

# 基于组合光谱指数的巢湖典型水质参数反演研究

周 正<sup>1</sup> 桂圣熙<sup>2</sup> 李玉翠<sup>2</sup> 陶言祺<sup>2</sup> 彭 漪<sup>2</sup>

(1. 长江流域水环境监测中心 湖北 武汉 430010; 2. 武汉大学 遥感信息工程学院 湖北 武汉 430079)

**摘要:** 叶绿素 a 浓度和透明度作为与光谱特征相关的水质参数,是遥感反演水体质量的重要指标。以安徽巢湖为研究区域,利用 2016 年 1~9 月的地面水质监测数据和对应的 2016 年 4 个时期的资源和高分卫星的遥感影像,基于水体光谱特征使用 K 均值与支持向量机将水体分为叶绿素 a 主导、透明度主导、共同主导 3 类,并建立了用于反演叶绿素 a 和透明度的创新光谱指数 NDWC 和 NDWS。反演叶绿素 a 浓度时,使用 NDWC 反演叶绿素 a 主导和共同主导型水体,使用 RVIgreen 反演透明度主导型水体,均方根误差 RMSE 为 0.044 3 mg/L,优于传统光谱指数 NDVI(0.053 4 mg/L)和机器学习算法 GDBT(0.051 5 mg/L);反演透明度时,使用 NDWS 反演透明度主导和共同主导型水体,使用 G 反演叶绿素 a 主导型水体,均方根误差 RMSE 为 0.022 4 m,优于传统光谱指数 NDVI(0.030 6 m)和 KNN 算法(0.027 2 m)。将该方法应用于巢湖 2016 年 4 个时期的遥感影像评估巢湖水质,结果表明:第二时期(4 月和 6 月)整体叶绿素 a 浓度最高,透明度最低;第一时期(3 月)和第四时期(9 月和 11 月)次之;第三时期(8 月)整体叶绿素 a 浓度最低,透明度最高。整体而言,巢湖水域的东部湖区水质优于西部湖区。

**关键词:** 叶绿素 a; 透明度; 水体分类; 光谱指数; 水质参数图; 巢湖

中图分类号: X524

文献标志码: A

DOI: 10.16232/j.cnki.1001-4179.2020.09.009

随着经济的高速发展,湖泊水环境日渐恶化,富营养化程度加剧,水藻数量上升造成水华<sup>[1]</sup>。日益严重的水体富营养化威胁着我国的生态环境、生产生活用水,制约了经济的可持续发展能力<sup>[2]</sup>。叶绿素 a (Chla) 和透明度(SD) 是水体富营养化的重要参数,研究表明,遥感影像的反射率受到水体固有光学特性的控制<sup>[3]</sup>,而叶绿素 a 和透明度均可影响水体的固有光学特性,进而决定水体的光谱特征。因此,运用遥感技术监测水质,构建水质反演模型,实现从定性到定量的遥感水质监测已成为一种趋势。

对于湖泊水体中叶绿素 a 浓度和透明度的反演,国内外许多学者进行了大量的研究。对于反演叶绿素浓度,Tassan 认为 TM1/TM2 与叶绿素 a 浓度的对数有着显著相关关系<sup>[4]</sup>;李素菊等利用波段比值和一阶微分模型反演了巢湖水体叶绿素 a 浓度,取得了良好效果<sup>[5]</sup>;Zimba 和 Gitelson 提出了反演叶绿素的三波段模

型并用于水体叶绿素 a 的反演,可适用于富营养程度较重的区域<sup>[6]</sup>;周冠华等、李云亮等分别在太湖、珠江使用三波段模型反演叶绿素 a 的浓度,效果较好<sup>[7-8]</sup>;孙德勇提出了基于光学分类的太湖水体叶绿素 a 浓度反演方法,将水体分为 3 类进行反演<sup>[9]</sup>。对于反演悬浮物浓度,Kishino 等利用神经网络,结合 ASTER 数据反演了东京湾区域水体中的悬浮物浓度<sup>[10]</sup>;光洁等通过分析太湖的实地监测及遥感影像数据,建立了分季节的悬浮物估算模型<sup>[11]</sup>;Althuis 基于北海水体组分及其光学特性建立了悬浮物浓度的反演模型<sup>[12]</sup>。

长江流域地表水资源量为 11 796.7 亿 m<sup>3</sup>,为全国水资源量最大的水资源一级区,长江流域的湖泊总面积约占全国淡水湖泊总面积的 50.8%。长江流域宜居的季风气候、丰富的水资源保障了众多人口的生产生活,形成了长江三角洲城市群、长江中游城市群、成渝城市群这 3 个经济相对发达的国家级城市群,长江

收稿日期: 2019-12-24

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFB2102905); 国家自然科学基金资助项目(41771381)

作者简介: 周 正,男,高级工程师,博士,主要从事水环境遥感监测与研究工作。E-mail: zhousheng8416@163.com

流域也是生态环境复杂多样、气候水文条件季度变化显著的地区<sup>[13]</sup>。因此,本次研究选取长江流域的巢湖作为研究对象,对巢湖水体的光谱特征进行分类,通过建立新的光谱指数反演不同类别水体的叶绿素 a 浓度和透明度,以得到更高的反演精度,最后采用反演模型反演巢湖 2016 年 4 个时期的水质参数图。

## 1 研究区与实验数据

### 1.1 研究区

安徽巢湖是长江流域下游的湖泊,是中国五大淡水湖之一,位于安徽省中部,属于亚热带季风性气候,气候温和,雨量适中,雨热同期,年平均气温为 15℃~16℃,年平均降雨量 1 000 mm 左右,丰富的水资源保障了众多人口的生产生活。巢湖属于浅水湖泊,最大水域面积约为 825 km<sup>2</sup>,具有大面积的沿岸草滩和水生植物,水产资源丰富。整体而言,巢湖东北部水域透明度较大,西部、西北部和南部及入湖河流河口附近的透明度较小。采样点分布如图 1 所示。

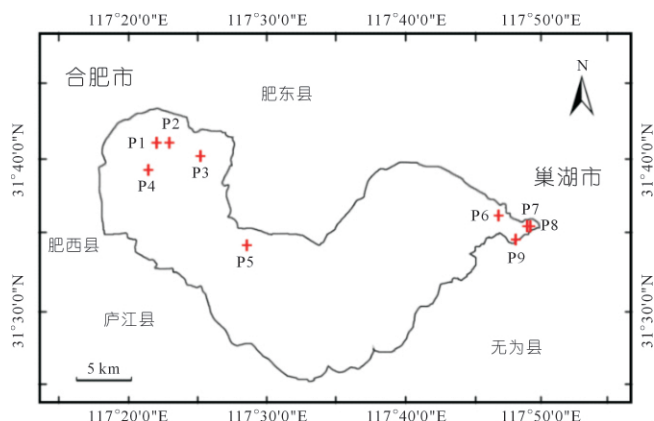


图 1 采样点分布

Fig. 1 Distribution of sampling sites in Chaohu Lake

### 1.2 实地采集数据

实地监测数据采集时间为 2016 年 1~9 月,每次采样时间间隔约 30 d,共 9 组 81 个采样数据。实地采集水样放入水样箱保存,然后在实验室检测,通过分光光度法测定叶绿素 a 浓度,通过塞氏盘法测定透明度。

### 1.3 影像数据

本研究使用的遥感影像包括:高分一号(GF-1)、高分二号(GF-2)和资源三号(ZY-301a)。影像获取时间分为 4 个时间段:冬季(2016 年 3 月 12 日、2016 年 2 月 29 日)、春季(2016 年 4 月 12 日、2016 年 6 月 23 日)、夏季(2016 年 8 月 11 日)和秋季(2016 年 9 月 2 日、2016 年 11 月 5 日),共 19 幅影像。传感器的空间分辨率和光谱范围如表 1 所示。运用 ENVI 对影像进行辐射定标、大气校正及影像拼接操作,其中

大气校正采用 Flaash 模型,之后提取监测点位处对应影像点的光谱反射率,除开云覆盖以及光谱反射率明显异常的影像点后,获得地面监测点位处对应影像点位共计 39 组光谱数据。

表 1 遥感平台的分辨率和光谱波段

Tab. 1 Spatial resolutions and spectral bands of remote sensing platforms

遥感平台	影像日期/ (年-月-日)	空间分辨率/ m	光谱波段
GF-1	2016-4-21	8.0	蓝: 0.45~0.52 μm
GF-2	2016-3-12	4.0	绿: 0.52~0.59 μm
GF-2	2016-6-23	4.0	红: 0.63~0.69 μm
ZY-3	2016-2-28	4.0	近红外: 0.77~0.89 μm
ZY-3	2016-9-2	5.8	
ZY-3	2016-11-5	5.8	

## 2 方法、结果与分析

### 2.1 传统光谱指数

反演水质参数的光谱指数主要根据遥感影像中水质光谱特征选取合适的波段组合评估水质参数,之后使用数学方法建立光谱特征与水质参数的定量反演模型。对于水体光谱指数的反演,通常选取对叶绿素 a 浓度和透明度变化较为敏感的波段,如红波段和近红外波段,不同的波段组合可以突出水体的不同物理、化学、生物信息。常用的几种水体光谱指数如表 2 所示。

表 2 水体光谱指数

Tab. 2 Water spectral index

光谱指数	计算公式	参考文献
RVI	$RVI = NIR/Red$	Jordan et al. [14]
$RVI_{green}$	$RVI_{green} = Blue/Green$	Jordan et al. [14]
NDVI	$NDVI = (Red - NIR) / (Red + NIR)$	Rouse et al. [15]
NDWI	$NDWI = (Green - NIR) / (Green + NIR)$	McFeeters et al. [16]

其中比值植被指数(RVI)反映叶绿素在红波段、近红外波段反射与水体之间差异<sup>[14]</sup>。绿波段比值植被指数( $RVI_{green}$ )在比值植被指数的基础上,运用蓝波段和绿波段的比值,更为适用于水体<sup>[14]</sup>。归一化植被指数(NDVI)间接反映水体中以叶绿素为主的色素浓度信息<sup>[15]</sup>,从而推算出水中植物的覆盖和长势。归一化水指数(NDWI)能凸显影像中的水体信息<sup>[16]</sup>,其形式与 NDVI 相似,可估算水体的水质参数。

传统光谱指数的决定系数( $R^2$ )均不高,对于叶绿素  $R^2$  的范围为 0.22~0.50,对于透明度  $R^2$  的范围为 0.22~0.72,最高的 NDVI 采用二次函数型拟合。

### 2.2 水体光学特性及分类

在不同区域的水体或是同一水体的不同时期中,叶绿素 a 浓度、透明度的变化较大,导致水体光学特性的因子不相同,使得水体固有光学特性产生差异。其中固有光学特性包含水体的散射特性与吸收特性,不

同固有光学特性的水体的反射率不同。

首先使用均值算法进行水体光谱的初步分类,计算出隶属度矩阵,并将样本分为 3 类;之后提取每类样本中隶属度较大的样本作为训练样本,采用支持向量机对样本进行训练及更精确的分类<sup>[17]</sup>,获得 3 类水体的判别边界。第一类水体拥有 10 组数据,第二类水体拥有 17 组数据,第三类水体拥有 12 组数据,分类规则如表 3 所示,图 2 是 3 类水体的反射率平均曲线。

表 3 3 类水体的分类规则

Tab.3 Classification rules of three types of water bodies

水体种类	判别公式	数据量/组
第一类	$Red - NIR < -0.00033$	10
第二类	$Green - Red < 0.07433$	12
第三类	$0.5808Green - 1.5808Red + NIR < -0.0199$	17

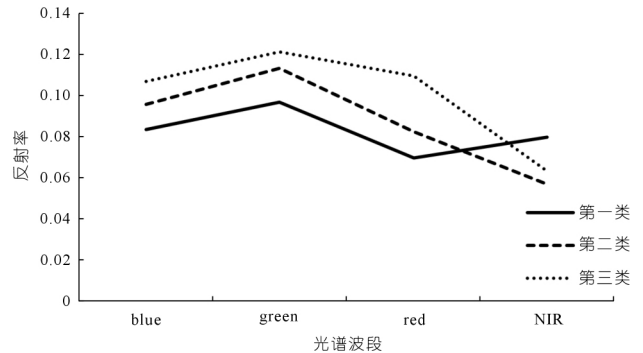


图 2 3 类水体反射率的平均曲线

Fig.2 Reflectance average curves of three kinds of water bodies

叶绿素 a 浓度和透明度均可影响水体的固有光学特性,进而决定水体的光谱特征;若水体中叶绿素 a 浓度较高而透明度高,则叶绿素 a 在水体光谱特征中占主导因素;若水体中叶绿素 a 浓度较低而透明度低,则透明度在水体光谱特征中占主导因素;若两者较为均衡,则两者共同作用于水体光谱特征。因此,需要分析采样点的光谱反射率,探究出影响光学特性的主导因素。

图 3 对比了 3 类水体光谱曲线随叶绿素 a 浓度和透明度的变化而产生的变化,由图 3(a)可知第一类水体光谱曲线随着叶绿素 a 浓度的增加,整体反射率呈上

升趋势,其原因是叶绿素 a 虽然在可见光波段吸收较高、近红外波段吸收少,但吸收峰的峰值仍小于纯水,所以反射率随着叶绿素 a 浓度的增加而上升,因此第一类水体是由叶绿素 a 的浓度而主导的,称为 Chla 主导型水体。由图 3(b)可知,第二类水体光谱曲线随着透明度的升高而反射率呈下降趋势,其原理与叶绿素相似,水体中悬浮物的浓度上升会使得透明度降低,同时相较于纯水,悬浮物的反射率较高,因此第二类水体由透明度主导,称为 SD 主导型水体。由图 3(c)可知,第三类水体光谱曲线对于叶绿素 a 浓度和透明度的改变均没有产生显著相关的变化,称为共同主导型水体。

2.3 水体光谱反演模型

分析 3 类水体的差异表现形式(见图 4),发现主要为绿波段同近红外波段的平均数与红波段的差值  $\Delta y$ ,  $\Delta y = Red - (Green + NIR) / 2$ ,因此可以以此为基础对 3 类水体进行分析。

取  $\Delta y$  的绝对值  $|\Delta y|$  作为基础估算叶绿素 a 浓度和透明度,因为  $|\Delta y|$  是关于光谱波段的一次项,故对  $|\Delta y|$  进行归一化需要除以波段的一次式。对 Chla 和 SD 的反演分别除以蓝波段和近红外波段可得到最高拟合精度,建立一种新的光谱指数,分别为反演叶绿素 a 浓度的 Normalized Difference Water Chla Index (NDWC) 和反演透明度的 Normalized Difference Water SD Index (NDWS)。具体公式如下:

$$NDWC = \frac{|2 \times Red - (Green + NIR)|}{Blue}$$

$$NDWS = \frac{|2 \times Red - (Green + NIR)|}{NIR}$$

由图 3 可知 3 类水体的主导因素各不相同,所以可对不同光谱种类的水体采取不同的水质反演模型。使用 NDWC 反演叶绿素 a 浓度时,3 类水体的拟合精度如图 5(a) 所示,可知 NDWC 对于 Chla 主导型水体和共同主导型水体拟合精度较高 ( $R^2_{Chla} = 0.72$ ,  $R^2_{共同} = 0.75$ ),但对于 SD 主导型水体拟合精度较低 ( $R^2_{SD} =$

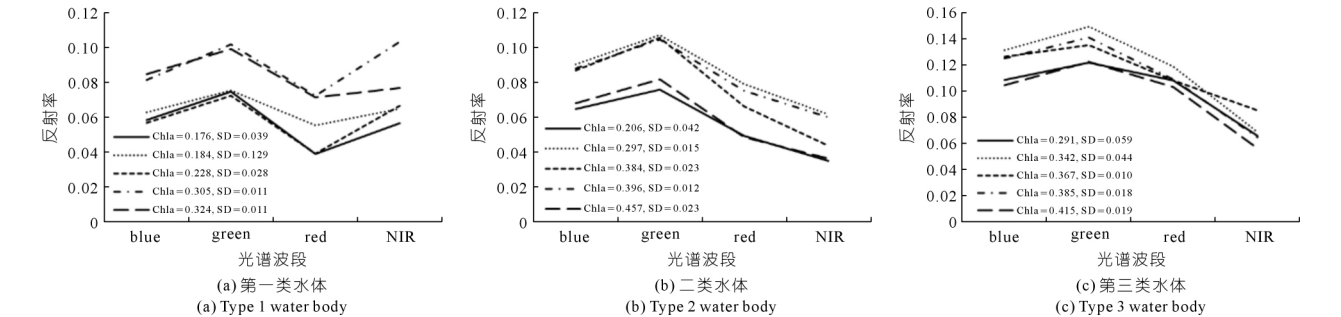


图 3 3 类水体光谱曲线

Fig.3 Spectral curves of three types of water bodies

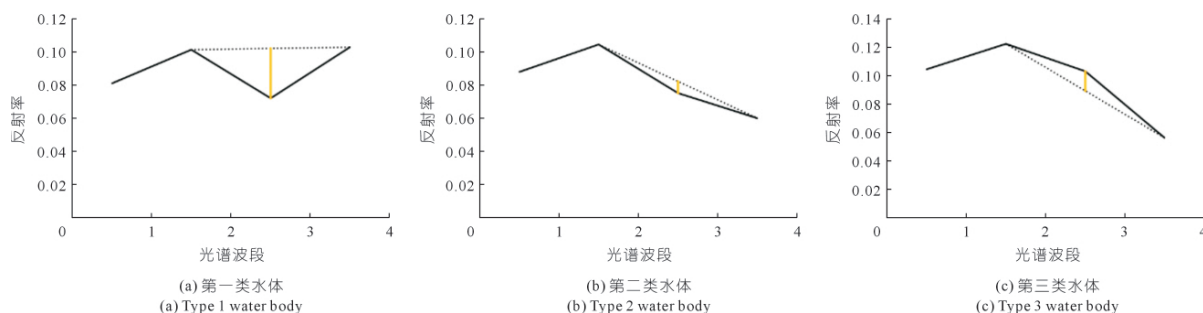
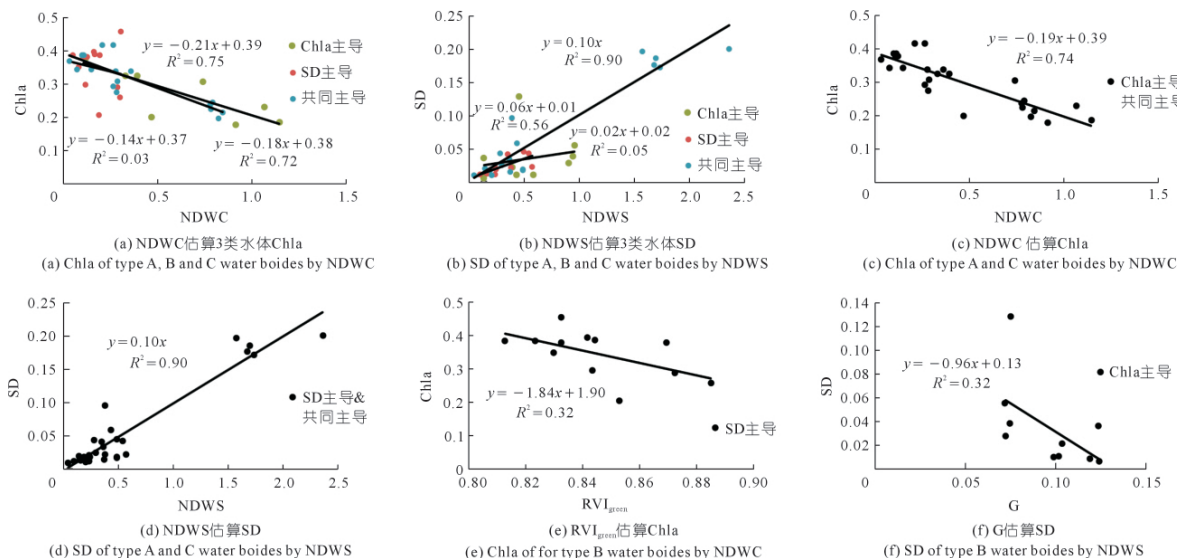


图 4 3 类水体的差异表现形式

Fig. 4 The difference between the three water bodies  $\Delta y$ 

注: A 类水体指 Chla 主导水体, B 类水体指 SD 主导水体, C 类水体指 Chla 和 SD 共同主导水体。

图 5 水体组合光谱指数拟合模型

Fig. 5 Fitting model of water spectral index

0.03)。使用 NDWS 反演透明度时, 3 类水体的拟合精度如图 5(b) 所示, 可知 NDWS 对于 SD 主导型水体和共同主导型水体拟合精度较高 ( $R^2_{SD} = 0.56$ ,  $R^2_{共同} = 0.90$ ), 但对于 Chla 主导型水体拟合精度较低 ( $R^2_{Chla} = 0.05$ )。所以在反演叶绿素 a 浓度时, 可将拟合效果较好且趋势线相近的共同主导型水体和 Chla 主导水体分为一类, 使用 NDWC 反演, 如图 5(c) 所示; SD 主导型水体分为另一类, 使用决定系数  $R^2$  最高的传统光谱指数  $RVI_{green}$  反演, 如图 5(d) 所示。同理, 在反演透明度时, 可将拟合效果较好且趋势线相近的共同主导型水体和 SD 主导水体分为一类, 使用 NDWS 反演, 如图 5(e) 所示; Chla 主导型水体分为另一类, 使用决定系数  $R^2$  最高的 G (绿波段) 反演, 如图 5(f) 所示。

依据表 4 的判别准则和图 5 的反演模型, 水体分类及反演的整体流程图如图 6 所示。

### 3 讨论

#### 3.1 反演模型精度

整体估算精度如表 4 所示, 对于 NDWC 和 NDWS

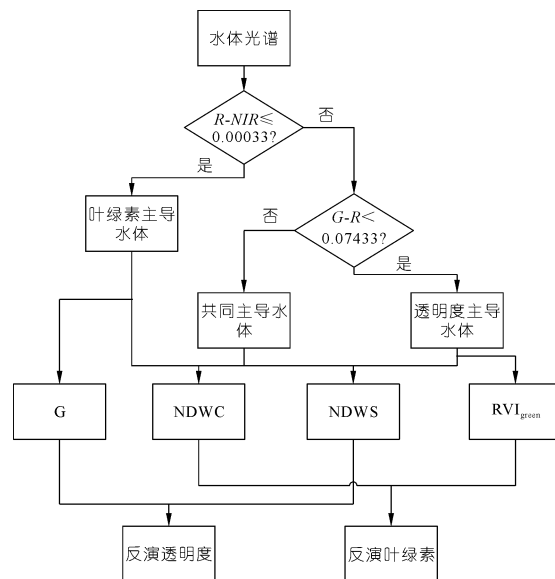


图 6 水体分类及反演流程

Fig. 6 Flow chart of water body classification and inversion

的反演  $R^2$  均较高, 对于  $RVI_{green}$  和 G 的反演  $R^2$  略低, 且整体也优于表 2 中的四种光谱指数的反演效果; 因此采用分水体种类使用不同反演模型进行水质参数反



演可提高反演精度。相比于传统的光谱指数或未分类的光谱指数,水体分类的反演模型考虑到水体的固有光学性质的影响因素,对不同主导因素的水体进行分开建模,提高了反演精度。

表 4 水体组合光谱指数反演精度

Tab. 4 Retrieval accuracy of spectral index of water body combination					
水质参数	光谱指数	拟合模型	$R^2$	RMSE	CV/%
叶绿素 a	NDWC	$Chla = -0.1903NDWC + 0.3861$	0.74	0.0443	13.99
	$RVI_{green}$	$Chla = -1.8434RVI_{green} + 1.9045$	0.32	0.0443	13.99
透明度	NDWS	$SD = 0.1005NDWS - 0.0020$	0.90	0.0224	45.13
	G	$SD = -0.9564G + 0.1273$	0.32	0.0224	45.13

3.2 精度对比

本研究运用机器学习方法作为对照,与传统光谱指数及本文创新的组合光谱指数进行对比,比较 3 种方法的反演精度。其中传统 4 种光谱指数反演叶绿素 a 浓度及透明度精度最高的模型均为 NDVI。本机器学习算法采用 K 近邻(KNN)、决策树(DT)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、梯度提升决策树(GBDT)和神经网络(NN)这 6 种方法,算法主要由 Python 编程实现,通过调整参数使算法的估算精度达到最高;反演叶绿素 a 浓度精度最高的模型为梯度提升决策树(GBDT)算法,反演透明度精度最高的模型为 K-近邻(KNN)算法。组合光谱指数采用表 4 中的反演模型。

3 种反演类型的对比如表 5 所示,可知传统光谱指数反演模型的 RMSE 大于机器学习算法和组合光谱指数,而机器学习算法与组合光谱指数相比,其反演 Chla 和 SD 的验证集的 RMSE 为 0.0515 mg/L 和 0.027 2 m,均大于后者的 RMSE(0.044 3 mg/L 和 0.022 4 m),说明本研究提出的创新光谱指数 NDWC 和 NDWS 较好地

适用与水体中叶绿素 a 浓度和透明度的反演,尤其是对 Chla 主导和共同主导水体在叶绿素 a 浓度的反演和对 SD 主导和共同主导水体在透明度方面的反演。

表 5 3 种反演模型的精度对比

Tab. 5 Accuracy comparison of three inversion models								
反演类型	Chla				SD			
	模型	$R^2$	RMSE	CV/%	模型	$R^2$	RMSE	CV/%
传统光谱指数	NDVI	0.500	0.0534	16.87	NDVI	0.720	0.0306	61.61
机器学习	梯度提升	0.957	0.0515	16.27	K-近邻	0.857	0.0272	54.76
	决策树							
组合光谱指数	NDWC	0.740	0.0443	13.99	NDWS	0.900	0.0224	45.10
	$RVI_{green}$	0.320	0.0443	13.99	G	0.32	0.0224	45.10

3.3 水质参数图

通过表 5 中的组合光谱模型对巢湖 2016 年 2 ~ 11 月的水质参数进行反演,巢湖水域 4 个时期的叶绿素 a 浓度如图 7 所示。第一时期叶绿素 a 分布较为平均,均在 0.30 ~ 0.35 mg/L;第二时期中部湖区和西部湖区为 6 月份的影像,叶绿素 a 浓度较高,分别达到 0.4 mg/L 和 0.35 mg/L,第二时期东部湖区为 4 月份影像,叶绿素 a 浓度略低,在 0.30 ~ 0.35 mg/L 之间;第三时期均为 8 月份影像,整体叶绿素浓度较低,仅西部湖区上部超过 0.3 mg/L;第四时期,西部和中部湖区为 9 月影像,叶绿素 a 浓度较高,平均值达 0.35 mg/L,东部为 11 月份影像,叶绿素 a 浓度较低,平均值在 0.25 mg/L 左右。

巢湖水域 4 个时期的透明度状况如图 8 所示。第一时期透明度较低,整体在 0.10 m 左右;第二时期为西部和中部湖区为 6 月份影像,东部湖区为 4 月份影像,两个月份透明度相近且整体透明度最低,在 0.05 ~ 0.10 m 之间;第三时期整体透明度较为平均,在 0.20 m 左右;第四时期,西部和中部湖区为 9 月影像,透明度较低,在 0.10 m 左右,东部为 11 月份影像,透明度较高,部分地区达 0.40 m 以上。

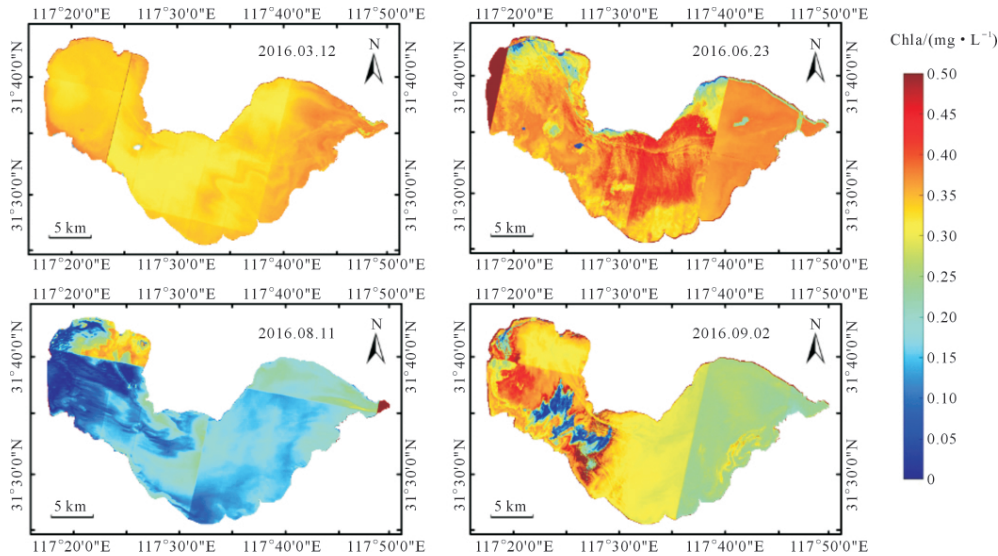


图 7 巢湖 4 个时期的 Chla 浓度反演

Fig. 7 Chla concentration inversion map for four periods in Chaohu Lake

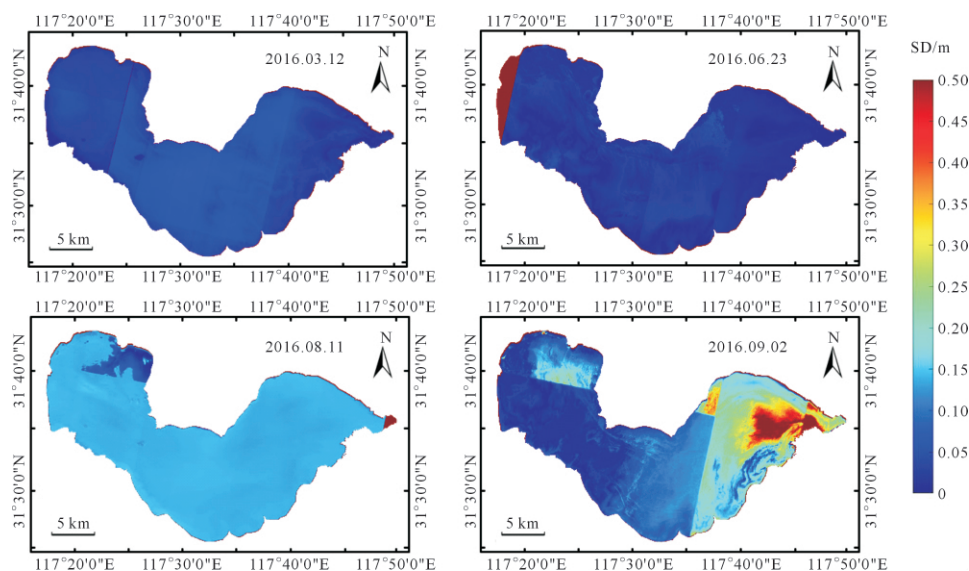


图8 巢湖4个时期的SD浓度反演

Fig.8 SD concentration inversion map for four periods in Chaohu Lake

## 4 结 论

以长江流域的巢湖为研究对象,结合实地水质监测数据与遥感影像数据建立水质参数反演模型,经研究得出以下结论。

(1) 运用K均值对水体光谱曲线进行粗分类,之后使用支持向量机将粗分类结果作为训练集进行精确分类,得到不同类别水体的判别准则,将水体分为叶绿素a主导型、透明度主导型、共同主导型3种类型。

(2) 对于巢湖水域建立了可用于反演叶绿素a和透明度的创新光谱指数NDWC和NDWS,并采用了水体分类的组合光谱反演方法,对不同主导因素的水体种类分别建模,组合光谱模型的反演精度( $RMSE_{Chla} = 0.044\ 3$ ,  $RMSE_{SD} = 0.022\ 4$ )高于传统光谱指数的反演精度( $RMSE_{Chla} = 0.053\ 4$ ,  $RMSE_{SD} = 0.030\ 6$ )和机器学习算法的反演精度( $RMSE_{Chla} = 0.051\ 5$ ,  $RMSE_{SD} = 0.027\ 2$ ),属于一种简便且高精度的反演模型。

(3) 将水质参数反演模型运用到巢湖水域,利用遥感影像生成4个时期的水质参数图,分析巢湖在2016年一年四季不同时期的叶绿素a浓度和透明度的空间分布情况,为巢湖全年的水体质量研究提供基础。

### 参考文献:

- [1] 秦海旭,钱新.运用遥感方法分析浅水湖泊水质变化的特征[J].污染防治技术,2013(5):1-6.
- [2] 丁昊,王栋.基于云模型的水体富营养化程度评价方法[J].环境科学学报,2013,33(1):251-257.
- [3] GORDON H R, MJOREL A Y. Remote Assessment of Ocean Color for Interpretation of Satellite Visible Imagery[M]. New York: Springer, 1983.

- [4] TASSAN S, D'ALCALÁ M R. Water quality monitoring by thematic-mapper in coastal environments: A performance analysis of local bio-optical algorithms and atmospheric correction procedures [J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 45(2): 177-191.
- [5] 李素菊,吴倩,王学军,等.巢湖浮游植物叶绿素含量与反射光谱特征的关系[J].湖泊科学,2002,14(3):228-234.
- [6] ZIMBA P V, GITELSON A. Remote estimation of chlorophyll concentration in hyper-eutrophic aquatic systems: Model tuning and accuracy optimization [J]. Aquaculture, 2006, 256(1-4): 272-286.
- [7] 周冠华,柳钦火,马荣华,等.基于半分析模型的波段最优化组合反演混浊太湖水体叶绿素a[J].湖泊科学,2008,20(2):153-159.
- [8] 李云亮,张运林,李俊生,等.不同方法估算太湖叶绿素a浓度对比研究[J].环境科学,2009,30(3):680-686.
- [9] 孙德勇,周晓宇,李云梅,等.基于光学分类的太湖水体叶绿素a浓度高光谱遥感[J].环境科学,2013,34(8):3002-3009.
- [10] KISHINO M, TANAKA A, SHIZAKA J. Retrieval of Chlorophyll a, suspended solids and colored dissolved organic matter in Tokyo Bay using ASTER data [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 99(1): 66-74.
- [11] 光洁,韦玉春,黄家柱,等.分季节的太湖悬浮物遥感估测模型研究[J].湖泊科学,2007,19(3):241-249.
- [12] ALTHUIS I A. Suspended Particulate Matter detection in the North Sea by hyper spectral airborne remote sensing [J]. Aquatic Ecology, 1998, 32(1): 93-98.
- [13] 肖义,郑庄,陶雷,等.浅析长江流域湖泊水资源及其保护对策[J].人民长江,2012,43(增2):164-166.
- [14] JORDAN C F. Derivation of Leaf-Area Index from Quality of Light on the Forest Floor [J]. Ecology, 1969, 50(4): 663-666.
- [15] ROUSE J W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS [J]. Nasa Special Publication, 1974, 351: 309.
- [16] MCFEETERS S K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425-1432.
- [17] 李俊,陈善学,冯银波.无人工样本的SVM遥感图像分类方法[J].电视技术,2013,37(23):27-30.

(编辑:黄文晋)

引用本文:周正,桂圣熙,李玉翠,等.基于组合光谱指数的巢湖典型水质参数反演研究[J].人民长江,2020,51(9):45-50,182.

(下转第182页)

## Study on fluid – solid coupling effect of large diameter underwater shield tunnel excavation

WANG Jin'an<sup>1,2</sup> ZHOU Jiaxing<sup>1</sup> LI Fei<sup>1</sup> XING Zhenxing<sup>1</sup>

( 1. College of Civil and Resource Engineering ,University of Science and Technology Beijing ,Beijing 100083 , China; 2. Key Laboratory of Ministry of Education for Efficient Mining and Safety of Metal Mines ,University of Science and Technology Beijing ,Beijing 100083)

**Abstract:** The mechanical behavior of tunnel shield crossing rivers and seas is very complicated ,and the fluid – solid interaction in surrounding rock mass on various stages during the construction is still the focus of research. Aiming at a section of Nanjing subway shield tunnel project ,a fluid – solid coupling mechanical analysis model was established. We use numerical calculation method and the VOF to track dynamic water surface of the fluid. The calculation results such as deformation ,settlement ,seepage are in agreement with the field monitoring data. The results show that when shield construction is crossing the river ,an inverted arch phenomenon will appear in the river bed; the damage at the bottom of the river showed a strong regularity ,namely ,the damage zone around the riverbed basically is an arc. The support design for soil above the arch waist should be strengthened to ensure the safety of tunnel construction.

**Key words:** shield construction; fluid – solid coupling; VOF – Fluid Volume Function; inverted arch of river bed

( 上接第 50 页)

## Inversion of typical water quality parameters in Chaohu Lake based on composite spectral indices

ZHOU Zheng<sup>1</sup> GUI Shengxi<sup>2</sup> LI Yucui<sup>2</sup> TAO Yanqi<sup>2</sup> PENG Yi<sup>2</sup>

( 1. Water Environment Monitoring Center of the Yangtze River Basin ,Wuhan 430010 ,China; 2. School of Remote Sensing and Information Engineering ,Wuhan University ,Wuhan 430079 ,China)

**Abstract:** Chlorophyll – a concentration and transparency as water quality parameters related to water spectral characteristics , are widely used to remotely assess water quality. In this research ,the in – situ water monitoring data and the corresponding four GF/ZY satellite images from January. to September 2016 were used in Chaohu Lake ,Anhui Province. K – means as well as SVM methods were used to group water spectrum into three typical types: Chla – dominant ,SD – dominant and dual – dominant water , and then the spectral indices NDWC and NDWS were created for Chla and SD estimations. For estimating Chla concentration ,NDWC was used for Chla – dominant and dual – dominant water ,RVIgreen was used for SD – dominant water. The RMSE was 0.044 3 mg/L which was much lower than those by using the traditional spectral index( NDVI ,RMSE = 0.053 4 mg/L) and the machine learning algorithm( GDBT ,RMSE = 0.051 5 mg/L) . For estimating the transparency ,NDWS was used for SD – dominant and dual – dominant water ,G was used for Chla – dominant water. The RMSE was 0.0224 m ,which was also lower than those by using the traditional spectral index( NDVI ,RMSE = 0.030 6 m) and the machine learning algorithm( KNN ,RMSE = 0.0272 m) . The proposed method was applied in remotely sensed images of four periods for mapping water quality of Chaohu Lake in 2016 , and the results showed that Chlorophyll – a concentration in the second period( April and June) was the highest while the transparency was the lowest ,the first period( March) and the fourth period( September and November) were moderate ,while the third period( August) had the lowest Chlorophyll – a concentration and the highest transparency. In general ,the water quality in the eastern Lake area was better than that in the western Lake area.

**Key words:** chlorophyll – a; transparency; water body classification; spectral index; water quality parameter map; Caohu Lake