(4):15-20.
- [25] DALL'OLMO G, GITELSON A A, RUNDQUIST D C, et al.
  Assessing the potential of SeaWiFS and MODIS for estimating chlorophyll concentration in turbid productive waters using red and near-infrared bands[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96(2), 176-187.
- [26] 潘梅娥,杨昆,洪亮.基于环境一号卫星影像的内陆水体叶绿素 a浓度遥感定量反演模型研究[J].科学技术与工程,2013,13(15);4228-4233.
- [27] DALL'OLMO G.GITELSON A A.Effect of bio-optical parameter variability and uncertainties in reflectance measurements on the remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters: modeling results[J].Applied Optics, 2006, 45(15):3577-3592.
- [28] ZIMBA P V, GITELSON A A.Remote estimation of chlorophyll concentration in hyper-eutrophic aquatic systems; model tuning and accuracy optimization[J]. Aquaculture, 2006, 256 (1/2/3/4):272-286.
- [29] 庞博,李玉霞,童玲.基于半分析模型的叶绿素 a 浓度估算[J]. 成都理工大学学报(自然科学版),2011,38(1):54-58.

编辑:陈锡超 (收稿日期:2021-04-29)