



ISSN 0250-3301 CODEN HCKHDV HUANJING KEXUE

- 主办 中国科学院生态环境研究中心
- ■出版科学出版社



2019 Vol.40 No.1 第40卷 第1期

第1期 第 40 卷 2019年1月15日

次

```
草海典型高原湿地食物链中汞同位素组成特征 许议元,何天容(461) Cd、Zn 交互作用对三七景天根系形态和重金属吸收积累的影响 "粮食,杨俊兴,杨军,陈同斌,李厚思,徐铁兵,周小勇,叶勇,于豹(470) 不同浓度镧处理对铅胁迫下玉米生长和铅吸收的影响 王起凡,郭伟,常青,潘亮,周昕南,杨亮,李娥(480) 广西龙江鱼类镉含量分布特征及生物积累特性分析 "王俊能,赵学敏,胡国成,钟松雄,姚玲爱,马千里,许振成(488) 6种消解方法对荧光测定生物体内聚苯乙烯微塑料的影响 "邹亚丹,徐攀攀,张哿,李富云,李锋民(496) 一种负载功能型微生物的营养缓释填料的制备及性能评价 "冯克,徐升华,成卓韦,於建明,陈建孟(504) 《环境科学》征订启事(113) 《环境科学》征稿简则(238) 信息(93,262,342)
```



基于稀疏表达的水体遥感反射率高光谱重构及其应用

李渊1,2,李云梅3*,郭宇龙4,张运林2,张毅博2,胡耀躲2,夏忠2

(1. 浙江工商大学旅游与城乡规划学院,杭州 310018; 2. 中国科学院南京地理与湖泊研究所湖泊与环境国家重点实验室,南京 210008; 3. 南京师范大学地理科学学院,南京 210023; 4. 河南农业大学资源与环境学院,郑州 450002)

摘要:高光谱重构技术可以有效地突破多光谱卫星传感器波段设置的限制,获得更多更有效的地物光谱信息.本研究基于稀疏表达方法提出了一种针对水体遥感反射率的高光谱重构算法,以太湖、杭州湾的原位水体光谱数据为数据源,在 5 种常用水色传感器(Sentinel-2A MSI、MERIS、MODIS Aqua、GOCI 以及WRS)上进行了高光谱重构实验,最后将该算法应用于 GOCI 数据,进行了算法适用性验证.结果表明:①基于稀疏表达的高光谱重构算法可以在不利用实测光谱数据的情况下实现高光谱重构,光谱重构精度高于多元回归光谱重构算法;②基于稀疏表达的高光谱重构算法在 5 种水色传感器上都取得了较好的效果,平均相对误差均在 10% 以下,均方根误差均在 0.005 sr $^{-1}$ 以下;③相比于原始 GOCI 多光谱数据,经稀疏表达高光谱重构后的 GOCI 数据在叶绿素 a 浓度和总悬浮物浓度估算精度上有不同程度提升.其中对叶绿素 a 浓度估算而言,平均相对误差从 80.6% 减少至 51.5%,均方根误差从 12.175 μg·L $^{-1}$ 减少至 7.125 μg·L $^{-1}$;对悬浮物浓度估算而言,平均相对误差从 19.1% 减少至 18.8%,均方根误差从 19.00% 19.1% 减少至 19.00% 19.00

关键词:稀疏表达;光谱重构;遥感反射率;太湖;杭州湾

中图分类号: X87 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2019)01-0200-11 DOI: 10.13227/j. hjkx. 201804210

Reconstruction of Water Hyperspectral Remote Sensing Reflectance Based on Sparse Representation and Its Application

LI Yuan^{1,2}, LI Yun-mei^{3*}, GUO Yu-long⁴, ZHANG Yun-lin², ZHANG Yi-bo², HU Yao-duo², XIA Zhong² (1. School of Tourism and Urban & Rural Planning, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China; 2. State Key Laboratory of Lake Science and Environment, Nanjing Institute of Geography and Limnology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China; 3. School of Geography Science, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China; 4. College of Resources and Environmental Sciences, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: Multispectral satellite sensors have several limitations with respect to capturing the target's spectral information due to their band setting and number of bands. The hyperspectral reconstruction technique is an effective method to obtain hyperspectral information from multispectral data. In this study, we propose a hyperspectral reconstruction algorithm based on the sparse representation of water remote sensing reflectance. The proposed algorithm was validated for five ocean color sensors (Sentinel-2A MSI, MERIS, MODIS Aqua, GOCI, and VIRS) using in situ measured above-water remote sensing reflectance. The mean absolute percentage error (MAPE) and root mean square error (RMSE) of the reconstructed and measured spectra for five ocean color sensors were less than 10% and 0.005 sr⁻¹, respectively. Compared with the spectra reconstruction algorithm based on multi-variable linear regression, the proposed algorithm can obtain the features of complex water remote sensing reflectance without using in situ-measured reflectance for algorithm tuning. In addition, the accuracy of the proposed algorithm is better than the spectra reconstruction algorithm based on multi-variable linear regression. Two spectra reconstruction algorithms were applied to five ocean color sensors to test the applicability of the remotely estimated water constituent concentration. The statistical results for the reconstructed spectral factors and in situ water constituent concentration suggest that the reconstructed reflectance derived by the proposed algorithm has a performance similar to that of in situmeasured hyperspectral reflectance. The reconstructed reflectance derived by the proposed algorithm performs better than the spectra reconstruction algorithm based on multi-variable linear regression. Finally, the proposed algorithm was applied to GOCI data to remotely estimate the chlorophyll-a and total suspended matter concentrations. The accuracy of the water constituent concentration estimated from reconstructed images is better than that using original multispectral images. For the estimation of the chlorophyll-a concentration, the MAPE improved from 80.6% to 51.5% and the RMSE improved from 12.175 μg·L⁻¹ to 7.125 μg·L⁻¹. For the estimation of total suspended matter, the MAPE improved from 19.1% to 18.8% and the RMSE improved from 29.048 mg·L⁻¹ to 28.596 mg·L⁻¹. Key words: sparse representation; hyperspectral reconstruction; remote sensing reflectance; Lake Taihu; Hangzhou Bay

水体富营养化是当今水环境面临的重要威胁之一,也是当下学术界研究的热点问题之一. 就内陆二类水体而言,水体富营养化不仅影响城市生态景观,而且对人们休闲娱乐生活造成影响,甚至对人类身体健康造成威胁^[1,2]. 遥感技术的快速发展,突破了传统的水体监测方法的局限性,实现了大面

积区域的同步、长期、快速、动态监测, 已逐步成

收稿日期: 2018-04-25; 修订日期: 2018-07-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(41501374, 41701422); 浙江省 自然科学基金项目(LQ16D010001)

作者简介: 李渊(1985~), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为环境 遥感, E-mail; liyuanninu@ 163. com

* 通信作者,E-mail:liyunmei@ njnu. edu. cn

为水环境质量监测的一种重要手段^[3~5]. 近年来,随着遥感技术的不断发展和监测需求的不断提升,越来越多的水色遥感传感器被投入使用. 近年来,有大量的水色要素估算模型被成功应用于海洋和内陆水环境监测,极大地丰富和推动了多传感器在水环境监测中的应用^[6~11].

相比于开阔大洋一类水体而言,内陆二类水体光学特性复杂,水色要素的精确估算往往对传感器波段设置有较高要求^[6,7]. 多光谱卫星传感器的波段设置往往难以覆盖模型所需求的所有波段,这也成为限制内陆水环境遥感发展的一大瓶颈^[4,12]. 有学者针对这一问题,利用多元线性回归模型进行了水体遥感反射率高光谱重构的研究^[12-14]. 由于这种统计方法需要大量实测数据进行率定,才能得到较高的模型精度. 因此,该算法对数据和研究区具有一定依赖性,不易推广使用.

稀疏表达是近年来在信号处理领域广受关注的 热点理论^[15~17].稀疏表达是对原始信号在过完备字 典上进行分解,获得信号稀疏表示的一种方法.对于 自然图像(RGB图像)、遥感多光谱或高光谱数据而 言,这些数据被为是稀疏信号^[18].所以,利用光谱 数据的稀疏特性,稀疏表达方法在图像融合^[19.20]、 超分辨率图像重构^[17]、图像去噪^[21]、分类^[22]和去 云^[23]等多方面得到了广泛的应用和推广. 本文基于稀疏表达方法,提出一种新的水体遥感反射率高光谱重构方法,利用水体光谱信号的稀疏性,结合水体辐射传输模型理论上的普适性,构建出具有高精度、高普适性的水体高光谱遥感反射率,以期为内陆水环境遥感监测提供更好的数据源.

1 材料与方法

1.1 研究区与采样点分布

太湖,中国第三大淡水湖泊,位于江苏省南部和浙江省北部交界处,在航运、旅游、文化服务及生态服务等方面具有重要作用^[6]. 2013 年 5 月 13 日、2013 年 8 月 1~3 日在太湖进行了水体遥感实验(图 1),分别获取 10 个和 39 个样点的遥感反射率及叶绿素 a 和总悬浮物浓度数据.

杭州湾地处经济发达的长三角地区,位于浙江省和上海市之间. 西起浙江省海盐市澉浦镇和慈溪市之间的西三丰收闸断面,与钱塘江水域为界;东至上海扬子角-宁波镇海连线,与舟山、北仑港海域为邻. 杭州湾是世界上著名的强潮型海湾,水动力条件复杂,水体中悬浮颗粒物浓度具有含量高、浓度变化范围广及动态性强的特点^[24]. 2017 年 7 月 22 ~ 24 日在杭州湾进行水体遥感实验(图 1),共获取 50 个样点的水体遥感反射率和总悬浮物浓度数据.

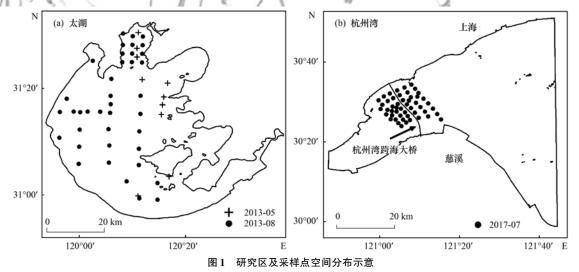


Fig. 1 Locations of Lake Taihu and Hangzhou Bay and spatial distribution of the sampling sites

1.2 水质参数、遥感反射率测量及影像数据处理

叶绿素 a 浓度的测定方法为常规化学分析法,首先使用 0.45 μm 的 Whatman GF/F 滤膜进行过滤,然后用 90% 的热乙醇萃取,最后利用分光光度计进行分析计算,详细测量方法参考文献[25].悬浮物浓度采用常规的干燥、烘烧、称重法 (GB/T 11901-1989)测定.

水体遥感反射率光谱测量采用美国 ASD 公司生

产的 ASD FieldSpec Pro 便携式光谱辐射计,其波段 范围为 350~1 050 nm. 测量方法采用唐军武等^[26]提出的内陆二类水体水面以上光谱测量的方法.

为验证本研究所提出的高光谱重构算法的适用性,获取了2013年5月13日以及2017年7月23日的同步GOCI影像数据. GOCI数据预处理包括几何校正、辐射定标和大气校正3个部分. 其中,GOCI影像的几何校正通过其自带的经纬度网格,

在 ENVI 软件中进行校正;辐射定标是通过 GOCI 数据头文件中的辐射定标参数在 ENVI 软件中完成;大气校正使用 6S 模型进行校正^[27].

1.3 稀疏表达重构算法

水体遥感反射率的光谱信息是不同水体组分在 不同浓度配比下的一种表现方式, 水体复杂的光谱 信息本质上蕴含在水体辐射传输模型中. 水体辐射 传输模型是研究水体光学特征的重要机理模型,理 论上具有一定的普适性. 因此, 本研究结合水体辐 射传输模型来模拟水体遥感反射率光谱特征,运用 稀疏表达方法,实现对水体遥感反射率的高光谱重 构. 重构方法主要包含以下步骤(图2):首先,利用 水体生物光学模型,模拟在不同水体组分配比条件 下的水体高光谱遥感反射率及与传感器对应的多光 谱遥感反射率,分别生成高光谱冗余字典和多光谱 冗余字典; 其次, 利用多光谱冗余字典对测量得到 的多光谱数据进行分解,获得多光谱稀疏系数;最 后,用分解得到的多光谱稀疏系数和高光谱冗余字 典, 重构得到高光谱数据, 本研究中的实测多光谱 数据是由实测高光谱数据根据不同多光谱传感器的 波段响应函数重采样得到.

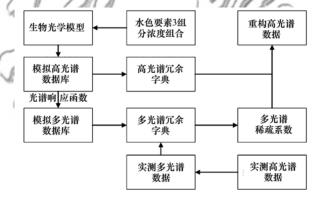


图 2 基于稀疏表达的高光谱重构算法流程示意

Fig. 2 Flowchart of the hyperspectral reconstruction algorithm based on sparse representation

1.3.1 生物光学模型

Lee 等 $^{[28]}$ 的研究结果表明, 水面以上遥感反射率 (R_{rs}) 与水面以下遥感反射率 (r_{rs}) 之间的关系可以表示为:

 $R_{\rm rs}(\lambda) = \xi r_{\rm rs}(\lambda)/[1 - \Gamma r_{\rm rs}(\lambda)]$ (1) 式中, λ 为波长(nm), ξ 为离散作用系数, Γ 为气水界面折射系数. 在天顶观测时, ξ 取值为 0.52, Γ 取值为 1.7^[29]. $r_{\rm rs}$ 可以表示为:

$$r_{\rm rs}(\lambda) = \frac{f}{Q} \times \frac{b_{\rm b}(\lambda)}{a(\lambda) + b_{\rm b}(\lambda)}$$
 (2)

式中, f 为常数,取值范围在 $0.2 \sim 0.56$ 之间^[30]; Q 为依赖于水体光场分布的参数,一般取值范围在 $1.7 \sim 7$ 之间^[30]. a 为水体总的吸收系数(m^{-1}), b_b 为水

体总的后向散射系数 (m^{-1}) . a 和 b_b 分别可以表示为水体各组分吸收系数和后向散射系数之和 $[^{30}]$:

$$a(\lambda) = a_{d}(\lambda) + a_{ph}(\lambda) + a_{CDOM}(\lambda) + a_{w}(\lambda)$$
(3)

$$b_{\rm b}(\lambda) = b_{\rm bn}(\lambda) + b_{\rm bw}(\lambda) \tag{4}$$

式中, a_{d} 、 a_{ph} 、 a_{CDOM} 、 a_{w} 分别代表非色素颗粒物、色素颗粒物、黄色物质和纯水的吸收系数. b_{bp} 和 b_{bw} 分别代表非色素颗粒物和纯水后向散射系数. 其中纯水的吸收和后向散射取值参照 Pope 等[31]的研究结果. 非色素颗粒物、色素颗粒物的吸收系数通过下式计算:

$$a_{d}(\lambda) = a_{d}^{*}(\lambda) \times c_{s}$$
 (5)

$$a_{\rm ph}(\lambda) = a_{\rm ph}^*(\lambda) \times c_{\rm Chla}$$
 (6)

式中, a_d^* 为非色素颗粒物的比吸收系数, c_s 为总悬浮物浓度($mg \cdot L^{-1}$), a_{ph}^* 为色素颗粒物的比吸收系数, c_{Chle} 为叶绿素 a 浓度($\mu g \cdot L^{-1}$).

黄色物质吸收系数可以利用指数函数进行参数化:

$$a_{\text{CDOM}}(\lambda) = a_{\text{CDOM}}(\lambda_0) \times \exp[-S(\lambda - \lambda_0)]$$
(7)

式中, $a_{\text{CDOM}}(\lambda_0)$ 为参考波段 λ_0 处的黄色物质吸收系数, λ_0 通常取 440 nm. S 为黄色物质的斜率指数.

非色素颗粒物的后向散射系数可以通过下式进行计算:

$$b_{\rm bp}(\lambda) = b_{\rm p}^*(\lambda) \times c_{\rm s} \times \tilde{b}_{\rm p} \tag{8}$$

式中, b_p^* 为非色素颗粒物的比散射系数; b_p 为非色素颗粒物的后向散射概率. 非色素颗粒物和色素颗粒物的比吸收系数及非色素颗粒物的比散射系数取值参照李云梅等[32]的研究结果.

将式(5)~(7)代人式(3),式(8)代人式(4), 进而将式(3)、式(4)代人式(2),得到式(9):

$$\begin{split} r_{\rm rs}(\lambda) &= f/Q \times b_{\rm p}^{\,*}(\lambda) \times c_{\rm s} \times b_{\rm p} + b_{\rm bw}(\lambda) / \\ &\{ a_{\rm d}^{\,*}(\lambda) \times c_{\rm s} + a_{\rm ph}^{\,*}(\lambda) \times c_{\rm Chla} + \\ &a_{\rm CDOM}(440) \times \exp[-S(\lambda - 440)] + \end{split}$$

 $a_{\text{w}}(\lambda) + b_{\text{p}}^{*}(\lambda) \times c_{\text{s}} \times b_{\text{p}} + b_{\text{bw}}(\lambda)$ }(9) 式(1)和(9)表明, 遥感反射率 R_{rs} 可以表示为 c_{s} 、 c_{Cbla} 和 a_{CDOM} (440)的函数.

1.3.2 光谱库的生成

将水体不同的 3 组分浓度 [c_s 、 c_{Chla} 、 a_{CDOM} (440)]组合代入式(9),再代入式(1),即可得到不同水色要素组成下的水体遥感反射率. 本研究中,将 3 组分浓度 c_s 、 c_{Chla} 和 a_{CDOM} (440)的变化范围分别设定为:0~3 000 mg·L⁻¹、0~300 μ g·L⁻¹和 0

~2 m⁻¹; 步长分别设定为 50 mg·L⁻¹、10 μg·L⁻¹ 和 0.2 m⁻¹; 共计生成20 801条高光谱数据,将此数据作为高光谱数据库.为了提高计算效率,参照常用高光谱数据波段设置以及水色要素反演波段常用宽度,设定 400~900 nm 波段范围内,5 nm 波长间隔的 101 个波段数据为 1 条高光谱数据.

利用 5 种多光谱传感器(包括 MERIS、MODIS Aqua、WIRS、GOCI、Sentinel-2A MSI)官方发布的波段响应函数,将高光谱库数据重采样为多光谱数据. 光谱重采样方法的详细步骤参照文献 [25].

1.3.3 基于 K-SVD 算法的字典学习

采用字典学习领域常用的 K-SVD 算法^[15]对高光谱数据库和多光谱数据库进行字典学习,生成包含 200 个原子的冗余字典. 其中,高光谱冗余字典 D_h 为 101 × 200 的矩阵(101 为高光谱数据在 400 ~ 900 nm 范围内的波段数),多光谱冗余字典 D_m 为 n × 200 的矩阵(n 为多光谱数据波段数量).

1.3.4 水体遥感反射率的高光谱重构

对每一条水体高光谱(N 个波段)数据 R_h , D_h 为 N 维空间中的 K 组基向量,也被称为字典. 当 K $\geq N$ 时,目标光谱 R_h 可以用下式进行表达:

$$R_{\rm h} = D_{\rm h} \times \alpha \tag{10}$$

式中, α 代表稀疏系数, D_{l} 代表高光谱冗余字典。

在压缩感知重构中,常用的稀疏字典有 DCT 基、小波基、Gabor 基等形式,这些特定数学模型构建得到的字典具有较好的普适性,但难以针对信号的稀疏特征进行自适应调整^[33]. 近年来在图像处理领域多采用自适应字典训练方法,采用样本训练的手段构建的字典,在对目标信号进行表达时稀疏性更强^[18]. 本研究中,训练样本来自样本变化范围极大的模拟数据集,字典一旦建立,理论上具有一定的普适性.

由于 $K \ge N$, α 的求解是一个欠定问题. 因此对于一条多光谱数据,可以利用 α 的稀疏性进行约束,通过下式进行求解:

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin} \| \alpha_{_{\mathbf{m}}} \|_{_{0}} \quad \text{s. t.} \quad \| x - D_{_{\mathbf{m}}} \alpha_{_{\mathbf{m}}} \|_{_{2}}^{_{2}} = 0$$
(11)

式中, $D_{\rm m}$ 代表多光谱冗余字典, $\alpha_{\rm m}$ 代表多光谱稀疏系数. 对每条多光谱数据,稀疏系数 $\hat{\alpha}$ 为 200 × 1 的稀疏矩阵. 经算法测试验证,本研究中稀疏度为7. 如果多光谱数据能够包含大部分高光谱信息,可以认为 $\hat{\alpha} \approx \alpha$,即可利用下式重构得到高光谱数据(\hat{R}_b):

$$\hat{R}_{\rm h} = D_{\rm h} \times \hat{\alpha} \tag{12}$$

1.4 多元线性回归光谱重构算法

高光谱数据波段间具有很高的相关性,有学者直接利用波段间的相关性进行高光谱重构研究.参照文献[12]的方法,建立多元线性回归模型,对多光谱数据进行高光谱重构,其表达式如下:

$$R_{\rm h} = p \times R_{\rm m} + q \tag{13}$$

式中,p和q代表线性回归拟合系数矩阵, R_h 代表高光谱反射率数据矩阵, R_m 代表多光谱反射率数据矩阵.

1.5 精度评价

本研究利用平均相对误差(MAPE)和均方根误差(RMSE)来评价光谱重构算法及反演模型误差的精度.平均相对误差和均方根误差的计算公式可以参考文献[25].

2 结果与讨论

2.1 水色光谱及水色要素特征分析

太湖和杭州湾水质参数浓度统计信息如表1所示.由于杭州湾水域悬浮泥沙含量占主导,叶绿素浓度较低,所以本次实验未测量其叶绿素浓度.从表1中可以看出,2013年5月太湖叶绿素a浓度和总悬浮物浓度相比于2013年8月采样数据,其浓度整体偏低;杭州湾总悬浮物浓度要显著高于太湖总悬浮物浓度.

太湖与杭州湾实验获取的水面以上高光谱遥感 反射率曲线如图 3 所示,其中图 3(a)是杭州湾遥 感反射率曲线,图 3(b)是太湖遥感反射率曲线.由于水体组分组成的差异,两个研究区的光谱反射率 曲线差异明显.由于杭州湾水体 3 组分中以悬浮颗 粒物为主,有强烈的后向散射,所以杭州湾地区水体反射率整体偏高.同时,由于水体叶绿素 a 浓度 很低,所以在 680 nm 左右没有明显的反射谷(主要由色素颗粒物的吸收峰造成),在 700 nm 左右也没有反射峰信息(主要由叶绿素荧光作用产生).太湖地区反射率曲线整体偏低,680 nm 的反射谷和 700 nm 的反射峰清晰可见.

综上所述,在两个研究区采集得到的水色要素 和光谱数据存在明显差异,光谱重构难度较大.

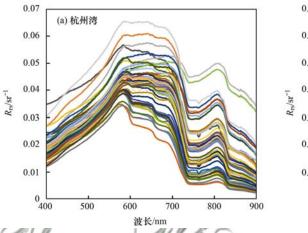
2.2 光谱重构结果分析

为验证光谱重构算法精度,首先将地面实测99条高光谱遥感反射率,利用光谱响应函数,重采样到对应多光谱传感器(Sentinel-2A MSI、MERIS、MODIS Aqua、GOCI 以及VII RS)的波段,获得相应的多光谱数据. 然后,结合对应多光谱冗余字典进行稀疏分解,获得稀疏系数. 最后,将稀疏系数应用于高光谱冗余字典,完成高光谱重构. 对多元回

表 1 水色要素信息统计

| Table 1 | Statistics | for | the | water | color | information |
|---------|------------|-----|-----|-------|-------|-------------|
|---------|------------|-----|-----|-------|-------|-------------|

| 水质参数 | 项目 | 2013年5月太湖 | 2013年8月太湖 | 2017年7月杭州湾 |
|---------------------------|-----|-----------|-----------|---|
| 叶绿素浓度/μg·L ⁻¹ | 均值 | 14. 592 | 58. 076 | _ |
| | 标准差 | 4. 475 | 29. 356 | _ |
| | 最大值 | 20. 646 | 138. 802 | _ |
| | 最小值 | 5. 859 | 5. 115 | 58. 076 — 29. 356 — 38. 802 — 5. 115 — 71. 184 127. 794 48. 235 131. 689 23. 000 695. 242 |
| 总悬浮物浓度/mg·L ⁻¹ | 均值 | 34. 126 | 71. 184 | 127. 794 |
| | 标准差 | 9. 062 | 48. 235 | 131. 689 |
| | 最大值 | 48. 800 | 223. 000 | 695. 242 |
| | 最小值 | 24. 333 | 5. 400 | 33. 880 |



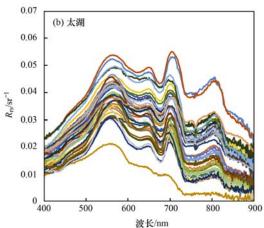


图 3 杭州湾和太湖水体遥感反射率曲线

Fig. 3 Above-water remote sensing reflectance collected at Hangzhou Bay and Lake Taihu

归重构算法,利用生物光学模型模拟获得的数据集,结合公式(13)获得针对每个传感器的多元回归重构拟合系数。最后,将多元回归重构拟合系数应用于多光谱数据完成高光谱重构.最终,将重构结果与实测高光谱数据进行对比,分析光谱重构精度.

在此,本研究展示 2 条典型光谱经 2 种重构方法在 5 种传感器上得到的重构高光谱及其与实测高光谱之间的偏差 $\Delta R_{\rm rs}$ (ASD 实测数据与重构数据间差值)分析结果.第一条光谱曲线采集于太湖,其对应点位的叶绿素 a 浓度为 108.112 $\mu g \cdot L^{-1}$,总悬浮浓度为 139.500 $m g \cdot L^{-1}$.从光谱曲线形态特征来看,光谱曲线体现了丰富的色素颗粒物吸收、散射特性,680 nm 处的波谷和 710 nm 处的波峰都比较明显(图 4).第二条光谱曲线采集于杭州湾,该点对应的总悬浮物浓度为 37.229 $m g \cdot L^{-1}$.从光谱曲线形态特征来看,680 nm 和 710 nm 附近的谷峰特征信息模糊(图 5).

从图 4 和图 5 中可以看出,基于稀疏表达重构方法获得的光谱重构结果在不同传感器之间差别很小且精度较高. 说明基于模拟数据集构建的冗余字典包含了大部分实测光谱信息,使得在目前构建的冗余字典维度下,可以获得较好的重构精度. 其次,多元回归算法在小于550 nm 以及大于750 nm

的波段范围内可以得到较好的效果,但在550~750 nm 之间重构效果不太理想.同时,多元回归重构方法得到的光谱曲线在不同传感器之间差别较大.例如,对于 MERIS 传感器,太湖典型光谱的重构结果在580 nm 附近出现了明显的低估[图4(c)],杭州湾典型光谱的重构结果在710 nm 处出现了异常的叶绿素荧光峰[图5(c)].然而,多元回归重构方法在 Sentinel-2A MSI 传感器上精度较高.整体上看,5种常见水色多光谱传感器在应用基于稀疏表达的光谱重构算法后,能较准确地还原 ASD 实测光谱曲线的特征峰谷信息.然而,基于多元回归重构方法得到的重构光谱在不同传感器间和不同波段范围内精度差异明显.

最后,逐波段的统计不同方法获得的重构光谱与 ASD 实测光谱间的误差信息,结果如图 6 所示. 从结果中可以看出,在多数传感器中(Sentinel-2A除外),多元回归重构方法在 580 nm、700 nm 和710 nm 附近的波段范围内存在较大误差,特别在710 nm 附近, MAPE 达到 40%以上.然而,稀疏表达重构方法在 400~900 nm 波段范围内,对 5 种传感器 MAPE 均值均在 10%以内,RMSE 均值均在 0.005 sr⁻¹以内.说明相比于多元回归方法,稀疏表达方法在全波段上具有明显优势.

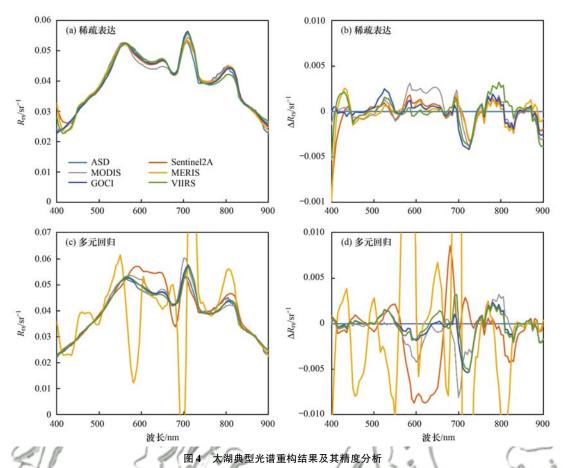


Fig. 4 Comparison between two hyperspectral reconstruction methods with typical spectra collected at Lake Taihu

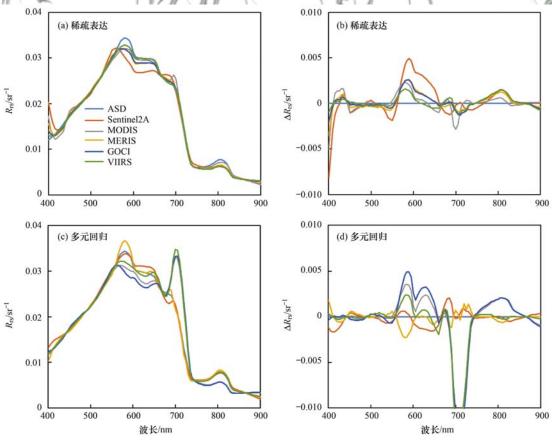


图 5 杭州湾典型光谱重构结果及其精度分析

Fig. 5 Comparison between two hyperspectral reconstruction methods with typical spectra collected at Hangzhou Bay

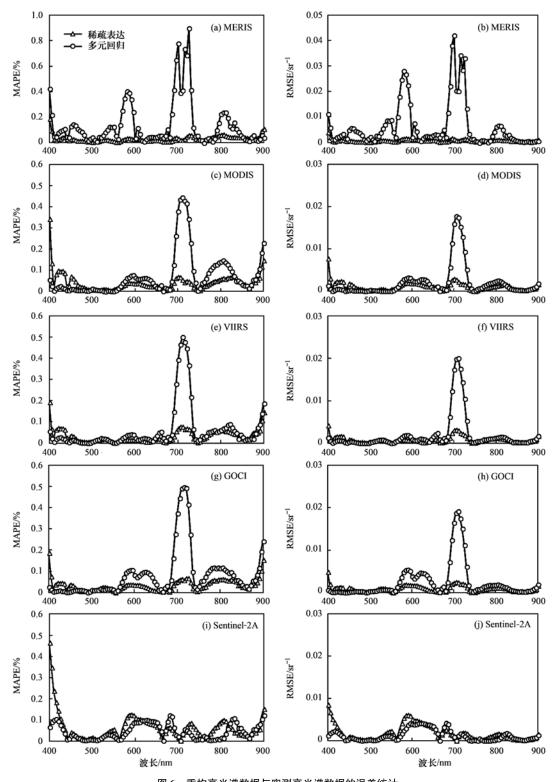


图 6 重构高光谱数据与实测高光谱数据的误差统计

Fig. 6 Error statistics for reconstructed hyperspectral data and in situ spectra

2.3 基于重构光谱的水色要素估算分析

为进一步验证重构算法在水色要素估算方面的适用性,本研究利用重构光谱与实测水质参数进行相关性统计分析,遴选最优估算光谱因子,并将最优估算光谱因子应用于 GOCI 影像,进行水质参数遥感估算.具体包括以下3个部分:首先,利用地面实测光谱数据分别和叶绿素 a 浓度、总悬浮物浓度

构建相应的遥感反演模型,确定最优反演光谱因子;其次,分别利用基于稀疏表达和多元回归方法获得的重构高光谱,与两种水质参数构建相应的遥感反演模型,对比两种光谱重构方法在水质参数估算方面的精度差异;最后,利用基于稀疏表达方法获得的重构高光谱,结合第二步获得的最优反演模型和同步 GOCI 影像,进行叶绿素 a 浓度和总悬浮

浓度反演,验证反演精度,获取两种水质参数时空分布.

在水质参数反演模型构建方面,基于太湖和杭 州湾的实测数据,参考已发表的相关算法,运用相 关性分析和回归分析方法, 经反复比对, 以最小 MAPE 和 RMSE 为遴选标准,最终确定最优估算因 子及反演模型. 对叶绿素 a 浓度反演模型而言, 本 研究对比了目前较成熟的波段比值算法[8]和三波 段[7]算法: 悬浮物浓度反演对比了单波段[34] 和波 段比值[35]算法. 为方便对比, 将原位实测高光谱遥 感反射率, 重采样到5 nm 的光谱分辨率, 作为参考 数据源进行反演模型构建和精度对比. 在模型构建 及验证中, 利用 2013 年 8 月太湖数据和 2017 年 7 月杭州湾数据(30个)分别进行太湖叶绿素 a 浓度 和总悬浮物浓度及杭州湾总悬浮物浓度估算模型的 构建. 利用 2013 年 5 月 13 日太湖数据、2017 年 7 月23日杭州湾数据(20个)及同步过境的 GOCI 影 像对反演模型进行精度验证. 以原位高光谱遥感反 射率、基于稀疏表达重构高光谱遥感反射率和基于 多元回归方法的重构高光谱遥感反射率分别构建的 叶绿素 a 浓度和总悬浮物浓度最优反演模型和精度 对比结果如表 2 和表 3 所示.

从估算结果与实测结果的相关性来看,由于

ASD 高光谱数据具有更多特征光谱信息, 因此模型 决定系数(R^2)最高. 多光谱数据由于波段设置的限 制,特征光谱信息受到模糊,所以模型 R² 有不同 程度的降低. 在叶绿素 a 浓度估算模型中, 原始多 光谱 Sentinel- 2A MSI 数据效果最好, R2 达到 0.731, 在总悬浮物浓度估算模型中, MODIS Aqua 数据效果最好, R2 达到 0.803. 从基于重构光谱所 得模型的拟合情况来看:①利用稀疏表达算法重构 所得光谱数据所构建的模型具有较好的模型解释能 力, R² 都在 0.8 左右; ②利用多元线性回归方法重 构所得光谱数据构建的模型在不同传感器之间解释 力差异明显, R² 波动较大且显著低于由实测高光 谱所构建的模型 R^2 . 例如, 基于 Sentinel-2A MSI 数 据的多元线性回归重构光谱因子与叶绿素 a 浓度之 间的 R^2 能达到 0.714, 而对 MERIS 数据而言, R^2 只有 0.011. 类似地, 多元线性回归重构光谱因子 与总悬浮物浓度在 MERIS 传感器上 R^2 只有 0.357, 显著低于 ASD 光谱数据的 $R^2(0.805)$. 因此,上述 结果表明:①稀疏表达重构方法在得到丰富光谱信 息的同时, 能够保证光谱信息的准确性, 适用于水 色要素的估算研究; ②多元线性回归重构方法, 在 不同传感器之间精度差异明显, 存在损失有用信息 的情况,会影响数据源对水色要素的估算能力.

表 2 基于不同数据源的叶绿素 a 浓度反演模型构建及精度对比

Table 2 Development of the c. D. retrieval model and comparison based on different data sources

| 数据源 | 模型因子(x) | 模型表达式 | R^2 |
|------------------------|---------------------------------|---------------------------|--------|
| ASD | R715/R685 | $y = 10^{1.789x - 0.121}$ | 0. 852 |
| Sentinel-2A MSI | R740/R703 | $y = 10^{3.483x + 1.398}$ | 0. 731 |
| MERIS | $(1/R681 - 1/R708) \times R753$ | $y = 10^{3.213x + 1.410}$ | 0. 703 |
| MODIS | R748/R678 | $y = 10^{1.506x + 0.725}$ | 0. 666 |
| GOCI | R745/R680 | $y = 10^{1.497x + 0.746}$ | 0. 672 |
| WIRS | R745/R670 | $y = 10^{1.479x + 0.773}$ | 0. 641 |
| Sentinel-2A MSI 多元回归重构 | R715/R685 | $y = 10^{1.377x + 0.066}$ | 0. 714 |
| MERIS 多元回归重构 | R715/R685 | $y = 10^{0.004x + 1.662}$ | 0. 011 |
| MODIS 多元回归重构 | R715/R685 | $y = 10^{0.828x + 0.815}$ | 0. 180 |
| GOCI 多元回归重构 | R715/R685 | $y = 10^{1.616x - 0.165}$ | 0. 690 |
| WRS 多元回归重构 | R715/R685 | $y = 10^{0.816x + 0.782}$ | 0. 276 |
| Sentinel-2A MSI 稀疏表达重构 | R715/R685 | $y = 10^{1.712x - 0.087}$ | 0. 809 |
| MERIS 稀疏表达重构 | R715/R685 | $y = 10^{1.761x - 0.189}$ | 0. 812 |
| MODIS 稀疏表达重构 | R715/R685 | $y = 10^{1.588x - 0.031}$ | 0. 764 |
| GOCI 稀疏表达重构 | R715/R685 | $y = 10^{1.592x - 0.028}$ | 0. 794 |
| WIRS 稀疏表达重构 | R715/R685 | $y = 10^{1.632x - 0.098}$ | 0. 782 |

最后,结合2013年5月13日以及2017年7月23日的GOCI影像,进行算法的适用性验证.利用

稀疏表达重构方法,对经过大气校正的 GOCI 影像进行光谱重构,得到重构高光谱影像数据.然后,

结合最优反演模型,进行水体叶绿素 a 浓度和总悬浮颗粒物浓度估算.通过与实测数据对比(图7)可以看出,经光谱重构后的数据,对叶绿素 a 浓度和总悬浮浓度估算精度均有所提升.其中,在叶绿素 a 浓度估算结果上差异比较明显,利用重构数据估算所得结果更接近 1:1线.统计结果显示,重构数据与 GOCI 数据估算结果的 RMSE 分别为 7.125 μg·L⁻¹和 12.175 μg·L⁻¹,MAPE 分别为 51.5% 和

80.6%,可见重构数据对叶绿素 a 浓度的估算精度有明显改善. 虽然重构 GOCI 数据与原始 GOCI 数据对总悬浮物浓度估算结果差异较小,但精度也有提升. 统计结果显示,重构数据与 GOCI 数据对总悬浮物浓度估算的 RMSE 分别为 28.596 mg·L⁻¹和29.048 mg·L⁻¹, MAPE 分别为 18.8% 和 19.1%.此外,重构数据在遥感估算过程中没有产生异常数据,表明算法稳定性较强.

表 3 基于不同数据源的总悬浮物浓度反演模型构建及精度对比

Table 3 Development of the c_s retrieval model and comparison based on different data sources

| 数据源 | 模型因子(x) | 模型表达式 | R^2 |
|------------------------|-----------|--------------------------------|--------|
| ASD | R745/R545 | $y = 10^{1.462x + 1.183}$ | 0. 805 |
| Sentinel-2A MSI | R782/R560 | $y = 10^{1.104x + 1.167}$ | 0. 740 |
| MERIS | R753/R560 | $y = 10^{1.533x + 1.192}$ | 0. 781 |
| MODIS | R748/R531 | $y = 10^{1.367x + 1.159}$ | 0. 803 |
| GOCI | R745/R555 | $y = 10^{1.529x + 1.180}$ | 0. 789 |
| WIRS | R745/R550 | $y = 10^{1.503x + 1.171}$ | 0. 795 |
| Sentinel-2A MSI 多元回归重构 | R745/R545 | $y = 10^{1.461x + 1.177}$ | 0. 777 |
| MERIS 多元回归重构 | R745/R545 | $\gamma = 10^{0.655x + 1.527}$ | 0. 357 |
| MODIS 多元回归重构 | R745/R545 | $y = 10^{1.465x + 1.180}$ | 0. 802 |
| GOCI 多元回归重构 | R745/R545 | $y = 10^{1.463x + 1.194}$ | 0. 778 |
| WIRS 多元回归重构 | R745/R545 | $y = 10^{1.533x + 1.192}$ | 0. 781 |
| Sentinel-2A MSI 稀疏表达重构 | R745/R545 | $y = 10^{1.497x + 1.173}$ | 0.772 |
| MERIS 稀疏表达重构 | R745/R545 | $y = 10^{1.533x + 1.192}$ | 0. 781 |
| MODIS 稀疏表达重构 | R745/R545 | $y = 10^{1.462x + 1.183}$ | 0. 805 |
| GOCI 稀疏表达重构 | R745/R545 | $y = 10^{1.468x + 1.182}$ | 0. 792 |
| WIRS 稀疏表达重构 | R745/R545 | $y = 10^{1.459x + 1.184}$ | 0. 796 |

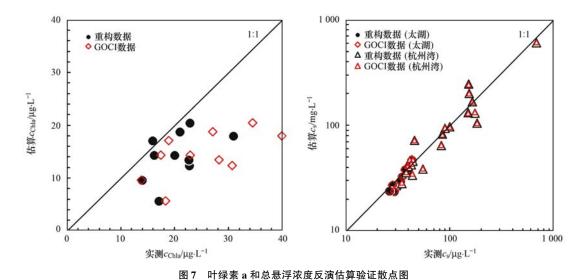


Fig. 7 $\,$ Scatter plot of the measured and predicted $c_{\rm chla}$ and $c_{\rm s}$

从 GOCI 影像估算结果来看(图 8), 2013 年 5 月 13 日太湖北部的梅梁湾、竺山湾和贡湖湾这 3 个湖区,以及西南沿岸湖区叶绿素 a 浓度较高;总 悬浮物体现出类似的特点, 湖心区浓度较低, 沿岸湖区浓度较高. 2017年7月23日杭州湾南部沿岸地区, 由于受滩涂影响, 导致总悬浮物含量较高.

同时,杭州湾跨海大桥东、西两侧总悬浮物浓度差异显著.在靠近长江口附近区域,总悬浮物浓度有明显提升.

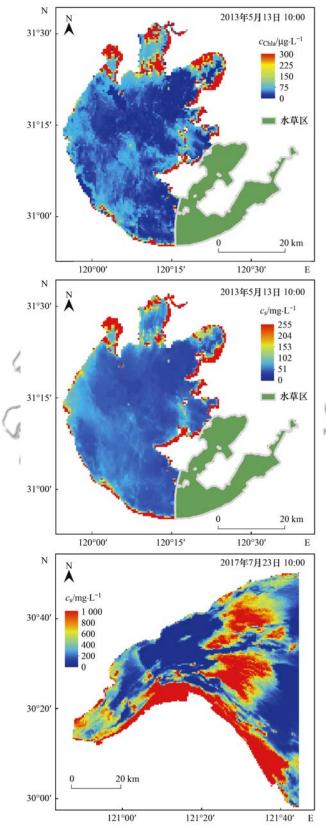


图 8 太湖、杭州湾叶绿素 a 和总悬浮物浓度空间分布 Fig. 8 Spatial distribution of $c_{
m chla}$ and $c_{
m s}$ at Lake Taihu and Hangzhou Bay

3 结论

- (1)本研究提出的基于稀疏表达方法的高光谱 重构算法,可以在不使用实测数据集的条件下,实 现高光谱重构. 从重构光谱曲线的光谱形态及逐波 段误差统计来看,基于稀疏表达的高光谱重构算法 能准确地还原光谱曲线的峰谷信息,效果优于多元 线性回归方法,表明该算法具有较高的重构精度.
- (2)多元回归算法在不同传感器之间精度差异明显,导致估算结果不稳定.基于稀疏表达的高光谱重构算法,可以较好地应用于多种传感器,精度与 ASD 实测数据接近.表明本研究提出的算法适用于目前大多数水色遥感传感器,具有很强的应用潜力.
- (3)结合同步 GOCI 数据,利用基于稀疏表达的高光谱重构算法对叶绿素 a 浓度和总悬浮浓度进行估算,估算精度相比于原始 GOCI 多光谱数据有不同程度的提升,说明基于稀疏表达的高光谱重构算法可以为水环境遥感提供更好的数据源.

参考文献:

- [1] 汪嘉杨, 郭倩, 余静, 等. 城市景观水体富营养化评价的升半 F型分布指数公式 [J]. 环境科学学报, 2017, 37(3): 1162-1168.
 - Wang J Y, Guo Q, Yu J, *et al*. Eutrophication evaluation for urban landscape waters based on semi-Γ type distribution function [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2017, **37**(3): 1162-1168.
- [2] Shi K, Zhang Y L, Xu H, et al. Long-term satellite observations of microcystin concentrations in Lake Taihu during cyanobacterial bloom periods[J]. Environmental Science & Technology, 2015, 49(11): 6448-6456.
- [3] 尹球, 巩彩兰, 匡定波, 等. 湖泊水质卫星遥感方法及其应用[J]. 红外与毫米波学报, 2005, **24**(3): 198-202. Yin Q, Gong C L, Kuang D B, *et al.* Method of satellite remote sensing of lake water quality and its applications[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2005, **24**(3): 198-202.
- [4] Palmer S C J, Kutser T, Hunter P D. Remote sensing of inland waters: challenges, progress and future directions [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 157: 1-8.
- [5] McClain C R. A decade of satellite ocean color observations [J]. Annual Review of Marine Science, 2009, 1: 19-42.
- [6] 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.
- [7] Gitelson A A, Dall'Olmo G, Moses W, et al. A simple semianalytical model for remote estimation of chlorophyll-a in turbid waters: validation [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(9): 3582-3593.
- [8] Huang C C, Zou J, Li Y M, et al. Assessment of NIR-red algorithms for observation of chlorophyll-a in highly turbid inland waters in China [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 93: 29-39.
- [9] Zheng Z B, Li Y M, Guo Y L, et al. Landsat-based long-term monitoring of total suspended matter concentration pattern change

- in the wet season for Dongting Lake, China [J]. Remote Sensing, 2015, 7(10): 13975-13999.
- [10] Sun D Y, Qiu Z F, Hu C M, et al. A hybrid method to estimate suspended particle sizes from satellite measurements over Bohai Sea and Yellow Sea [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2016, 121(9): 6742-6761.
- [11] 宋挺, 周文鳞, 刘军志, 等. 利用高光谱反演模型评估太湖水体叶绿素 a 浓度分布[J]. 环境科学学报, 2017, 37(3): 888-899.

 Song T, Zhou W L, Liu J Z, et al. Evaluation on distribution of chlorophyll-a content in surface water of Taihu Lake by hyperspectral inversion models [J]. Acta Scientiae
- [12] Sun D Y, Hu C M, Qiu Z F, et al. Reconstruction of hyperspectral reflectance for optically complex turbid inland lakes: test of a new scheme and implications for inversion algorithms[J]. Optics Express, 2015, 23(11): A718-A740.

Circumstantiae, 2017, 37(3): 888-899.

- [13] Lee Z, Shang S L, Hu C M, et al. Spectral interdependence of remote-sensing reflectance and its implications on the design of ocean color satellite sensors [J]. Applied Optics, 2014, 53 (15): 3301-3310.
- [14] 郭宇龙,李云梅,朱利,等 基于 HJIA-CCD 数据的高光谱 影像重构研究[J]. 环境科学, 2013, **34**(1): 69-76.

 Guo Y L, Li Y M, Zhu L, *et al*. Research of hyperspectral reconstruction based on HJIA-CCD data [J]. Environmental Science, 2013, **34**(1): 69-76.
- [15] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. rmK-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [16] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- [17] Yang J C, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [18] Arad B, Ben-Shahar O. Sparse recovery of hyperspectral signal from natural RGB images [A]. In: Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. European Conference on Computer Vision [M]. Cham, Switzerland; Springer, 2016. 19-34.
- [19] Li S T, Yang B. A new pan-sharpening method using a compressed sensing technique [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(2): 738-746.
- [20] Huang B, Song H H. Spatiotemporal reflectance fusion via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(10): 3707-3716.
- [21] Elad M, Michal A. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(12): 3736-3745.
- [22] Chen Y, Nasrabadi N M, Tran T D. Hyperspectral image classification using dictionary-based sparse representation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49 (10): 3973-3985.
- [23] Xu M, Jia X P, Pickering M, et al. Cloud removal based on sparse representation via multitemporal dictionary learning [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54 (5): 2998-3006.

- [24] Shen F, Verhoef W, Zhou Y X, et al. Satellite estimates of wide-range suspended sediment concentrations in Changjiang (Yangtze) estuary using MERIS data[J]. Estuaries and Coasts, 2010, 33(6): 1420-1429.
- [25] Li Y, Zhang Y L, Shi K, et al. Monitoring spatiotemporal variations in nutrients in a large drinking water reservoir and their relationships with hydrological and meteorological conditions based on Landsat 8 imagery [J]. Science of the Total Environment, 2017, 599-600: 1705-1717.
- [26] 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.

 Tang J W, Tian G L, Wang X Y, *et al*. The methods of water spectra measurement and analysis I: above-water method [J]. Journal of Remote Sensing, 2004, **8**(1): 37-44.
- 27] 杜成功, 李云梅, 王桥, 等. 面向 GOCI 数据的太湖总磷浓度 反演及其日内变化研究[J]. 环境科学, 2016, **37**(3): 862-872. Du C G, Li Y M, Wang Q, et al. Inversion model and daily variation of total phosphorus concentrations in Taihu Lake based on GOCI data[J]. Environmental Science, 2016, **37**(3): 862-872.
- [28] Lee Z, Carder K L, Mobley C D, et al. Hyperspectral remote sensing for shallow waters: 2. Deriving bottom depths and water properties by optimization[J]. Applied Optics, 1999, 38(18): 3831-3843.
- [29] Lee Z, Carder K L, Arnone R A. Deriving inherent optical properties from water color: a multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters [J]. Applied Optics, 2002, 41(27): 5755-5772.
- [30] 刘忠华, 李云梅, 吕恒, 等. 基于生物光学模型的巢湖后向散射概率估算[J]. 环境科学, 2011, **32**(2): 464-471. Liu Z H, Li Y M, Lü H, *et al.* Estimating of backscattering rate in Lake Chaohu based on bio-optical model [J]. Environmental Science, 2011, **32**(2): 464-471.
- [31] Pope R M, Fry E S. Absorption spectrum (380-700 nm) of pure water. II. Integrating cavity measurements [J]. Applied Optics, 1997, 36(33): 8710-8723.
- [32] 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. Li Y M, Huang J Z, Wei Y C, *et al.* Inversing chlorophyll concentration of Taihu Lake by analytic model [J]. Journal of Remote Sensing, 2006, **10**(2): 169-175.
- [33] 汪琪, 马灵玲, 唐伶俐, 等. 基于光谱稀疏模型的高光谱压缩感知重构[J]. 红外与毫米波学报, 2016, 35(6): 723-730.

 Wang Q, Ma L L, Tang L L, et al. Hyperspectral compressive sensing reconstruction based on spectral sparse model [J].

 Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2016, 35(6): 723-
- [34] Shi K, Zhang Y L, Zhu G W, et al. Long-term remote monitoring of total suspended matter concentration in Lake Taihu using 250 m MODIS-Aqua data [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 164: 43-56.
- [35] He X Q, Bai Y, Pan D L, et al. Using geostationary satellite ocean color data to map the diurnal dynamics of suspended particulate matter in coastal waters [J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 133: 225-239.

HUANJING KEXUE

Environmental Science (monthly)

Vol. 40 No. 1 Jan. 15, 2019

CONTENTS

| Cause and Effect Evaluation of PM _{2.5} During Three Red Alerts in Beijing from 2015 to 2016 LU Zhe, WEI Wei, ZHOU Ying, et al. | (| 1) |
|--|-------|-----------------------|
| Effects of Emission Reductions of Key Sources on the PM _{2.5} Concentrations in the Yangtze River Delta | (] | 11) |
| Health Benefit Analyses of the Clean Air Action Plan Implementation in Shanghai | (2 | 24) |
| Monitoring and Analysis of the Spatio-temporal Change Characteristics of the PM _{2.5} Concentration Over Beijing-Tianjin-Hebei and Its Surrounding Regions Based on Remote Sensing | , , | 22 \ |
| Applicability of MODIS C006 Aerosol Products in a Typical Environmental Area of the Beijing-Tianjin-Hebei Region | (2 | 33) 44) |
| Application of Meteorological Factors on the Ozone Pollution in Hong Kong | (4 | 44) 55) |
| Transport Characteristics of PAN and O ₃ in the Lower Atmosphere of the Boundary Layer in Tianjin in Summer YAO Qing, MA Zhi-qiang, LIN Wei-li, et al. | (6 | 55) 67) |
| Analysis of Pollution Characteristics and Sources of PM _{2,5} Chemical Components in Chengdu in Winter WU Ming, WU Dan, XIA Jun-rong, et al. | (7 | 76) |
| Transport Pathways and Potential Sources of PM _{2,5} During the Winter in Zhengzhou DUAN Shi-guang, JIANG Nan, YANG Liu-ming, et al. | (8 | |
| Characteristics and Sources of Water-soluble Organic Carbon/Nitrogen in PM _{2,5} During Spring in Changzhou LI Qing, HUANG Wen-qian, MA Shuai-shuai, et al. | () | 94) |
| Pollution Characteristics and Emission Factors of VOCs from Vehicle Emissions in the Tianjin Tunnel | (1) | .04) |
| Size Distribution and Carbon Component Characteristics of Atmospheric Particulate Matter from Motor Vehicles | (1 | 14) |
| Conversion Characteristics of Combustible Particles from Coal-fired Flue Gas in WFGD and WESP | (1) | 21) |
| Particle Removal Characteristics of an Ultra-low Emission Coal-fired Power Plant | (1 | 26) |
| Spatial and Temporal Distribution Characteristics and Fugitive Dust Emission of Building Sites in Beijing | (1 | 35) |
| Simultaneous Removal of Polychlorinated Dibenzo-p-dioxins/dibenzofurans, Polychlorinated Biphenyls, and Polychlorinated Naphthalenes From Flues Gases From Coke Gas Burning | | |
| Using Selective Catalytic Reduction Equipment REN Mei-hui, FAN Yun, WANG Sheng, et al. | | |
| Space-Time Characteristics and Environmental Significance of the Stable Isotopes in Precipitation in the Gulang River Basin | (1 | 49) |
| Spatial Distribution and Degradation of CDOM in the Minjiang River in Summer | (1 | 57) |
| Parallel Factor Analysis of Fluorescence Excitation Emission Matrix Spectroscopy of CDOM from the Mid-culture Period of Shrimp Ponds in a Subtropical Estuary ZHU Ai-ju, SUN Dong-yao, TAN Ji, et al. | | |
| ZHU Ai-ju, SUN Dong-yao, TAN Ji, et al. | (1 | 64) |
| Spectral Characteristics and Sources of Dissolved Organic Matter With Different Relative Molecular Weight from Rainwater From Summer and Autumn in the Zhoucun Reservoir Based on | | \ |
| UV-Vis and EEMs ZHOU Shi-lei, ZHANG Yi-ran, HUANG Ting-lin, et al. | (I | 72) |
| Characteristics and Fouling Potential of Dissolved Organic Matter in a Stratified Source Water Reservoir | | |
| Water-Air Interface CO ₂ Exchange Flux of Typical Lakes in a Mountainous Area of the Western Chongqing and Their Influencing FactorsLUO Jia-chen, NI Mao-fei, LI Si-yue | | |
| Reconstruction of Water Hyperspectral Remote Sensing Reflectance Based on Sparse Representation and Its Application | (2 | .00) |
| Nutrineation Rates and Foliution Characteristics of Sediments with Different Geomorphic Features in the Shiwin Stream, Chaonii Lake basin LI Ru-zhong, QUE Feng-xiang, XIONG Hong-bin, et al. | () | 11 \ |
| Distribution and Bioavability of Phosphorus in Surface Sediments in Megalopolis: A Case Study of Chengdu | (2 | /11 <i>)</i> /10 \ |
| Distribution and Fluxes of Perfluoroalkyl and Polyfluoroalkyl Substances in the Middle Reaches of the Yellow River (Weinan-Zhengzhou Section) | (2 | .1) |
| LI Qi-lu, CHENG Xiang-hui, ZHAO Zhen, et al. | (2 | 28) |
| Distribution and Sources of Polycyclic Aromatic Hydrocarbons in a Karst Groundwater System in a Strongly Industrial City | | |
| Pollution Characteristic and Risk Assessment of Polycyclic Aromatic Hydrocarbons in the Groundwater of Shen-Fu New City in the Hunhe River Basin | . (- | , |
| ZHANG Shi-chao, YAO Hong, XIANG Xin-xin, et al. | (2 | 48) |
| Distribution and Risk Assessment of Polycyclic Aromatic Hydrocarbons and Their Derivatives in Wastewater-Receiving Rivers in Beijing FU Lu-jing, LI Yi-bing, QIAO Meng, et al. | (2 | 56) |
| Influence of the Coagulation Mechanism on the Coagulation Performances Using New Composite Coagulants. Bole of the Baw Water Characteristics | | |
| OU Jiang-dong, XU Hui, XU Jian-kun, et al. | (2 | (63) |
| Indirect Photodegradation of Sulfamethoxazole in Water | (2 | .73) |
| Fabrication of the Heterojunction Photocatalyst MoS ₂ /BiOI and Its Investigation of Its Photocatalytic Reduction and Oxidation Activities | | |
| ZHANG Liang, ZHAO Chao-cheng, GAO Xian-yao, et al. | | |
| Nanoscale Zero-valent Copper-Activated Molecular Oxygen for the Degradation of Enrofloxacin in Water | | |
| Adsorption of Cr(VI) in Water by Maifanite Modified with Different LDHs Coatings | (3 | 00) |
| Preparation of the Silane Monolayer on Magnetite Nanoparticles and Its Performance with Respect to Phosphate Removal from Water | , _ | |
| XING Ming-chao, XIE Qiang, CHEN Shou-hui, et al. | (3 | 10) |
| Optimization of Dyeing Wastewater Treatment with New Eco-friendly Polysilicate Ferromanganese | | |
| Sulfate Reduction and Microbial Community of Autotrophic Biocathode in Response to Externally Applied Voltage | | |
| Effect of Carbon Sources on the Accumulation of Endogenous Polymers and Denitritation in the O/A-F/F Mode | | |
| Effect of the Influent C/P Ratio on the Nutrient Removal Characteristics of the SNEDPR System | | |
| Effect of Different Sludge Retention Time (SRT) Operations on the Nutrient Removal Characteristics of a SNEDPR System | | |
| Startup and Stabilization of Nitrosation in an Anoxic-aerobic Continuous-flow Reactor with Granules | | |
| Startup Strategies for the SNAD Granular Sludge Process at Low Temperature | (3 | 76) |
| Effect of the Sampling Scale and Number on the Heterogeneity of Soil Respiration in a Mixed Broadleaf-conifer Forest YAN Jun-xia, SUN Qi, LI Jun-jian, et al. | | |
| Effects of the Crop Rotation on Greenhouse Gases from Flooded Paddy Fields | (3 | 192) |
| Response of the Soil NoO Emission and Ammonia-oxidizing Microorganism Community to the Maize Straw Return with Reducing Fertilizer in Purple Soil | | |
| HUANG Rong, GAO Ming, WANG Ying-yan, et al. | (4 | 01) |
| Community Structure of CO2-fixing Soil Bacteria from Different Land Use Types in Karst Areas | | |
| Composition and Predictive Functional Analysis of Rhizosphere Bacterial Communities in Riparian Buffer Strips in the Daniiangkou Reservoir, China | | |
| SUN Feng, TIAN Wei, ZHANG Fei, et al. | (4 | 21) |
| Migration and Transformation of Adsorbed Arsenic Mediated by Sulfate Reducing Bacteria | (4 | 30) |
| Spatial Distribution and Risk Assessment of Heavy Metal Contamination in Surface Farmland Soil Around a Lead and Zinc Smelter | | |
| WANG Yang-yang, LI Fang-fang, WANG Xiao-yang, et al. | (4 | 37) |
| Effect of a Mining and Smelting Plant on the Accumulation of Heavy Metals in Soils in Arid Areas in Xinjiang | g (4 | 45) |
| Assessment of the Speciation and Pollution of Heavy Metals in Paddy Soils from the Jiulong River Basin | (4 | 53) |
| Characteristics of Stable Mercury Isotopic Compositions in the Food Web of the Caohai Lake | | |
| Interaction of Cd and Zn Affecting the Root Morphology and Accumulation of Heavy Metals in Sedum aizoon | | |
| Effects of Different Concentrations of Lanthanum on the Growth and Uptake of Pb by Maize Grown Under Moderate Lead Stress | | 80) |
| Distribution and Bioaccumulation Characteristics of Cadmium in Fish Species from the Longjiang River in the Guangxi Autonomous Region | | |
| WANG Jun-neng, ZHAO Xue-min, HU Guo-cheng, et al. | | |
| Influence of Six Digestion Methods on the Determination of Polystyrene Microplastics in Organisms Using the Fluorescence Intensity ZOU Ya-dan, XU Qing-qing, ZHANG Ge, et al. | (4 | .96) |
| Influence of the Digestion memory of the Determination of the Systems in Englands Council Coun | | |