

# 一种新的水体叶绿素 a 指数及其应用潜力分析

郭宇龙<sup>1</sup> 李云梅<sup>1,2</sup> 王 桥<sup>3</sup> 朱 利<sup>3</sup> 吕 恒<sup>1</sup>

<sup>1</sup>江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 江苏 南京 210023

<sup>2</sup>南京师范大学江苏省碳氮循环过程与污染控制重点实验室, 江苏 南京 210023

<sup>3</sup>环境保护部卫星环境应用中心, 北京 100094

**摘要** 以具有代表性的野外实测光谱数据作为端元,对水体遥感反射率进行线性混合光谱分解,基于分解得到的各组分丰度,构建了一种新的水体叶绿素 a 指数 CSI(叶绿素 a 光谱指数)。以太湖、巢湖、滇池以及三峡水库水体的 307 组实测叶绿素 a 浓度及高光谱数据为基础,分析了 CSI 的特性。以该指数为自变量,构建了内陆浑浊二类水体叶绿素 a 浓度估算模型,并分析了模型的抗噪性和传感器适应性。结果表明:1) CSI 对水体叶绿素 a 浓度大小有较好的指示作用,以  $f_{\text{CSI}}=0$  为条件将实测光谱分为 2 个类别,可以表征光谱特征的明显差异;2) CSI 作为自变量的叶绿素 a 浓度估算模型在实测高光谱数据集中的精度与三波段算法(TBA)相近(二者估算结果的平均相对误差分别为 0.332 和 0.330,均方根误差分别为 9.892 和 9.929);3) 以 CSI 为自变量得到的估算模型对无偏移噪声和有偏移噪声都有较好的抗性,其中无偏移噪声几乎不影响算法的精度,而三波段算法对两种噪声同样敏感,随着噪声增加,估算结果出现较大误差;4) 新的估算算法对传感器波段设置不敏感,其优势在宽波段多光谱数据集中更加明显。相比于传统水体叶绿素半经验算法,CSI 算法具有更高的稳定性和更强的应用潜力。

**关键词** 海洋光学;混合光谱分解;叶绿素 a 光谱指数;叶绿素 a 浓度;HJ1 A-CCD;HJ1 A-HIS

中图分类号 TP79 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.1101003

## A New Water Chlorophyll-a Index and Analysis of Its Application Potential

Guo Yulong<sup>1</sup> Li Yunmei<sup>1,2</sup> Wang Qiao<sup>3</sup> Zhu Li<sup>3</sup> Lü Heng<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing, Jiangsu 210023, China

<sup>2</sup>Jiangsu Provincial Key Laboratory of Carbon and Nitrogen Cycle Processes and Pollution Control, Nanjing Normal University, Nanjing, Jiangsu 210023, China

<sup>3</sup>Satellite Environment Application Center, Ministry of Environmental Protection, Beijing 100094, China

**Abstract** A chlorophyll-a spectrum index (CSI) is built based on the linear spectral unmixing method using the endmembers selected from *in situ* spectra. The character of CSI is analyzed based on a dataset including 307 samples collected from the Taihu Lake, Chaohu Lake, Dianchi Lake, and the Three Georges Reservoir. Furthermore, a chlorophyll-a concentration ( $C_{\text{chl}a}$ ) estimation model is built and compared with traditional models in terms of noise immunity and sensor adaptability. The results show that: 1) CSI is a good indicator for  $C_{\text{chl}a}$ . Two spectrum sets that are divided by  $f_{\text{CSI}}=0$  clearly show different spectrum characteristics; 2) for the hyperspectral dataset, the CSI algorithm gets similar performance to that of the three band algorithm (TBA) (their validation mean absolute percent errors are 0.332 and 0.330, respectively, root mean squares errors are 9.892 and 9.929, respectively); 3) the CSI algorithm is not sensitive to both unbiased and biased noise. Its accuracy is nearly independent on the unbiased

收稿日期: 2015-04-20; 收到修改稿日期: 2015-07-08

基金项目: 国家自然科学基金(41271343)、高分辨率对地观测系统国家科技重大专项(05-Y30B02-9001-13/15-6)

作者简介: 郭宇龙(1988—),男,博士研究生,主要从事水环境遥感和多源遥感影像融合等方面的研究。

E-mail: gyl.18@163.com

导师简介: 李云梅(1966—),女,博士,教授,主要从事水环境遥感方面的研究。E-mail: liyunmei@njnu.edu.cn(通信联系人)

noise. Meanwhile, the traditional three band algorithm is sensitive to both of the two kinds of noise; 4) the CSI algorithm is less sensitive to the band settings of the remote sensor than the traditional algorithms. The advantage is more obvious for wide band multispectral sensors. Compared with traditional  $C_{chl}$  semi-empirical models, the CSI algorithm is more stable and potential.

**Key words** oceanic optics; spectral unmixing; chlorophyll-a spectrum index; concentration of chlorophyll-a; HJ1 A-CCD; HJ1 A-HIS

**OCIS codes** 010.0280; 010.7340; 100.2960

## 1 引 言

近年来,随着人类活动影响加剧,内陆二类水体呈现不同程度的富营养化状态,严重影响了人类正常的生产生活<sup>[1]</sup>。叶绿素 a 浓度可以反映水中藻类物质含量,成为衡量湖泊富营养化的一个重要参数<sup>[2-3]</sup>。国内外学者对复杂浑浊水体叶绿素 a 浓度的反演已经开展了许多有价值的研究。在具有代表性的 3 种算法<sup>[4]</sup>,经验算法、半经验算法及分析算法中,经验算法虽然形式简单,易于实现,但由于其物理基础薄弱,因此难以形成具有普适意义的模型,且精度一般较低<sup>[5]</sup>;分析模型具有坚实的物理基础,理论上一旦建立,即具有一定普适性<sup>[6-8]</sup>,但其生物光学参数十分复杂,往往需要大量实验数据才能有效标定,不易实现;半经验算法一般通过机理模型或者水体反射率光谱特征,构建叶绿素 a 浓度的敏感指数,进而通过最小二乘拟合进行模型构建<sup>[9-13]</sup>。由于其模型形式简单,精度较高,又有较好的可解释性,成为应用较多的一种模型形式。

针对不同特性的水体,国内外学者提出了多种水体叶绿素 a 浓度敏感指数。如适用于开阔大洋水体的 OC2、OC3 及 OC4 算法<sup>[14]</sup>,以蓝绿波段的不同组合作为自变量;red-NIR 算法表明红波段、近红外波段反射率比值,对光学复杂水体中的叶绿素 a 浓度有更好的指示作用;Dall'Olmo 等<sup>[11-12]</sup>提出的三波段算法(TBA)具有明确的物理意义,精度较高,得到广泛应用<sup>[9-10,15-17]</sup>;Le 等<sup>[13]</sup>在此基础上提出了更适合太湖高复杂度水体的四波段模型;Hu 等<sup>[18]</sup>基于反射率光谱形状提出了颜色指数(CI),对开阔大洋低浓度叶绿素 a 区域有较好的反演精度;Le 等<sup>[19]</sup>针对美国坦帕湾的水体生物光学特性,提出一种红绿颜色指数(RGCI),其叶绿素 a 浓度估算结果优于 OC4 算法;针对高悬浮物水体的叶绿素 a 浓度估算问题,Shen 等<sup>[20]</sup>和陆超平等<sup>[21]</sup>也分别提出了综合叶绿素指数(SCI)和修正叶绿素指数(ACI),用来突出高悬浮物浓度下的叶绿素 a 光谱特征。除此之外,也有最大叶绿素指数(MCI)以及荧光高度指数(FLH)等叶绿素 a 指数被应用于定量估算研究<sup>[22-23]</sup>。随着水体叶绿素 a 浓度指数越来越多,叶绿素 a 浓度估算精度在逐步提高,但模型需要的波段也越来越多,导致能应用高精度模型的遥感数据相对较少。如三波段、四波段以及 SCI 算法,只能对 MERIS 及一些高光谱数据使用。对内陆复杂二类水体而言,时间分辨率较高的 GOCI 数据,空间分辨率较高的 Landsat 系列数据以及 HJ-1 CCD 数据,都还没有有效的半经验模型。同时,目前针对内陆复杂二类水体,还没有有效的大气校正算法,校正过程中产生的误差也会影响叶绿素浓度的估算结果。

本文基于线性混合光谱分解模型,提出一种新的水体叶绿素 a 浓度指数构建方法,旨在充分利用多个波段的光谱信息,基于可见光-近红外全光谱波段特征,构建水体叶绿素 a 浓度敏感因子,并以此为基础构建抗噪性较好、传感器适应度较高的叶绿素 a 浓度反演模型。

## 2 材料与方 法

### 2.1 数据获取

研究数据包括太湖 2006 年 8 月、2006 年 11 月、2007 年 3 月、2007 年 11 月、2008 年 11 月、2009 年 4 月、2010 年 5 月、2010 年 8 月、2011 年 5 月、2011 年 8 月、2012 年 10 月、2013 年 5 月以及 2013 年 8 月共 13 期数据;巢湖 2009 年 6 月和 9 月 2 期数据;滇池 2009 年 9 月 1 期数据;三峡水库 2009 年 8 月 1 期数据。共 17 期,332 组实测数据,将异常数据剔除,共 307 组数据用于该研究。采样点分布如图 1 所示。

野外实验中对每个采样点进行水体遥感反射率的测量,同时采集表层水样放入冷藏箱,并于当日送回实验室进行叶绿素 a 浓度及悬浮物浓度分析。水体反射光谱的测量采用美国 ASD 公司生产的 ASD FieldSpec Pro 便携式光谱辐射计,其波段范围为 350~1050 nm。为减少水体镜面反射和船体自身阴影的影响,

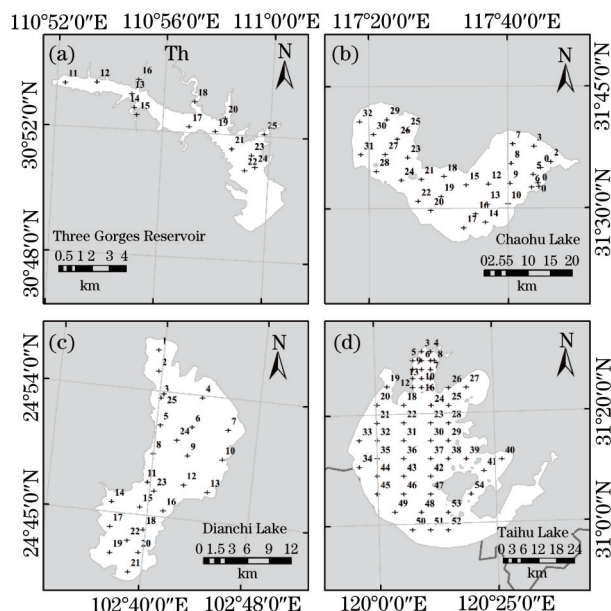


图 1 采样区域与采样点分布

Fig.1 Studied areas and sampling stations

测量时采用唐军武等<sup>[24]</sup>提出的内陆二类水体水面以上光谱测量的方法。叶绿素 a 浓度的测定采用热乙醇法,即对采集的水样进行抽滤、研磨、离心、定容后在分光光度计上分析得出该样点的叶绿素 a 浓度。悬浮物浓度采用常规的干燥、烘烧、称重法(GB/T11901-1989)测定。数据统计信息如表 1 所示。从表中可以看出,数据集样本覆盖范围较大,适合建模分析。

表 1 叶绿素 a(Chla)及悬浮物浓度(TSM)统计信息

Table 1 Statistical information of chlorophyll a (Chla) and total suspended materials (TSM)

Parameter	Average	Standard	Max	Min
Chla /( $\mu\text{g/L}$ )	20.905	28.601	231.942	0.546
TSM /( $\text{mg/L}$ )	41.312	35.194	253.000	1.999

遥感影像为 2009 年 6 月 13 日同步获取的 HJ1 A-CCD 数据和 HJ1 A-HSI 数据。结合影像数据与当天采集的 31 个同步样点,进一步对算法进行验证。

## 2.2 混合光谱分解模型

混合光谱分解即将一条地物反射率光谱曲线分解为多个特定端元及其所占百分比的过程<sup>[25]</sup>。其中端元选取和求解方式是两个要点。在水色遥感领域中,有诸多学者对混合光谱分解算法进行了尝试。其中端元选取方式分为实测光谱<sup>[26-29]</sup>、图像提取<sup>[30-31]</sup>和生物光学模型模拟<sup>[32-34]</sup>3 种方式。从实测光谱中获取端元,由于端元是实际存在的,因而在拟合中能达到更好的拟合效果,分解结果也更佳,但需要大量实测数据作为基础;从图像中提取端元的方式能更大程度地消除图像大气校正的误差,然而每景影像的端元都会有差异,不利于参数的提取及应用;从机理模型模拟得到的端元,虽然理论上不存在观测误差,同时可以模拟得到相对纯净的光谱,更符合端元的定义,但理论模型模拟与实际光谱之间的系统误差难以估计,会对最终结果造成影响。从模型求取方式来看,分为全约束求解<sup>[27-31]</sup>和无约束求解<sup>[26,32-34]</sup>两种。其中全约束求解的物理意义明确,但边界条件严格,一旦端元选取不合格,会造成分解结果在边界聚集的情况;无约束求解的结果可解释性相对较差,但无边限制,结果的动态范围更大,对地物光谱解释能力更强。由于该研究收集了大量地面实测数据,具备选取端元的条件,因此采用从实测数据中提取端元的方式,以具有代表性的野外实测光谱作为端元;同时由于最终构建的水体叶绿素指数是相对大小,对组分绝对比例大小的限制较弱,因此采用解释能力更强的无约束求解方式。

在端元的设定上,不同的研究中也有不同的方式:文献[27-29]将太湖水体看作高叶绿素 a 浓度和低叶绿素 a 浓度水体光谱的混合结果;文献[30]采用类似的方法,将珠江口水体看作高悬浮泥沙浓度和清洁海水光

谱的混合结果;文献[31]从滇池 TM 影像中利用纯净像元指数(PPI)提取得到3个水端元,即纯净水端元、泥沙含量高的水端元以及藻类污染严重的水端元。由于在水体组分复杂的内陆二类水体中,有色可溶性有机物(CDOM)的吸收贡献率相对较弱,较难通过反射率体现<sup>[21]</sup>。因此,在模型中不考虑 CDOM 的代表性光谱,仅考虑叶绿素 a 代表性光谱( $R_{\text{Chla}}$ )、总悬浮物代表性光谱( $R_{\text{TSM}}$ )和洁净水体代表性光谱( $R_{\text{clean}}$ )。

采用运用最广泛的线性组合模型描述光谱混合过程,对反射率曲线的每个波段  $\lambda$ , 代表性光谱组合的表达式为

$$R(\lambda) = P_{\text{Chla}} \times R_{\text{Chla}}(\lambda) + P_{\text{TSM}} \times R_{\text{TSM}}(\lambda) + P_{\text{clean}} \times R_{\text{clean}}(\lambda), \quad (1)$$

式中  $R_{\text{Chla}}$ 、 $R_{\text{TSM}}$  和  $R_{\text{clean}}$  分别代表叶绿素 a、悬浮物和清洁水体的代表性光谱,  $P_{\text{Chla}}$ 、 $P_{\text{TSM}}$  和  $P_{\text{clean}}$  为3个端元的分解系数。

因此,理论上一旦一个传感器在 400~899 nm 之间存在3个以上波段,方程数量即多余自变量,线性方程组即可通过最小化以下目标函数进行求取:

$$J = (\mathbf{SR}' - \mathbf{R})^T (\mathbf{SR}' - \mathbf{R}), \quad (2)$$

式中  $\mathbf{R}'$  为  $b_n \times 1$  的矩阵,是通过(1)式模拟得到的  $b_n$  个波段的反射率(研究中代表性光谱波段范围为 400~899 nm,以 1 nm 为间隔,因此  $b_n=500$ );  $\mathbf{R}$  为  $b_m \times 1$  的矩阵,是待分解的  $b_m$  个波段的实际反射率;  $\mathbf{S}$  为  $b_m \times b_n$  的矩阵,是当前传感器的波段响应函数,每个函数的响应波长都与模拟的光谱数量  $b_n$  以及光谱范围相对应(当传感器是地面实测高光谱数据时,  $m=n$ ,  $\mathbf{S}$  为单位矩阵);  $^T$  代表矩阵转置。

### 2.3 CSI 指数的构建

以往基于混合光谱分解模型的水体组分估算研究中,一般直接利用求解得到的分解系数与所要求取的色素进行统计回归,得到估算模型<sup>[33-34]</sup>。理论上,这种方式要求端元纯净,而其他端元中不包含任何有用信息。但无论端元来自理论模拟或是实测光谱,  $P_{\text{Chla}}$  难免受到  $P_{\text{clean}}$  的影响。因此以分解因子组合  $P_{\text{Chla}} - P_{\text{clean}}$  来去除背景光谱的影响,更好地体现叶绿素 a 浓度变化。又因为在混合光谱分解中采用无约束求解,为了消除不同光谱之间的系统差异,需进行归一化处理,进而得到最终的水体叶绿素 a 浓度光谱指数(CSI)为

$$f_{\text{CSI}} = \frac{P_{\text{Chla}} - P_{\text{clean}}}{P_{\text{Chla}} + P_{\text{TSM}} + P_{\text{clean}}}. \quad (3)$$

### 2.4 叶绿素 a 浓度估算

基于三波段因子和 CSI 指数分别估算叶绿素 a 浓度并进行对比分析。估算模型通过常用的统计拟合方法获取。经实验发现二次多项式拟合的效果最佳(以 ASD 数据为例,线性拟合、二次多项式拟合、指数函数拟合的决定系数分别为 0.786、0.861、0.616),因此基于三波段因子和 CSI 指数的叶绿素 a 浓度估算模型均采用二次多项式形式。

为了使模型值域范围一致,先将数据按照叶绿素 a 浓度大小排序,再顺序抽取数据,最后得到 206 组建模数据,101 组验证数据。

模型验证中,估算精度评价指标分别选取常用的相关系数( $R$ )、平均相对误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)和纳什系数( $N_r$ )。其中 MAPE、RMSE 和  $N_r$  的表达式为

$$f_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{n}}, \quad (4)$$

$$f_{\text{MAPE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y'_i}{y_i} \right|, \quad (5)$$

$$N_r = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (6)$$

式中  $y_i$  和  $y'_i$  分别为实测和估算得到的叶绿素 a 浓度,  $\bar{y}$  为实测叶绿素 a 浓度均值,  $n$  为样本数量。

### 2.5 遥感影像预处理

#### 2.5.1 几何校正

以经过几何精校正的 TM 影像为基准影像(投影为 UTM, 椭球体为 WGS84),以最邻近像元法为重采样方

法进行几何校正,并将RMS控制在0.1个像元之内。由于HJ1 A-CCD数据和HJ1 A-HSI数据空间分辨率不同,在对HSI数据进行校正之前,先将TM数据重采样至100 m空间分辨率。

### 2.5.2 大气校正

该研究中的HJ1 A-CCD和HSI数据利用6s模型进行大气校正。其中模型输入的卫星、太阳几何角度均获取自影像本身,能见度设为4.6 km,气溶胶模型设定为Rural类型<sup>[35]</sup>。

## 3 结果与分析

### 3.1 代表性光谱的选取

在自然水体中,纯净的端元是不存在的,因此,尝试通过提取叶绿素a、悬浮物和洁净水体的代表性光谱,作为混合像元分解的端元。通过前人的模拟研究发现,随着水体组分浓度的均匀增加,反射率光谱的变化不是均匀的,当组分浓度增大到一定程度,反射率变化就很小,出现类似饱和的现象,因此,端元的代表性光谱可以据此进行选取<sup>[33-34]</sup>。

图2中分别列举了高叶绿素a浓度和高悬浮物浓度光谱曲线各4条。这些样点对应的水体组分浓度信息如表2所示。从图2(a)可以看出,叶绿素a浓度从28.83  $\mu\text{g/L}$ 增加到87.24  $\mu\text{g/L}$ 时,708 nm处的荧光峰值增加了0.013  $\text{sr}^{-1}$ ;而当浓度继续升高,叶绿素a浓度从156.20  $\mu\text{g/L}$ 增加到219.71  $\mu\text{g/L}$ 时,708 nm处的荧光峰值仅增加了0.0009  $\text{sr}^{-1}$ ,这种差异也明显地反映到光谱形状的变化中;从图2(b)可以看出,悬浮物浓度从76.8 mg/L增加到135.5 mg/L时,750 nm处的反射率增加了0.015  $\text{sr}^{-1}$ ;而当浓度继续升高,悬浮物浓度从196.2 mg/L增加到253 mg/L时,750 nm处的反射率仅增加了0.005  $\text{sr}^{-1}$ 。从光谱形状上看,高叶绿素a浓度和高总悬浮物浓度的光谱都出现饱和现象,反射率变化随浓度增加而减小。Zhang等<sup>[33]</sup>和陆超平等<sup>[21]</sup>在模拟光谱实验中证明,叶绿素a浓度的饱和值为150  $\mu\text{g/L}$ ,悬浮颗粒物的饱和值为100 mg/L,二者均在该研究最大值以内。

此外,Odermatt等<sup>[5]</sup>对2006年1月至2011年3月发表的二类水体参数反演文献进行了详尽的总结,发现这些研究中叶绿素a浓度最大值为247.4  $\mu\text{g/L}$ ,与该研究的最大值接近;而悬浮物浓度除了一些极端情况(如大河入海口),浓度都在100 mg/L以内,也在该研究的最大值以内。综上两点,确定了本研究中3个组分的代表性光谱反射率[图3(a)]。

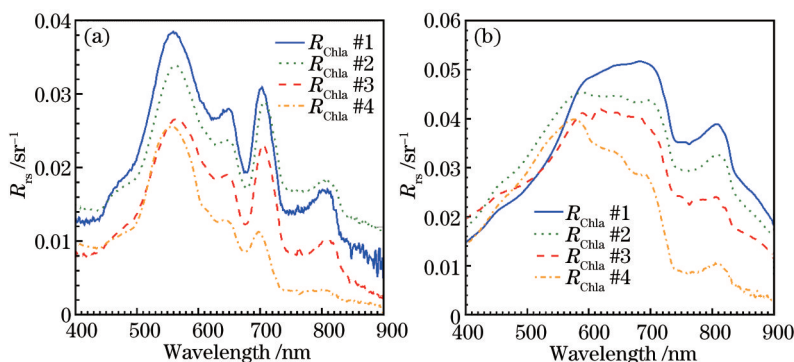


图2 代表性光谱曲线

Fig.2 Representative spectra

表2 代表性样点组分浓度

Table 2 Component concentration of representative samples

	$R_{\text{Chla}} \#1$	$R_{\text{Chla}} \#2$	$R_{\text{Chla}} \#3$	$R_{\text{Chla}} \#4$
$C_{\text{Chla}} / (\mu\text{g/L})$	219.713	156.201	87.241	28.830
$C_{\text{TSM}} / (\mu\text{g/L})$	9.125	11.000	9.066	6.000
$a_{\text{CDOM}}(440) / \text{m}^{-1}$	0.594	0.784	0.201	-
	$R_{\text{TSM}} \#1$	$R_{\text{TSM}} \#2$	$R_{\text{TSM}} \#3$	$R_{\text{TSM}} \#4$
$C_{\text{Chla}} / (\mu\text{g/L})$	1.920	7.282	1.883	1.860
$C_{\text{TSM}} / (\mu\text{g/L})$	253.000	196.200	135.500	76.800
$a_{\text{CDOM}}(440) / \text{m}^{-1}$	0.681	1.274	0.437	0.654

从反射率形状上看,3个代表性光谱体现出截然不同的特征: $R_{\text{Chla}}$ 在550 nm附近有明显的反射峰,650 nm左右的反射率次峰也较明显,680 nm左右色素颗粒物的强吸收形成反射谷,而在710 nm左右有一个明显的叶绿素荧光峰。 $R_{\text{TSM}}$ 中几乎没有色素颗粒物的特征峰谷,而由于悬浮颗粒物的高散射,反射率曲线在550 nm之后就保持在较高的水平上,700 nm之后的波段基本都体现了纯水的吸收特征; $R_{\text{clean}}$ 与前人研究中的纯水反射率不同,由于包含了少量叶绿素a和非藻类悬浮物,反射率光谱没有完全遵循纯水的反射率特征,作为所有数据中的背景值,该端元代表水体中除了悬浮物和叶绿素之外其他非主导因子的反射率。

为了考察端元对野外实测光谱曲线的拟合能力,选取3个典型样本,分别进行光谱分解,并绘制原始光谱与拟合光谱,结果如图3(b)所示。挑选的3个样本叶绿素a浓度都在均值20.905  $\mu\text{g/L}$ 附近,悬浮物浓度分别取低、中、高3个等级。结果表明,在不同悬浮物浓度等级下,拟合光谱曲线与原始光谱曲线的拟合程度都较好,分解模型残差较小。

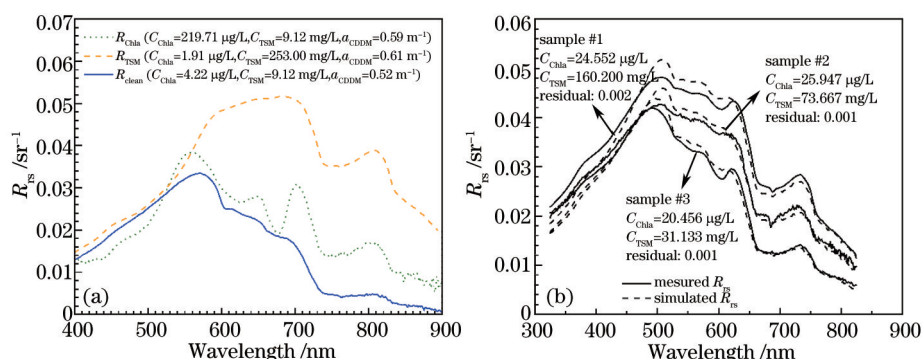


图3 3个端元的光谱曲线以及3个典型样本的拟合效果

Fig.3 Spectra of three endmembers and fitting effect of three typical samples

### 3.2 混合光谱分解结果

混合光谱是否被有效分解,主要看模型2的残差。残差越小,表明所选取的代表性光谱对水体光谱的解释能力越强。反之则越弱。如图4(a)所示,所有307组采样点中残差在0.001以内的点占样本总数的60%左右;残差落在0.005以内的样本数,接近样本整体的90%。表明所选取的代表性光谱与求算方法能够有效地分解野外实测光谱曲线。

在此基础上,分析了 $P_{\text{Chla}}$ 、 $P_{\text{TSM}}$ 和 $P_{\text{clean}}$ 3个分解系数与 $C_{\text{Chla}}$ 的相关性[图4(b)~(d)]。从结果中可以看出:首先,

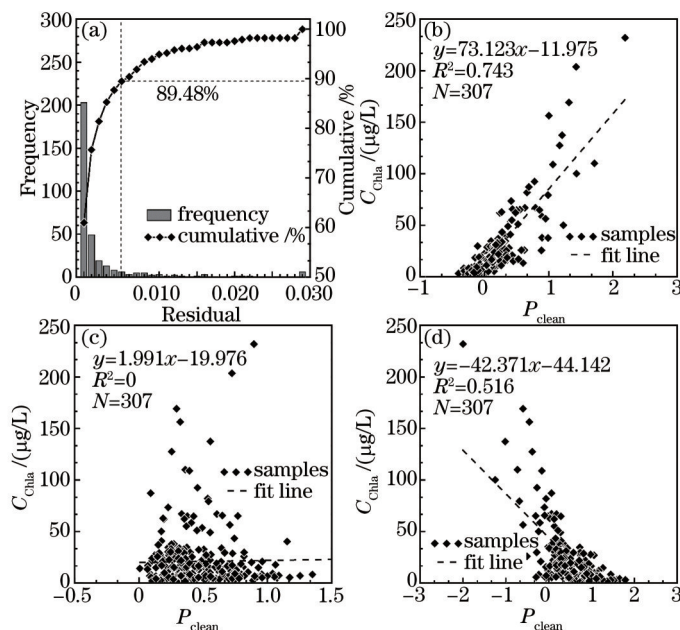


图4 光谱分解残差以及分解得到的各个组分分解系数与叶绿素a浓度的关系

Fig.4 Spectrum unmixing residual and relationship between  $P_{\text{clean}}$  and  $C_{\text{Chla}}$

$P_{\text{Chla}}$  与  $C_{\text{Chla}}$  高度相关, 线性拟合的决定系数达到 0.743, 表明叶绿素 a 光谱分量能够较好地体现叶绿素 a 浓度的变化; 其次,  $P_{\text{TSM}}$  与  $C_{\text{Chla}}$  几乎不相关, 决定系数接近 0, 表明光谱分解有效地从反射率光谱中去除了总悬浮物的光谱成分; 最后,  $P_{\text{clean}}$  与  $C_{\text{Chla}}$  呈现较显著的负相关, 决定系数也达到了 0.516, 表明反射率光谱中洁净光谱成分越大, 叶绿素 a 浓度越小, 与常识相符, 同时表明  $P_{\text{Chla}}$  与  $P_{\text{clean}}$  对  $C_{\text{Chla}}$  有相反的指示作用。从统计意义上说明了 CSI 指数的合理性。

### 3.3 CSI 指数特性分析

从混合光谱分解结果发现 CSI 指数对水体叶绿素 a 浓度有较好的指示作用。而从 CSI 指数的表达式不难看出, 当  $f_{\text{CSI}} > 0$  时,  $P_{\text{Chla}} > P_{\text{clean}}$ , 即当前光谱中叶绿素 a 的特征强于洁净水体的特征, 反之, 则当前光谱中洁净水体特征处于主导地位。以  $f_{\text{CSI}} = 0$  为阈值, 将 307 组反射率曲线分成 2 类, 结果如图 5 所示。图 5(a) 为  $f_{\text{CSI}} < 0$  的所有样点光谱曲线, 从平均光谱曲线可以看出, 这类光谱更接近洁净水体代表性光谱(图 3), 而 225 个样点叶绿素 a 浓度均值  $[E(C_{\text{Chla}})]$  为 12.070  $\mu\text{g/L}$ , 标准差  $[S(C_{\text{Chla}})]$  为 8.776  $\mu\text{g/L}$ , 均较小; 而在  $f_{\text{CSI}} > 0$  的 72 个样点中[图 5(b)], 680 nm 附近由于色素颗粒物强吸收造成的反射谷和 710 nm 附近的叶绿素荧光峰都很明显, 叶绿素 a 浓度均值为 60.669  $\mu\text{g/L}$ , 标准差为 47.404  $\mu\text{g/L}$ , 均较大。实测光谱的特征表明, CSI 指数能将水体明确地分为 2 个类别:  $f_{\text{CSI}} < 0$  时, 水体叶绿素 a 含量较低, 数据动态范围不大;  $f_{\text{CSI}} > 0$  时, 水体叶绿素 a 含量较高, 数据动态范围较大。

进而以 CSI 指数为自变量, 以实测叶绿素 a 浓度为因变量, 构建的二次多项式统计回归模型为  $10.305x^2 + 33.503x + 26.912$ , 模型决定系数达到 0.861, 表明绝大多数因变量可以被自变量解释。在验证数据集中, 估算的叶绿素 a 浓度与实测叶绿素 a 浓度的相关系数达到 0.908。整体来看, 101 个样点的 MAPE 为 0.332, RMSE 为 9.892,  $N_r$  为 0.815, 效果较理想。相同数据集构建得到的三波段算法经过重新率定波段组合, 确定自变量为  $(1/R_{660} - 1/R_{705}) \times R_{755}$ , 3 个波段的位置与前人的研究比较接近<sup>[16]</sup>。同样采用二次多项式拟合, 最后三波段估算模型为  $232.533x^2 + 190.858x + 19.054$ 。该模型决定系数  $R^2 = 0.897$ , 验证数据集的 MAPE 为 0.324, 略优于 CSI 算法, RMSE 为 9.892, 略差于 CSI 算法,  $N_r$  和  $R$  指标则与 CSI 算法十分接近。可见虽然三波段算法在模型构建中有相对更高的决定系数, 但在验证数据集的误差分布上, CSI 算法结果与三波段算法相差不大。

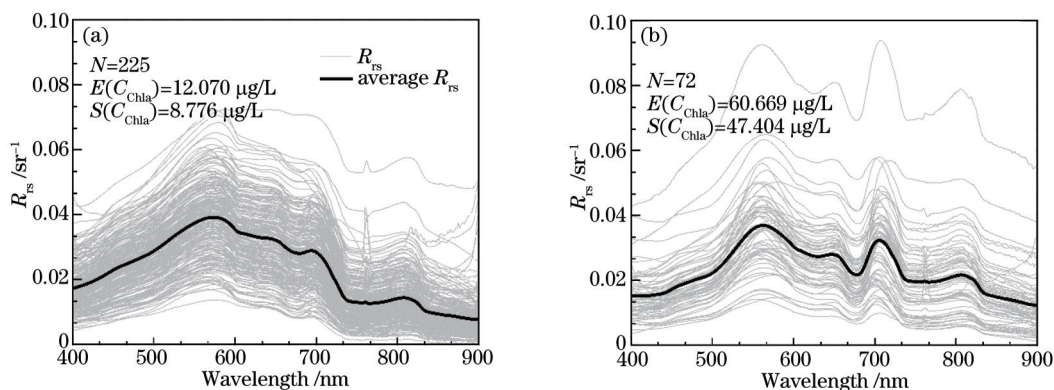


图 5 2 类光谱曲线特征

Fig.5 Characteristics of two kind of spectra

### 3.4 CSI 算法的适用性分析

从模型抗噪性和传感器适应性方面将 CSI 算法与传统三波段、波段比值模型进行对比, 分析其适用性。

#### 3.4.1 算法的抗噪性分析

遥感影像在进行应用时, 由于遥感影像信息量的限制<sup>[36]</sup>, 大气校正等<sup>[37]</sup>的影像会出现一些不可避免的误差, 因此在算法抗噪性方面进行分析。针对高光谱数据进行测试时对高光谱数据每个波段加入两种随机噪声 ( $\delta$ )。第一种噪声均值为 0  $\text{sr}^{-1}$ , 这种噪声的加入会使得反射率曲线上下浮动, 无系统误差, 称为无偏移噪声。第二种噪声均值分为 6 个等级(分别为 0、0.0005、0.001、0.002、0.003、0.004  $\text{sr}^{-1}$ ), 这种噪声会造成光谱曲线的系统偏差, 称为有偏移噪声。2 种噪声的标准差都分为 6 个等级(分别为 0、0.001、0.002、0.004、0.006、0.008  $\text{sr}^{-1}$ ), 2 种噪声组合可以得到 36 种噪声情况。最后将加噪数据和原始数据分别代入模型计算, 并对比各种噪声情况下估算结果与未加噪数据的差异。随机噪声使用 IDL 软件中的 randomu 函数生成。

由于模型本身存在一定误差,因此为了更好地分析噪声对算法的影响,将加噪之后的数据与加噪前进行对比。评价指标仍然采用 MAPE、RMSE、 $R$  和  $N_r$ 。2 种算法在 36 种误差组合下的精度如图 6 所示,其中  $E(\delta)$  和  $S(\delta)$  分别表示噪声的均值和标准差,即横坐标表示无偏移噪声的变化,不同图例标识的曲线代表有偏移噪声的变化。从 RMSE 来看,噪声标准差小于 0.002 时,CSI 算法与三波段算法差别相对较小,但随着噪声标准差逐步增加,三波段算法误差开始迅速升高,而 CSI 算法几乎不受无偏移噪声的影响。同时,2 种算法的均方根误差都随着有偏移噪声的增大而不断加大。从 MAPE 来看,三波段算法受噪声影响很大,且不稳定,整体误差较高,且随噪声标准差增加而不断加大。而 CSI 算法的 MAPE 对误差敏感程度远低于三波段算法,对 2 种噪声都体现出较好的抗性。 $R$  和  $N_r$  的误差变化曲线比较相似,三波段算法对 2 种噪声均比较敏感,而 CSI 算法结果的  $R$  几乎不受噪声影响, $N_r$  对噪声标准差不敏感,但随着系统噪声的增加会有所降低,整体优于三波段算法。

综上所述,相较于三波段算法,CSI 算法整体对噪声方差大小不敏感,仅增加噪声方差而无系统偏差的情况下,CSI 算法的各个精度指标均有较稳定的表现;系统偏移噪声对 CSI 算法的精度稍有影响,但估算结果的相关系数仍然较高,表明系统偏移误差造成了模型估算结果的整体偏离,而不影响模型对因变量的解释能力。这种优势主要是由于 CSI 算法中,反射率光谱没有直接参与模型的建立,而是首先进行了混合光谱分解。在混合光谱分解过程中,采用可见光-近红外全波段共同参与分解的方法,通过与端元光谱组合的匹配,一些随机误差的影响在最小二乘算法中得以抵消,因此抗噪性较高。而传统算法仅使用某些波段组合,所有的随机误差直接作为自变量输入模型,因此抗噪性较差。

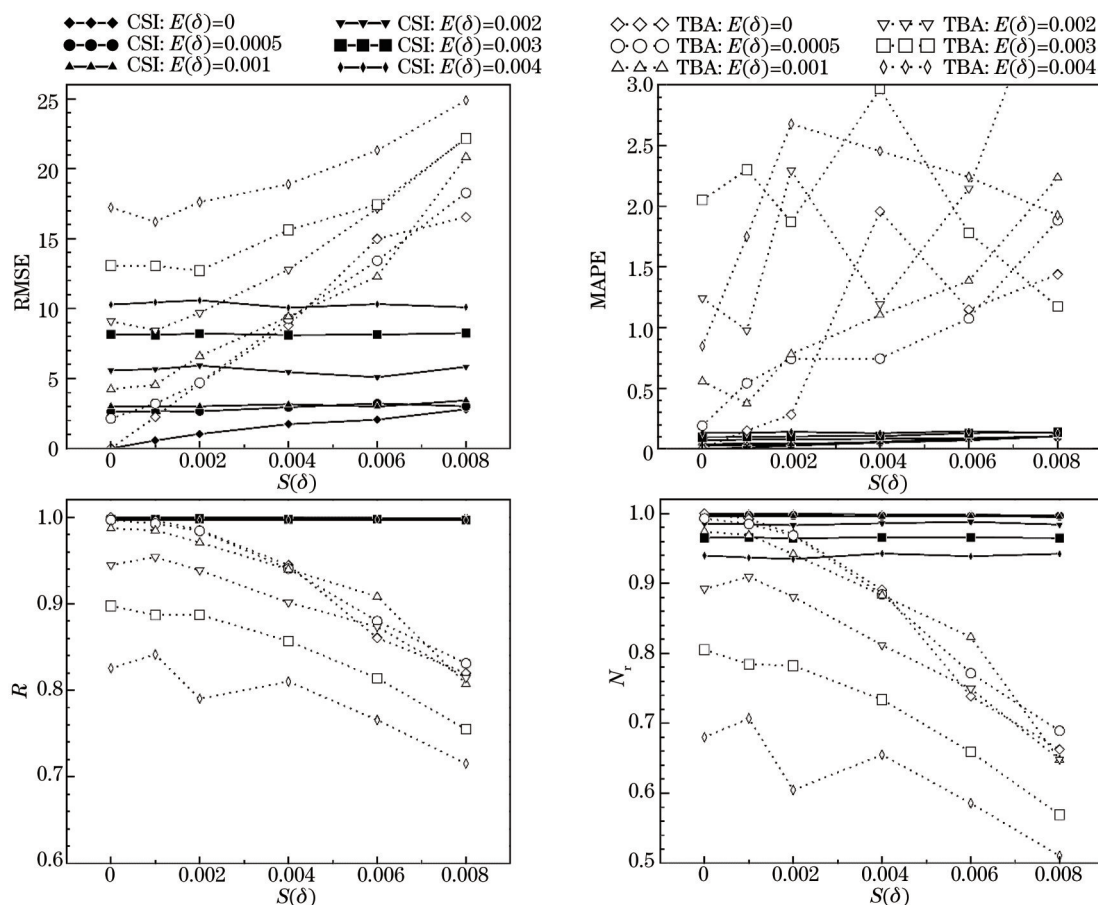


图 6 CSI 算法与三波段算法在不同噪声条件下的模型表现

Fig.6 Performance comparison of CSI algorithm and three band algorithm under different noise conditions

### 3.4.2 算法的传感器适应性分析

通过波段响应函数,将地面实测高光谱数据分别模拟成为多种高光谱、多光谱数据集(包括 HJ-1 HSI、GHRIS、hyperion、GLI、MERIS、MODIS、GOCI 以及 HJ-1 CCD 数据),在此基础上进行模型的构建以及验证,并



分析模型对不同传感器的适应性。其中针对高光谱数据(包括 HJ-1 HSI、CHRIS、hyperion、GLI 和 MERIS 数据集)采用精度较高的三波段模型进行模型对比,而对多光谱数据(包括 MODIS、GOCI 和 HJ-1 CCD 数据)则采用 Red-NIR 波段比值模型进行分析。

所有数据集和算法得到的模型拟合结果、决定系数以及验证数据集的 4 个精度指标如表 3 所示。从表中可以看出,在高光谱数据集(ASD、HJ-1 HSI、CHRIS、Hyperion、GLI 以及 MERIS)中,三波段模型决定系数高于 CSI 模型,而验证数据集精度与 CSI 模型相当。多光谱数据集包括 GOCI、HJ-1 CCD、MODIS 1 km(表格中以 MODIS 表示)以及 MODIS 500 m(表格中以 MODIS2 表示)4 种数据,CSI 算法在这部分数据集集中的表现优于传统算法。特别对于 MODIS 500 m 数据,双波段比值算法拟合得到的最佳决定系数  $R^2$  仅为 0.464,而 CSI 算法  $R^2$  可以达到 0.683。验证数据集精度的差异也较明显。

究其原因,CSI 算法的优势主要来自混合光谱分解过程:在分解中,所有波段都参与拟合,每个波段中与叶绿素 a 浓度有关的信息都参与了拟合以及随后的计算。而传统算法中,使用所有波段这一条件很难满足,首先,波段过多会导致模型过于复杂,难以构建;其次,波段间的自相关性属于冗余信息,会对统计回归关系造成影响<sup>[38-39]</sup>。此外,多光谱数据较宽的波段设置模糊了叶绿素 a 敏感波段的信息,使得较少的自变量很难有效地解释因变量的变化。

综上所述,CSI 算法的传感器适应性优于传统半经验/经验算法,有较强的应用潜力。

表 3 2 种算法在多种传感器波段设置下的叶绿素 a 浓度估算模型精度

Table 3  $C_{chl a}$  estimation performance of two algorithms under different band settings

Algorithm	Sensor	Index	Model	$R^2$	MAPE	RMSE	$N_r$	$R$
Traditional (three-band, band ratio)	ASD	$(1/R_{660}-1/R_{705})\times R_{755}$	$232.533x^2+190.858x+19.054$	0.887	0.324	9.892	0.818	0.908
	HJ-1 HSI	$(1/R_{660}-1/R_{706})\times R_{753}$	$176.753x^2+221.297x+22.648$	0.896	0.341	9.833	0.818	0.896
	CHRIS	$(1/R_{661}-1/R_{709})\times R_{755}$	$164.601x^2+214.556x+24.803$	0.896	0.358	9.900	0.815	0.891
	Hyperion	$(1/R_{660}-1/R_{711})\times R_{752}$	$161.169x^2+207.520x+28.754$	0.892	0.375	10.056	0.809	0.885
	GLI	$(1/R_{660}-1/R_{711})\times R_{752}$	$82.341x^2+182.837x+22.127$	0.892	0.335	10.026	0.810	0.898
	MERIS	$(1/R_{665}-1/R_{708})\times R_{753}$	$105.331x^2+196.299x+21.329$	0.895	0.333	9.914	0.815	0.901
	MODIS	$R_{748}/R_{667}$	$102.320x^2-22.112x+2.950$	0.765	0.482	13.914	0.635	0.768
	GOCI	$R_{745}/R_{680}$	$44.298x^2-35.364x+11.496$	0.761	0.527	13.302	0.667	0.776
	HJ-1 CCD	$R_{825}/R_{664}$	$360.961x^2-389.157x+113.555$	0.613	0.734	15.540	0.545	0.527
	MODIS2	$R_{858}/R_{645}$	$247.906x^2-333.766x+122.486$	0.464	0.831	17.207	0.443	0.518
CSI	ASD	CSI	$10.514x^2+34.644x+27.476$	0.861	0.329	9.824	0.818	0.908
	HJ-1 HSI	CSI	$8.185x^2+33.135x+26.910$	0.832	0.339	9.904	0.815	0.898
	CHRIS	CSI	$8.210x^2+31.439x+26.000$	0.874	0.307	9.568	0.827	0.899
	Hyperion	CSI	$8.697x^2+32.344x+27.140$	0.864	0.327	9.859	0.817	0.893
	GLI	CSI	$10.107x^2+34.031x+25.861$	0.868	0.324	10.280	0.801	0.901
	MERIS	CSI	$9.453x^2+34.214x+26.966$	0.862	0.319	10.116	0.807	0.900
	MODIS	CSI	$5.949x^2+31.683x+28.860$	0.775	0.449	12.087	0.725	0.830
	GOCI	CSI	$5.865x^2+30.865x+29.013$	0.762	0.451	12.232	0.718	0.833
	HJ-1 CCD	CSI	$5.618x^2+29.133x+34.190$	0.734	0.536	13.363	0.664	0.770
	MODIS2	CSI	$5.111x^2+26.553x+27.136$	0.683	0.518	13.081	0.678	0.785

### 3.4.3 影像验证结果

2009 年 6 月 13 日巢湖水体叶绿素 a 浓度分布情况如图 7 所示。其中图 7(a)、(c)分别为基于 HJ1 A-HSI 和 CCD 数据,利用传统三波段以及波段比值算法得到的叶绿素 a 浓度分布图;图 7(b)、(d)分别为基于 HJ1 A-HSI 和 CCD 数据,利用 CSI 算法得到的叶绿素 a 浓度分布图。

从整体上看,2009 年 6 月 13 日巢湖水体叶绿素 a 浓度高值区集中在湖区西北部沿岸水体和湖心区北部沿岸水域。南部沿岸水域中也有小面积高值区。远离湖岸的水体叶绿素 a 浓度普遍较低。

从不同数据集的估算结果来看,HSI数据的CSI估算结果和传统算法估算结果空间分布比较接近,但基于CCD数据的CSI估算结果和传统算法估算结果的空间分布情况表现出较大差异。表明CSI算法与传统波段组合算法的差别主要体现在多光谱数据中,与建模部分得到的结论相似。从不同算法的角度来看,传统波段组合算法基于HSI数据和CCD数据得到的结果差别较大,CCD数据估算结果在远离湖岸的水域中明显偏低;而CSI算法在HSI数据和CCD数据中得到的结果较为相近,只在巢湖西北部湖区以及东部湖区部分水域中CCD数据估算结果偏高。

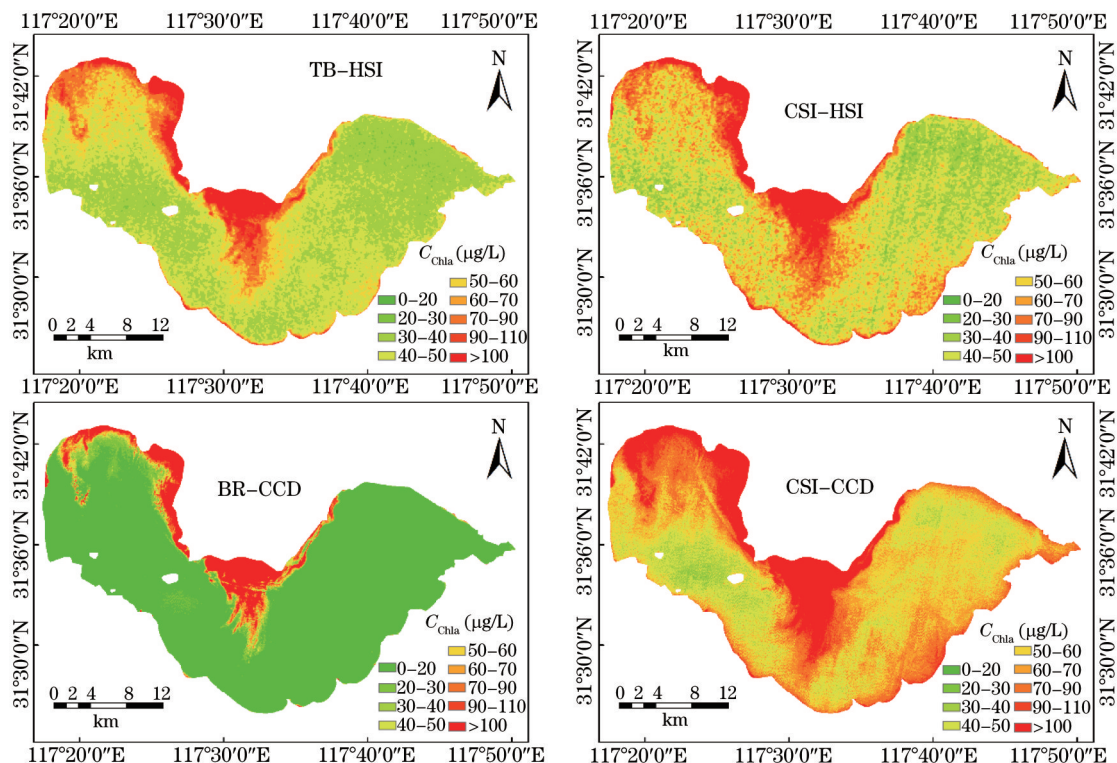


图7 2009年6月13日巢湖水体叶绿素a浓度分布

Fig.7 Chlorophyll-a concentration distribution of the Chaohu Lake on June 13<sup>th</sup>, 2009

从31个样点的误差统计(表4)可以看出,在HSI数据中,CSI算法在MAPE和RMSE指标上均略差于传统三波段算法。但在CCD数据集中,CSI算法在MAPE和RMSE指标上均体现出明显的优势。精度表现与地面实测数据结果比较一致。

表4 CCD以及HSI数据应用CSI算法和传统算法的误差对比

Table 4 Error comparison of CSI and traditional algorithms based on CCD and HSI image data

Algorithm	HSI		CCD	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
CSI	0.268	14.018	0.443	26.302
Traditional	0.219	13.464	0.780	63.438

## 4 结 论

基于线性混合光谱分解模型,以具有代表性的野外实测光谱曲线作为代表性光谱,利用无约束的求算模型,得到叶绿素a、总悬浮物以及洁净水体3种代表性光谱的分解系数;进而基于3个分解系数建立了一种新的水体叶绿素a浓度指数——CSI。在对CSI指数特性进行分析的基础上,构建了基于CSI的内陆浑浊二类水体叶绿素a估算模型。最后以传统半经验/经验算法作为对比,分析了CSI算法的精度、抗噪能力以及传感器适应性。结果表明:

- 1) 研究提出的混合光谱分解方法在样本数为307的数据集中取得较好的效果,残差落在 $0.005 \text{ sr}^{-1}$ 以内

的样本数接近样本总数的 90%；

2) CSI 对水体叶绿素 a 浓度有较好的指示作用,  $f_{\text{CSI}} > 0$  的样本光谱曲线中色素颗粒物吸收特征明显,  $f_{\text{CSI}} < 0$  的样本反射率曲线更接近洁净水体；

3) 以 CSI 为自变量的叶绿素 a 估算模型, 在样本数为 207 的建模数据集中决定系数为 0.861；在样本数为 101 的验证数据集中, 精度指标 MAPE、RMSE、 $N$  和  $R$  分别为 0.329、9.824、0.818 和 0.908, 效果较为理想；

4) CSI 算法对随机无偏移噪声和有偏移噪声均有较强的抗性, 其中对有偏移噪声的抗性相对较差。与传统算法相比, CSI 算法抗噪性整体较好；

5) 相较于传统半经验/经验算法, CSI 算法在高光谱传感器波段设置下没有明显优势, 但在多光谱传感器波段设置下优势明显, 有较强的应用潜力。

### 参 考 文 献

- 1 Li Yunmei, Huang Jiazhu, Wei Yuchun, *et al.*. Evaluating eutrophic state of Taihu Lake by *in situ* hyperspectra[J]. Environmental Science, 2006, 27(9): 1770–1775.  
李云梅, 黄家柱, 韦玉春, 等. 湖泊富营养化状态的地面高光谱遥感评价[J]. 环境科学, 2006, 27(9): 1770–1775.
- 2 Xu Yifan, Li Yunmei, Wang Qiao, *et al.*. Eutrophication evaluation of three lakes and one reservoir using CCD images from the HJ-1 satellite[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2011, 31(1): 81–93.  
徐祎凡, 李云梅, 王 桥, 等. 基于环境一号卫星多光谱数据的三湖一库富营养化状态评价[J]. 环境科学学报, 2011, 31(1): 81–93.
- 3 Jin Xiangcan, Liu Hongliang, Tu Qingying. Eutrophication of China Lakes[M]. Beijing: China Environmental Science Press, 1990: 31–50.  
金相灿, 刘鸿亮, 屠清瑛. 中国湖泊富营养化[M]. 北京: 中国环境科学出版社, 1990: 31–50.
- 4 Ma Ronghua, Tang Junwu, Duan Hongtao, *et al.*. Progress in lake water color remote sensing [J]. Journal of Lake Sciences, 2009, 21(2): 143–158.  
马荣华, 唐军武, 段洪涛, 等. 湖泊水色遥感研究进展[J]. 湖泊科学, 2009, 21(2): 143–158.
- 5 Odermatt D, Gitelson A, Brando V E, *et al.*. Review of constituent retrieval in optically deep and complex waters from satellite imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 118: 116–126.
- 6 Li Yunmei, Huang Jiazhu, Wei Yuchun, *et al.*. Inversing chlorophyll concentration of Taihu Lake by analytic model[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(2): 169–175.  
李云梅, 黄家柱, 韦玉春, 等. 用分析模型方法反演水体叶绿素的浓度[J]. 遥感学报, 2006, 10(2): 169–175.
- 7 Li Junsheng. Study on Retrieval of Inland Water Quality Parameters from Hyperspectral Remote Sensing Data by Analytical Approach — Taking Taihu Lake as an Example[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Application, Chinese Academy of Sciences, 2007.  
李俊生. 高光谱遥感反演的内陆水质参数分析方法研究—以太湖为例[D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2007.
- 8 Gordon H R, Brown O B, Jacobs M M. Computed relationships between the inherent and apparent optical properties of a flat homogeneous ocean[J]. Applied Optics, 1975, 14(2): 417–427.
- 9 Zhou Guanhuo, Liu Qinhuo, Ma Ronghua, *et al.*. Inversion of chlorophyll-a concentration in turbid water of Lake Taihu based on optimized multi-spectral combination[J]. Journal of Lake Sciences, 2008, 20(2): 153–159.  
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浑浊太湖水体叶绿素 a [J]. 湖泊科学, 2008, 20(2): 153–159.
- 10 Yang Yu, Li Yunmei, Wang Qiao, *et al.*. Retrieval of chlorophyll-a concentration in the turbid and eutrophic Taihu Lake[J]. Journal of Geo-Information Science, 2009, 11(5): 597–603.  
杨 煜, 李云梅, 王 桥, 等. 富营养化的太湖水体叶绿素 a 浓度反演模型[J]. 地球信息科学学报, 2009, 11(5): 597–603.
- 11 Dall’Olmo G, Gitelson 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.
- 12 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.
- 13 Le C F, Li Y M, Zha Y, *et al.*. A four-band semi-analytical model for estimating chlorophyll a in highly turbid lakes: The case of Taihu Lake, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(6): 1175–1182.
- 14 O’Reilly J E, Maritorena S, Mitchell B G, *et al.*. Ocean color chlorophyll algorithms for SeaWiFS[J]. Journal of Geophysical Research:

- Oceans, 1998,103(C11): 24937-24953.
- 15 Guo Yulong, Li Yunmei, Zhu Li, *et al.*. Research of hyperspectral reconstruction based on HJ1A-CCD data[J]. Environmental Science, 2013, 34(1): 69-76.  
郭宇龙, 李云梅, 朱利, 等. 基于HJ1A-CCD数据的高光谱影像重构研究[J]. 环境科学, 2013, 34(1): 69-76.
- 16 Shi K, Li Y M, Li L, *et al.*. Remote chlorophyll-a estimates for inland waters based on a cluster-based classification[J]. Science of the Total Environment, 2013, 444: 1-15.
- 17 Xu Jingping, Zhang Bo, Song Kaishan, *et al.*. Estimation of chlorophyll-a concentration in Lake Xinmiao based on a semi-analytical model [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2008, 27(3): 197-201.  
徐京萍, 张柏, 宋开山, 等. 基于半分析模型的新庙泡叶绿素 a 浓度反演研究[J]. 红外与毫米波学报, 2008, 27(3): 197-201.
- 18 Hu C M, Lee Z, Franz B. Chlorophyll algorithms for oligotrophic oceans: A novel approach based on three-band reflectance difference [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2012, 117: C01011.
- 19 Le C F, Hu C M, English D, *et al.*. Climate-driven chlorophyll-a changes in a turbid estuary: Observations from satellites and implications for management[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 130: 11-24.
- 20 Shen F, Zhou Y X, Li D J, *et al.*. Medium resolution imaging spectrometer (MERIS) estimation of chlorophyll-a concentration in the turbid sediment-laden waters of the Changjiang (Yangtze) estuary[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(17-18): 4635-4650.
- 21 Lu Chaoping. An Collaborative Inversion Algorithm for Remotely Estimating Water Component Concentrations in Lake Taihu, Based on Consideration of Inter-Effect among Water Components[D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2012.  
陆超平. 内陆浑浊水体多组分协同反演模型研究—以太湖为例[D]. 南京: 南京师范大学, 2012.
- 22 Gower J, King S. Validation of chlorophyll fluorescence derived from MERIS on the west coast of Canada[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(3-4): 625-635.
- 23 Gower J, Hu C, Borstad G. Ocean color satellite show extensive lines of floating Sargassum in the Gulf of Mexico[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(12): 3619-3625.
- 24 Tang Junwu, Tian Guoliang, Wang Xiaoyong, *et al.*. The methods of water spectra management and analysis I: Above-water method[J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(1): 37-44.  
唐军武, 田国良, 汪小勇, 等. 水体光谱测量与分析 I : 水面以上测量法[J]. 遥感学报, 2004, 8(1): 37-44.
- 25 Keshava N, Mustard J F. Spectral unmixing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1): 44-57.
- 26 Oyama Y, Matsushita B, Fukushima T, *et al.*. A new algorithm for estimating chlorophyll-a concentration from multi-spectral satellite data in case II waters: A simulation based on a controlled laboratory experiments[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(7): 1437-1453.
- 27 Wen Jianguang, Xiao Qing, Yang Yipeng, *et al.*. Spectral mixing model and its stability of chlorophyll-a concentration extraction based on hyperspectral data[J]. Advanced in Water Science, 2007, 18(2): 270-276.  
闻建光, 肖青, 杨一鹏, 等. 基于高光谱数据提取水体叶绿素 a 浓度的混合光谱模型[J]. 水科学进展, 2007, 18(2): 270-276.
- 28 Wen Jianguang, Xiao Qing, Liu Qinhuo, *et al.*. Extraction of chlorophyll-a concentration based on spectral unmixing model in Taihu Lake water[J]. Scientia Geographica Sinica, 2007, 27(1): 92-97.  
闻建光, 肖青, 柳钦火, 等. 基于混合光谱理论的太湖水体叶绿素 a 浓度提取[J]. 地理科学, 2007, 27(1): 92-97.
- 29 Xiao Qing, Wen Jianguang, Liu Qinhuo, *et al.*. Study on spectral unmixing model and its application in extracting chlorophyll concentration of water body[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(4): 559-567.  
肖青, 闻建光, 柳钦火, 等. 混合光谱分解模型提取水体叶绿素含量的研究[J]. 遥感学报, 2006, 10(4): 559-567.
- 30 Liu Dazhao, Chen Chuqun, Liu Fenfen, *et al.*. Estimation of suspended sediment concentration at Zhujiang River Mouth based on decomposition of mixing spectrum[J]. Journal of Tropical Oceanography, 2009, 28(5): 43-48.  
刘大召, 陈楚群, 刘汾汾, 等. 利用混合光谱分解估测珠江口悬浮泥沙浓度[J]. 热带海洋学报, 2009, 28(5): 43-48.
- 31 Qian Shaomeng. Research of Remote Sensing Pixel Unmixing Method and Its Application in Dianchi Water Quality Monitoring[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Application, Chinese Academy of Sciences, 2003.  
钱少猛. 遥感像元分解方法及其在滇池水质监测中的应用研究[D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2003.
- 32 Oyama Y, Matsushita B, Fukushima T, *et al.*. Application of spectral decomposition algorithm for mapping water quality in a turbid lake (Lake Kasumigaura, Japan) from Landsat TM data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2009, 64(1): 73-85.
- 33 Zhang Y C, Ma R H, Duan H T, *et al.*. A spectral decomposition algorithm for estimating chlorophyll-a concentrations in Lake Taihu, China[J]. Remote Sensing, 2014, 6(6): 5090-5106.

- 34 Lu Chaoping, Lü Heng, Li Yunmei. Algorithms based on spectral decomposition algorithm for retrieval of constituents in Taihu Lake[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2011,13(5): 687-694.  
陆超平, 吕 恒, 李云梅. 混合光谱分解算法的太湖水体组分浓度反演分析[J]. *地球信息科学学报*, 2011, 13(5): 687-694.
- 35 Wang Yanfei, Li Yunmei, Lü Heng, *et al.*. Suitability assessment of lake water quality monitoring on waterbody images acquired by HJ-1A hyperspectral imager: A case study of Lake Chaohu[J]. *Journal of Lake Sciences*, 2011, 23(5): 789-795.  
王彦飞, 李云梅, 吕 恒, 等. 环境一号卫星高光谱遥感数据的内陆水质监测适宜性—以巢湖为例[J]. *湖泊科学*, 2011, 23(5): 789-795.
- 36 Chen Ying, Zhu Ming, Li Zhaoze. Remote sensing digital image enhancement based on Gaussian mixture modeling[J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(12): 1209002.  
陈 莹, 朱 明, 李兆泽. 基于高斯混合模型的遥感数字图像增强[J]. *中国激光*, 2014, 41(12): 1209002.
- 37 Wang Wei, Chu Jinkui, Cui Yan, *et al.*. Modeling of atmospheric polarization pattern based on vector radiative transfer[J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(5): 0513001.  
王 威, 褚金奎, 崔 岩, 等. 基于矢量辐射传输的大气偏振建模[J]. *中国激光*, 2013, 40(5): 0513001.
- 38 Liu Zhonghua, Li Yunmei, Lü Heng, *et al.*. Inversion of suspended matter concentration in Lake Chaohu based on partial least squares regression[J]. *Journal of Lake Sciences*, 2011, 23(3): 357-365.  
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.
- 39 Guo Yulong, Li Yunmei, Lü Heng, *et al.*. Applicability analysis of the model for remotely estimating suspended matter concentration based on principal component dimension reduction[J]. *Journal of Lake Sciences*, 2013, 25(6): 892-899.  
郭宇龙, 李云梅, 吕 恒, 等. 基于主成分降维的总悬浮物浓度遥感估算模型适用性分析[J]. *湖泊科学*, 2013, 25(6): 892-899.

栏目编辑: 吴秀娟