

DOI: 10.13476/j.cnki.nsbtdqk.2020.0120

姜倩,曹引,赵红莉,等.基于航空高光谱的囿囿淖尔水体浊度反演建模[J].南水北调与水利科技(中英文),2020,18(6):101-109. JIANG Q, CAO Y, ZHAO H L, et al. Modeling of turbidity retrieval of Hulunnaoer based on airborne hyperspectral imagery[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2020, 18(6): 101-109. (in Chinese)

## 基于航空高光谱的囿囿淖尔水体浊度反演建模

姜倩<sup>1,2,3,4</sup>, 曹引<sup>2</sup>, 赵红莉<sup>2</sup>, 蒋云钟<sup>2</sup>, 毛文山<sup>1,2,3,4</sup>, 朱彦儒<sup>1,2,3,4</sup>

- (1. 兰州交通大学 测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 2. 中国水利水电科学研究院 水资源研究所, 北京 100038;  
3. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 兰州 730070;  
4. 甘肃省地理国情监测工程实验室, 兰州 730070)

**摘要:**针对机载 Headwall 高光谱成像仪对水质监测能力的验证,利用 2018 年 9 月 17 日航空高光谱数据和 17 个准同步实测水体浊度数据分别构建囿囿淖尔水体浊度波段比值反演模型、一阶微分反演模型和偏最小二乘反演模型,估算同日的囿囿淖尔水体浊度的空间分布。研究表明:利用机载 Headwall 高光谱数据构建的 3 个浊度反演模型,验证均方根误差 RMSE 均小于验证样本浊度的极值差 5.3 NTU, MRE 均小于 10%,机载 Headwall 高光谱成像仪能够较好地观测水体浊度差异;在囿囿淖尔,基于 Headwall 高光谱数据的偏最小二乘模型建模精度高于波段比值模型和一阶微分模型,决定系数  $R^2$  达到 0.95,综合误差 CE 为 1.74%,最适用于囿囿淖尔水体浊度的反演;2018 年 9 月 17 日囿囿淖尔东部水域浊度范围为 21.2~54.4 NTU,呈现出北低南高的趋势,湖中心区域水体浊度较低,南部水域受水中藻类的影响,水体浊度较高。利用航空高光谱遥感影像实现了浊度的定量反演,为航空高光谱遥感数据用于水质参数反演提供借鉴。

**关键词:**航空高光谱;囿囿淖尔;浊度;偏最小二乘;遥感

中图分类号:X832 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标志码(OSID):



### Modeling of turbidity retrieval of Hulunnaoer based on airborne hyperspectral imagery

JIANG Qian<sup>1,2,3,4</sup>, CAO Yin<sup>2</sup>, ZHAO Hongli<sup>2</sup>, JIANG Yunzhong<sup>2</sup>, MAO Wenshan<sup>1,2,3,4</sup>, ZHU Yanru<sup>1,2,3,4</sup>

- (1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. Institute of Water Resources, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China; 3. National-Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China; 4. Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** To verify the ability of Headwall hyperspectral imagery for monitoring water quality, three turbidity retrieval models including band-ratio, first-derivative, and partial least-squares models were established with the Headwall airborne hyperspectral imagery and synchronous measured turbidities in Hulunnaoer on September 17th, 2018. The three models were adopted to estimate the spatial distributions of turbidity in Hulunnaoer. The results showed that: the three constructed models based on the airborne Headwall hyperspectral data verify that the root mean square error (RMSE) is less than the verification sample turbidity extreme value difference of 5.3 NTU, and the MRE is less than 10%, the three models had good performances in turbidity retrieval and the Headwall hyperspectral imagery could be used for water quality retrieval; the partial least squares model with a

收稿日期:2019-12-26 修回日期:2020-04-18 网络出版时间:2020-05-11

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1430.tv.20200511.1050.002.html>

基金项目:国家水体污染控制与治理科技重大专项(2017ZX07102-001-005);国家重点研发计划(2017YFC0405804;2017YFC0405801);兰州交通大学优秀平台支持(201806);国家重大科学研究计划(2015CB953700);民用航天“十三五”技术预先研究项目(Y7D0070038)

作者简介:姜倩(1993—),女(侗族),甘肃张掖人,主要从事水资源遥感研究。E-mail:jqsmile@foxmail.com

通信作者:赵红莉(1973—),女,安徽蚌埠人,教授级高级工程师,主要从事水文水资源、水利信息化及水资源遥感研究。E-mail:zhaohl@iwahr.com

determination coefficient  $R^2$  (0.95), and a comprehensive error CE(1.74%) showed the better performance compared to the band ratio model and the first-order differential model, which was the optimal model for turbidity retrieval in Hulunnaoer; the range of turbidity was between 21.2 and 54.4 NTU in the eastern area of Hulunnaoer on September 17th, 2018, the distributions of turbidity in Hulunnaoer showed an increasing trend from north to south, the turbidity in the center was relatively low, while the turbidity in the southern area was relatively high due to the exists of algae. This study quantitatively retrieved turbidity, which can provide a reference for remote sensing of water quality based on aerial hyperspectral remote sensing images in the future.

**Key words:** airborne hyperspectral; Hulunnaoer; turbidity; PLS; remote sensing

水环境与人类的生存发展息息相关,随着社会和经济的发展,水环境遭到破坏,影响到人类和经济社会的可持续发展,对水环境进行水质监测显得尤为为重要。水质遥感监测能够快速实现区域水环境的动态监测,可以为管理部门在水资源评估中提供水环境动态变化情况。但季节、天气等因素的影响使得内陆湖泊水体光谱特征复杂,导致利用遥感技术对湖泊水质进行监测具有一定的难度。近年来,随着卫星传感器的飞速发展,高光谱遥感数据逐渐被应用于各种复杂的内陆水体监测与评价中,相比于多光谱数据,高光谱数据可以更加精确地寻找特征波段。航空高光谱数据作为高光谱数据的一种重要来源,分辨率更高,受天气条件影响较小,调查周期更短,其纳米级的光谱分辨率能够充分反映内陆水体光谱的微小变化,近距离地观测水体,可以在一定程度上减少大气吸收和散射的影响,提高水质参数的反演精度,而较短的调查周期则有利于实现水体大规模动态监测<sup>[1-2]</sup>。因此,利用航空高光谱数据进行内陆湖泊水质参数反演具有一定优势。

目前常用的水质参数反演方法主要包括经验法、半经验/半分析法和分析法等。经验法算法比较成熟,过程简单,在水质遥感监测中应用最为广泛<sup>[3-5]</sup>,但由于缺乏物理依据,模型精度不够稳定。Shi 等<sup>[6]</sup>利用太湖 2003—2013 年的 MODIS 数据,用 545 nm 处的遥感反射率构建了总悬浮物质量浓度经验反演模型,分析了太湖总悬浮物质量浓度的时空变化;冯奇等<sup>[7]</sup>采用经验模型中的多元逐步回归分析方法,利用 Landsat-8 OLI 数据的第 1、3、5 波段组合建立模型,对汉江下游水体浊度进行反演。半经验/半分析法有一定的物理依据,在悬浮物质量浓度、叶绿素 a、黄色物质等多种水质参数反演中具有极高的精度<sup>[8-10]</sup>,但模型尚不具备普适性。彭保发等<sup>[11]</sup>利用 GF-1 号影像对洞庭湖 2014—2016 年叶绿素 a 质量浓度、悬浮物质量浓度和透明度进行

反演,并分析了 3 种水质参数的空间变化规律;林剑远等<sup>[12]</sup>利用航空和实测高光谱遥感数据,运用波段比值模型对嘉兴市城市河网的  $\text{COD}_{\text{Cr}}$ 、 $\text{BOD}_5$ 、TP 和 TN 进行了反演。分析法具有较强的物理机理,普适性较好,但建模难度较大。黄昌春等<sup>[13]</sup>根据辐射传输模型和神经网络优化算法,建立了太湖、巢湖、滇池和三峡水库悬浮物和叶绿素质量浓度反演模型。总体来说,考虑实验条件、模型精度等方面的因素,水质遥感反演建模采用半经验/半分析方法的居多。

本文利用“碳循环、水循环和能量平衡遥感综合试验”产生的航空高光谱遥感数据<sup>[14]</sup>和同步水质采样数据,分别构建囡囡淖尔浊度波段比值、一阶微分和偏最小二乘反演模型,评价 3 种模型精度,选取精度最高的模型对囡囡淖尔的浊度进行反演,验证 Headwall 高光谱数据进行水质反演的可用性。本研究可为今后基于航空高光谱遥感数据的水质反演研究提供参考。

## 1 数据获取

研究数据来自闪电河流域水循环和能量平衡遥感综合试验,其中水质遥感试验于 2018 年 9 月 13 日—9 月 27 日在河北省张家口市沽源县囡囡淖尔(天鹅湖)开展。试验包括飞行试验和地面试验两部分。飞行试验中飞机搭载 Headwall 高光谱成像仪(由 Headwall Micro-HyperSpec 光谱仪、APX-15 POS 模块和采集存储模块组成),共计 5 个有效架次获取航空高光谱数据,其中囡囡淖尔水体航空高光谱获取时间为 2018 年 9 月 17 日、19 日和 24 日,考虑到地面试验的同步性,选择 17 日的航空高光谱数据作为本文的研究数据。Headwall 航空高光谱遥感数据的光谱范围为 380~1 020 nm,波段数为 346 个,光谱分辨率为 5 nm,空间分辨率为 2.8 m,数据采集航高为 3 000 m,幅宽 2 800 m。

地面同步试验时间为2018年9月16日—9月17日,在囫囵淖尔均匀布设18个采样点,见图1。对水面的反射光谱测量使用的是SVC公司的HR-1024地物光谱仪(波段范围为345~2509 nm),同时在船上对水下50 cm处的表层水进行取样,利用美国哈希HACH浊度仪1900C对浊度进行现场测定,数值介于28.47~35.50 NTU,各采样点的浊度见图2,浊度最高值出现在17号点,为35.5 NTU,靠近南岸的位置,最低值出现在偏中心区域的9号点,为28.4 NTU,所有采样点平均值为31.16 NTU。采样期间天气为阴天,气温21℃/10℃,风力1~2级,水面平静,靠近南岸的17、18号采样点附近水面藻类较多,湖心水域基本没有藻类,而靠近东岸的7、11号采样点周边水域藻类较少。将航空高光谱遥感数据预处理后,提取出各采样点的光谱反射率,剔除异常值,最终选取17个样点,随机挑选12个样点用于建模,剩下5个样点用于验证模型的反演精度。

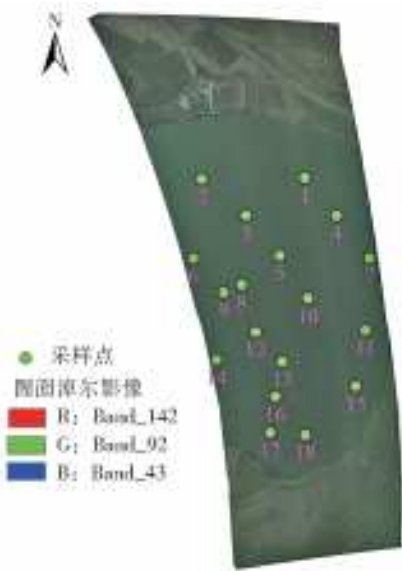


图1 采样点分布

Fig. 1 Distribution of sampling sites

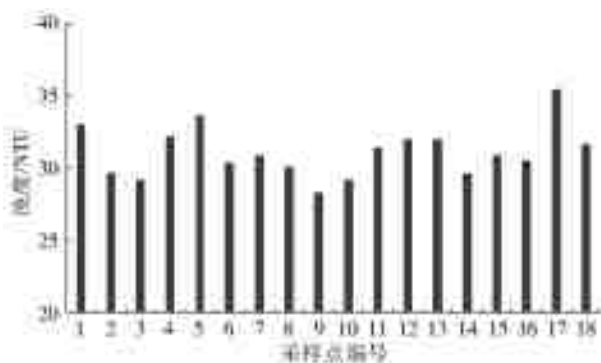


图2 各采样点处浊度

Fig. 2 Turbidity in 18 sampling points

## 2 建模与分析

### 2.1 光谱特征分析

囫囵淖尔水体航空高光谱曲线见图3(a)和图3(b),图3(c)为地面实测高光谱反射曲线。由图3可以看出,航空高光谱遥感影像各采样点的光谱反射率与相同波段内地面实测高光谱反射率的波谱特征呈现出一致性,总体表现出内陆水体的典型特征:在400~500 nm范围内,属于蓝紫色光,是叶绿素的吸收带,导致水体反射率较低;510~600 nm的反射峰是由于叶绿素、胡萝卜素的弱吸收和悬浮物的散射作用导致的<sup>[15]</sup>,该反射峰值与色素组成有关,水体叶绿素质量浓度越高,该反射峰值也越高,可以作为叶绿素定量标志<sup>[16]</sup>;670 nm附近出现反射谷,可能是叶绿素a的又一个吸收峰,水体藻类叶绿素对红光进行了充分的吸收,导致该处出现谷值<sup>[17]</sup>;700 nm附近再次出现了显著的反射峰,这种带状光谱中的峰值通常被称为荧光峰,是含藻类水体最鲜明的光谱特征,其存在是判断水体中是否存在藻类叶绿素的重要依据<sup>[18]</sup>。反射峰所处波段的范围及其峰值的大小可以作为估测叶绿素a质量浓度的参考<sup>[19]</sup>;大于710 nm的波段范围内,由于纯水的吸收系数迅速增大,光谱的反射率迅速降低。

### 2.2 波段比值模型

不同时间不同位置的水体表面光滑度存在一定的差异,用波段比值能够部分消除水表面光滑度、周围环境等背景噪声的干扰<sup>[20]</sup>,同时也可以减少其他水体污染物的干扰<sup>[21]</sup>。选择380~1020 nm范围内的波段反射率进行两两比值,然后和浊度进行相关性分析,得到各波段比值与浊度的相关系数,见图4。分析可得浊度和 $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$ 相关性最好,相关系数为0.91,利用 $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$ 和实测浊度分别构建线性模型、指数模型和一元二次模型(表1),散点图见图5。

### 2.3 一阶微分模型

光谱微分技术是处理高光谱遥感数据的一种重要方法,基于反射光谱计算不同阶数的微分差以迅速确定光谱弯曲点及最大最小反射率的波长位置<sup>[22-23]</sup>,对光谱进行一阶微分处理可以去除部分线性或接近线性的背景噪声对光谱的影响<sup>[24]</sup>。由于高光谱仪采集的是离散型数据,所以光谱数据的一阶微分可使用式(1)进行近似计算<sup>[25]</sup>

$$R'(\lambda_i) = \frac{R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_{i-1})}{\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}} \quad (1)$$

式中: $\lambda_{i+1}$ 、 $\lambda_i$ 、 $\lambda_{i-1}$ 为相邻波长; $R(\lambda_{i+1})$ 和 $R(\lambda_{i-1})$ 分

别为  $\lambda_{i+1}$  和  $\lambda_{i-1}$  处的反射率;  $R'(\lambda_i)$  为  $\lambda_i$  处的一阶微分反射光谱。

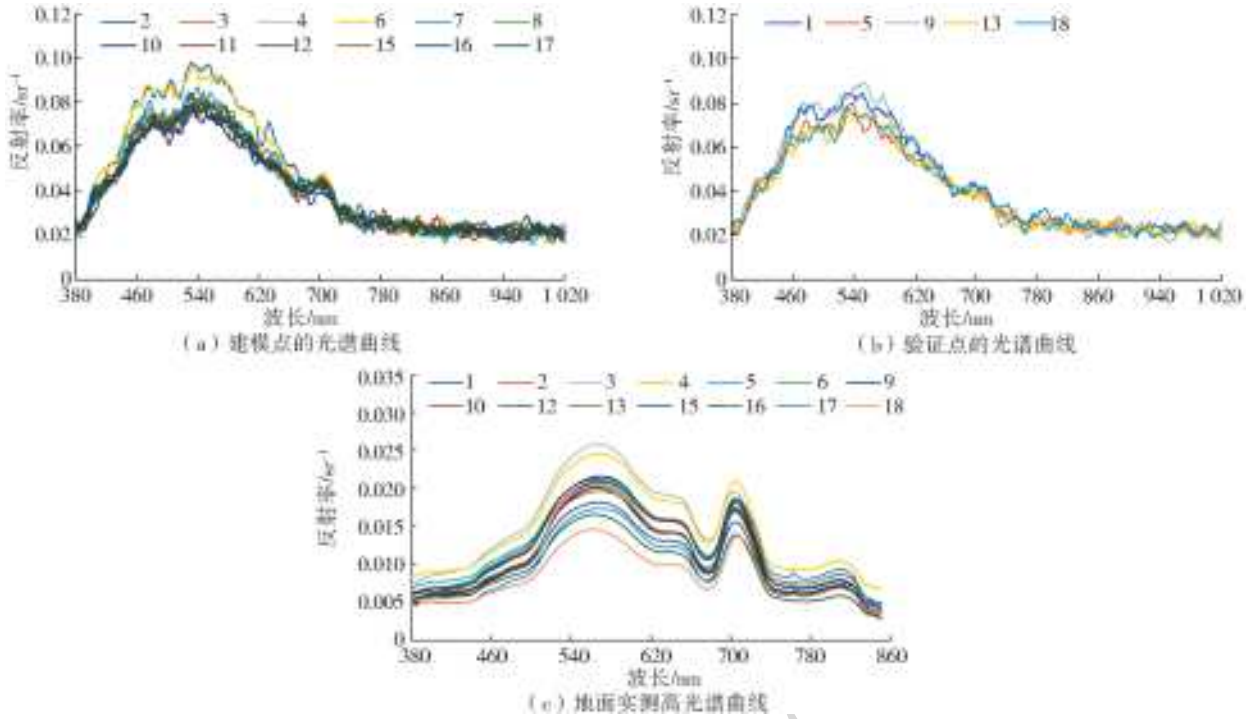


图 3 采样点水体光谱曲线

Fig. 3 Spectral reflectance curves of water in sampling sites

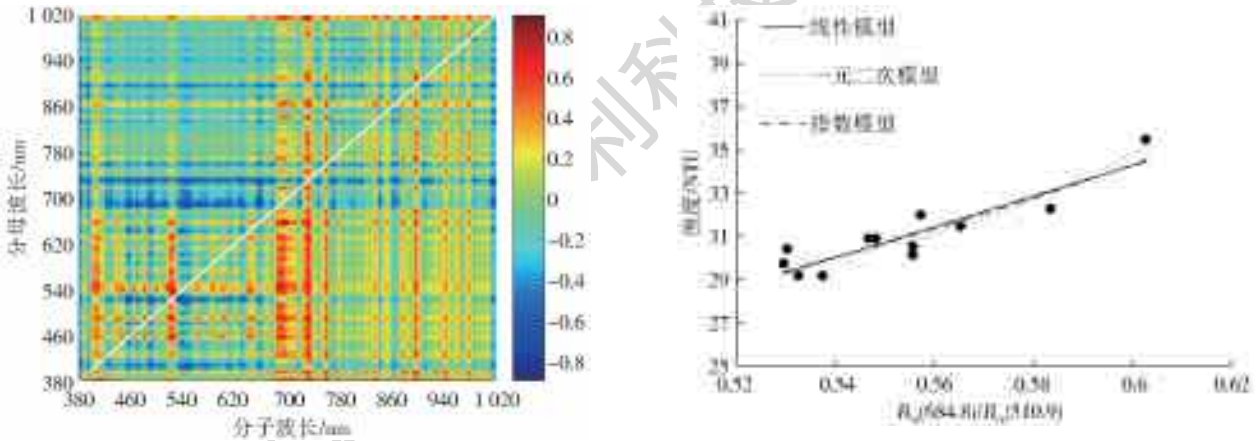


图 4 各波段比值与浊度的相关系数分布

Fig. 4 Relationship between ratios of different band spectral reflectance and turbidity

表 1  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  模型分析

Tab. 1  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  model analysis

模型类型	公式	$R^2$
线性	$y=70.42x-7.9502$	0.82
一元二次	$y=698.52x^2-716.62x+213.36$	0.87
指数	$y=9.1937\exp^{2.1952x}$	0.83

注:  $x$  表示  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  波段反射率比值;  $y$  表示浊度。

由式(1)计算囿囿淖尔水体的一阶微分光谱值, 见图 6, 然后计算各波段一阶微分值和浊度之间的相关系数, 由图 7 可知, 762.5 nm 处呈现最大负相关, 相关系数为 0.77, 选择 762.5 nm 处的一阶微分值和浊度进行建模, 结果见表 2, 散点图见图 8。

图 5  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  反演模型

Fig. 5  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  retrieval model

## 2.4 偏最小二乘模型

偏最小二乘法 (partial least-squares regression, PLS) 是一种多元线性回归建模方法, 在建模的过程中集合了主成分分析、线性回归分析和典型相关分析<sup>[26]</sup>, 其基本原理如下: 假定有  $p$  个自变量  $x_1, x_2, \dots, x_p$  和  $q$  个因变量  $\{y_1, y_2, \dots, y_q\}$ , 样本数为  $n$ , 由此构成自变量和因变量矩阵  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}_{n \times p}$  和  $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_q\}_{n \times q}$ , 将  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  做标准化处理, 得到标准化后的自变量矩阵  $\mathbf{E}_0 = \{E_{01}, E_{02}, \dots, E_{0p}\}_{n \times p}$  和  $\mathbf{F}_0 = \{F_{01}, F_{02}, \dots, F_{0q}\}_{n \times q}$  因变量矩阵。标准化处理方便公式表达并且减少运算误差。分别提取  $\mathbf{E}_0$  和  $\mathbf{F}_0$  的第 1 个主成分  $t_1$  和  $u_1$ ,  $t_1$  为自变量矩阵  $\mathbf{X}$  的线性组合,  $u_1$  是因变量矩阵  $\mathbf{Y}$  的线性

组合,要求  $t_2$  和  $u_1$  尽可能多地提取所在变量矩阵的变异信息,同时  $t_1$  和  $u_1$  的相关程度要达到最大,且  $t_1$  对  $u_1$  有很大的解释能力。分别建立  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  对  $t_1$  的回归方程,如果回归方程达到既定的精度,那么算法结束,否则利用去除主成分信息的残

差矩阵  $\mathbf{E}_1$  和  $\mathbf{F}_1$  取代  $\mathbf{E}_0$  和  $\mathbf{F}_0$  提取第 2 个主成分,如此反复,直达到达到满意的精度。为了避免模型过拟合,通过交叉有效性检验<sup>[27]</sup> 来确定最佳主成分的个数,最后用提取出来的最佳主成分构建偏最小二乘模型。

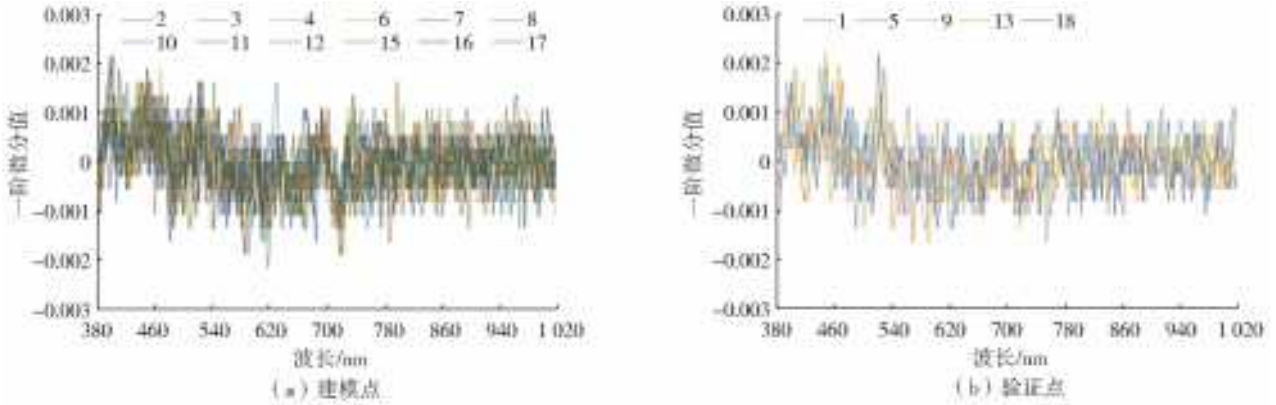


图 6 反射率一阶微分曲线

Fig. 6 First-derivative curves of reflectances

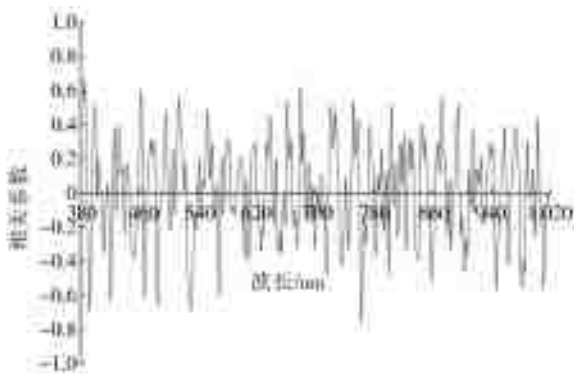


图 7 光谱一阶微分值与浊度的相关系数

Fig. 7 Correlation between first-derivative and turbidity

表 2 一阶微分模型分析

Tab. 2 First-derivative reflectance model analysis

模型类型	公式	$R^2$
线性	$y = -2.592.8x + 31.094$	0.590
一元二次	$y = 1.996.910x^2 - 197.9.15x + 30.606.7$	0.699
指数	$y = 31.05\exp(-80.618x)$	0.590

注:  $x$  表示 762.5 nm 处反射率的一阶微分值。

利用 380~1 020 nm 范围内的 346 个波段的光谱反射率作为自变量,则光谱矩阵  $\mathbf{X}$  的维数是  $12 \times 346$ ;以实测浊度作为因变量,则浊度矩阵  $\mathbf{Y}$  的维数为  $12 \times 1$ 。对  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  进行标准化处理之后构建偏最小二乘反演模型,计算所有主成分对不同波段光谱和浊度矩阵的解释能力,计算参照文献<sup>[28]</sup>。由图 9 可以看出,所有主成分对 380~720 nm 的光谱反射率的累积解释能力高于其他波段光谱,这是因为 380~720 nm 的光谱变异信息对浊度反演较为敏感。PLS 提取的最佳主成分个数为 9,最佳主成分对光谱矩阵的累积解释能力为 89.19%,对浊度矩

阵的累积解释能力为 95.34%,说明光谱中存在很大的变异信息,PLS 提取的主成分可以充分地解释浊度矩阵。PLS 模型散点图见图 10,由图 10 可以看出,PLS 模型  $R^2$  达到了 0.95,浊度反演值和实测值近 1:1 趋势线两侧,反演精度较高。

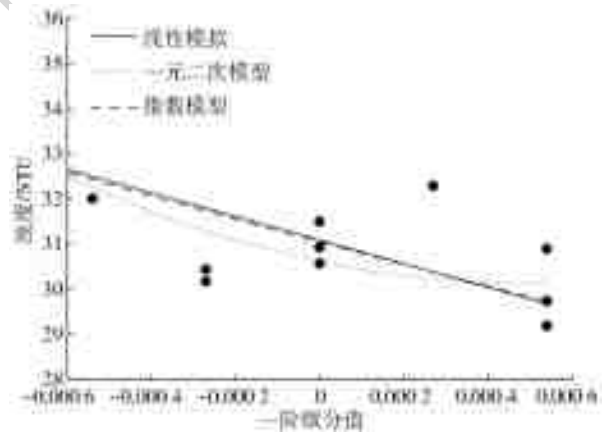


图 8 一阶微分反演模型

Fig. 8 First-derivative retrieval model

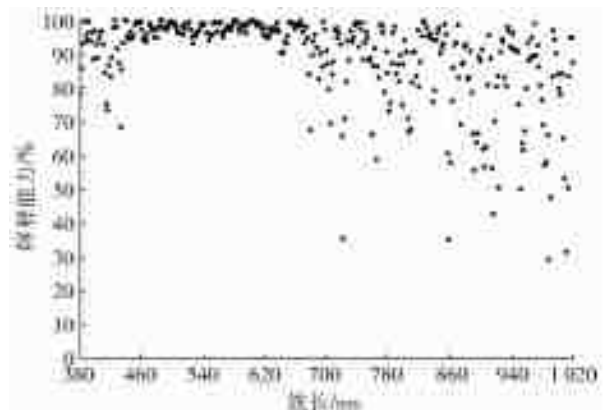


图 9 主成分对不同波段光谱的解释能力

Fig. 9 Explanation ability of principles extracted for different spectrums

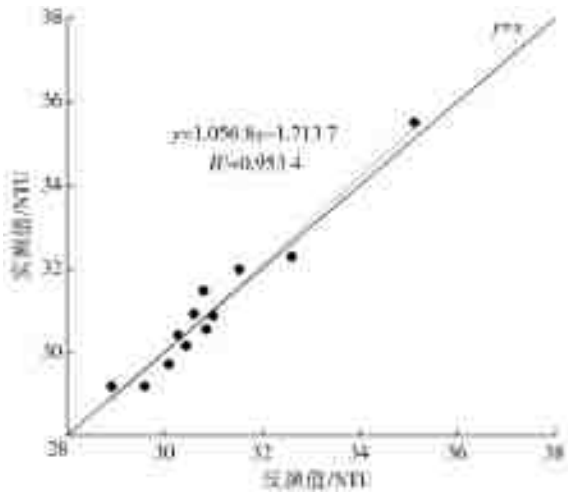


图 10 PLS 反演模型  
Fig. 10 PLS retrieval model

### 3 模型验证

利用剩余的 5 个采样点检验模型的反演精度, 用决定系数( $R^2$ )、均方根误差(root mean square error, RMSE)、相对均方根误差(relative root mean square error, rRMSE)、平均相对误差(mean relative error, MRE)和综合误差(comprehensive error, CE)作为统计量来检验模型实测值和反演值的一致性。 $R^2$  反映的是自变量与因变量之间的相关性,  $R^2$  值越接近于 1, 说明两者之间的拟合程度高, 相关性越好, 反之说明拟合不好, 相关性越差; RMSE 反映了实测值与反演值之间标准误差的大小, 与评价对象本身的数值有很大的关系, RMSE 值越小, 模型

反演精度越高, 值越大, 模型反演精度越低; rRMSE 是 RMSE 与实测值算术平均值的比值, 与评价对象本身的数值无关, 反映的是模型总体的反演精度, rRMSE 值越小, 模型反演精度越高, 越大反演精度越低<sup>[29]</sup>; MRE 值越小说明模型反演精度越高; CE 是建模误差与验证误差的平均值, CE 值越小, 说明模型整体精度越高<sup>[30]</sup>。 $R^2$ 、RMSE、rRMSE、MRE 和 CE 计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_{e,i} - x_{o,i})^2}{\sum_{i=1}^n (x_{e,i} - \bar{x}_{o,i})^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{e,i} - x_{o,i})^2}{n}} \quad (3)$$

$$rRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left( \frac{x_{e,i} - x_{o,i}}{x_{o,i}} \right)^2}{n}} \times 100\% \quad (4)$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{x_{e,i} - x_{o,i}}{x_{o,i}} \right|}{n} \times 100\% \quad (5)$$

$$CE = \frac{CE_c + CE_v}{2} = \frac{rRMSE_c + MRE_c + rRMSE_v + MRE_v}{4} \quad (6)$$

式中:  $x_{e,i}$  为第  $i$  个样点的反演值,  $x_{o,i}$  为第  $i$  个样点的实测值,  $\bar{x}_{o,i}$  为  $i$  个样点的实测值的平均值,  $n$  为样本数, 下标<sub>c</sub> 表示建模误差, <sub>v</sub> 表示验证误差。

经计算, 对不同模型以及同一模型不同拟合方式的精度进行评价, 评价结果见表 3。

表 3 模型精度评价  
Tab. 3 Accuracy evaluation of models

模型	类型	模型 $R^2$	验证 RMSE/NTU	验证 rRMSE/%	验证 MRE/%	CE/%
$R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$ 模型	线性	0.82	2.71	8.54	6.91	4.93
	一元二次	0.87	2.37	7.47	6.80	4.47
	指数	0.83	2.64	8.33	6.83	4.83
$R_{rs}'(762.5)$ 模型	线性	0.59	1.50	4.73	3.69	3.21
	一元二次	0.69	1.65	5.20	3.97	3.63
	指数	0.59	1.51	4.77	3.67	3.62
PLS 模型	线性	0.95	1.22	3.85	3.13	1.74

由表 3 可以看出如下结果:

(1) PLS 模型的决定系数最大 ( $R^2 = 0.95$ ), rRSME 为 3.85%, MRE 为 3.13%;  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  波段比值模型次之, 其决定系数均在 0.8 以上, 浊度反演 RSME 均小于 3 NTU, rRMSE 在 10% 以下, MRE 在 7% 以内;  $R_{rs}'(762.5)$  一阶微分模型决定系数最小, 建模精度最差, 均在 0.7 以下, RMSE 小于 2 NTU, rRMSE 在 6% 以内, MRE 小

于 4%。3 种模型的验证误差都在可接受范围之内, RMSE 均小于验证样本浊度的极值差 5.3 NTU。对比分析可以发现,  $R_{rs}'(762.5)$  一阶微分模型的反演精度高于  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  波段比值模型, 但  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  波段比值模型的建模精度高于  $R_{rs}'(762.5)$  一阶微分模型, PLS 模型的建模精度和验证精度均高于  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  模型和  $R_{rs}'(762.5)$  一阶微分模型。

(2)  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$ 波段比值模型中,一元二次模型的建模精度和反演精度最高( $R^2=0.86$ ,  $rRMSE=7.47\%$ ),指数模型次之( $R^2=0.83$ ,  $rRMSE=8.33\%$ ),线性模型最低( $R^2=0.82$ ,  $rRMSE=8.54\%$ )。  $R_{rs}'(762.5)$ 一阶微分模型中,建模精度最高为一元二次模型( $R^2=0.69$ ),线性模型( $R^2=0.59$ )和指数模型( $R^2=0.59$ )建模精度一致,而验证精度线性模型最高( $rRMSE=4.73\%$ ),其次是指数模型( $rRMSE=4.77\%$ ),一元二次模型最低( $rRMSE=5.2\%$ ),原因可能是在多项式回归模型中,若自变量  $x$  的值越来越大,超过一定范围,在对  $x$  作外推时造成不规则的外推,导致多项式回归函数得到较差的结果,使外推反演值出现很大的

偏差<sup>[31]</sup>,从而导致一元二次模型验证精度较差。

利用验证点浊度实测值和  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$ 波段比值模型、 $R_{rs}'(762.5)$ 一阶微分模型和 PLS 模型反演值分别进行线性拟合,结果见图 11、12 和 13,可以直观地看到 3 种模型验证样点实测值和反演值的分布以及拟合效果,实测值和反演值分布在 1:1 趋势线两侧,  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$ 波段比值模型下验证点浊度的反演值和实测值大部分偏离 1:1 趋势线较远,拟合效果最差。  $R_{rs}'(762.5)$ 一阶微分模型拟合效果优于  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$ 波段比值模型,只有少数点的反演值和实测值偏离 1:1 趋势线,而 PLS 模型的拟合效果最好,反演值和实测值均十分靠近 1:1 趋势线。

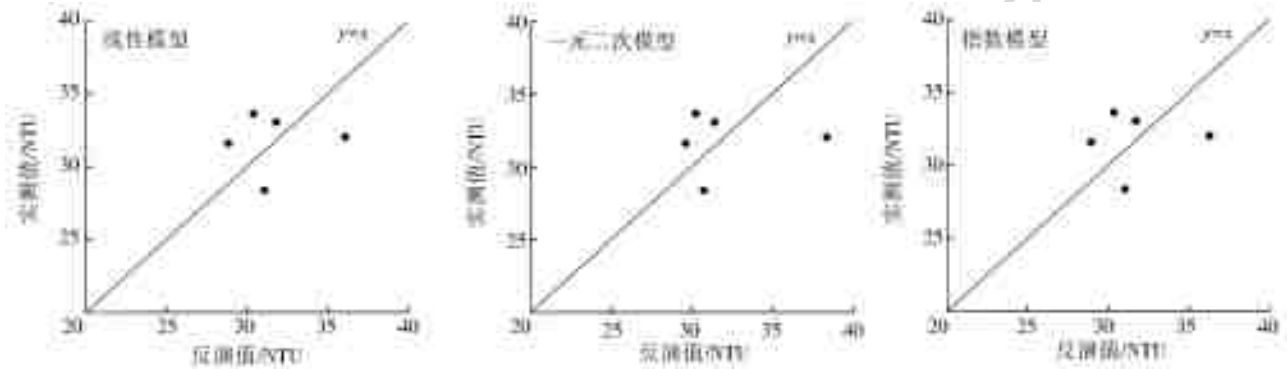


图 11  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$ 模型验证

Fig. 11  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  model verification

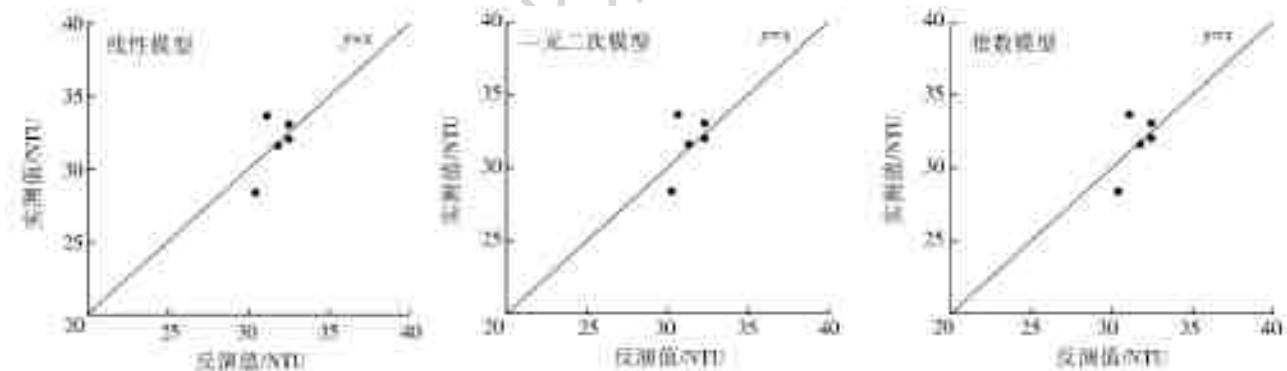


图 12  $R_{rs}'(762.5)$ 模型验证

Fig. 12  $R_{rs}'(762.5)$  model verification

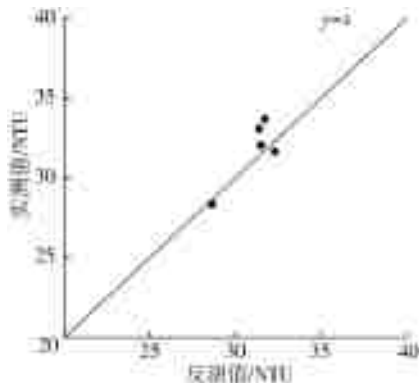


图 13 PLS 模型验证

Fig. 13 PLS model verification

#### 4 结果和讨论

根据表 3,选择综合误差最小的 PLS 模型( $CE=1.74\%$ )对浊度进行反演,利用航空高光谱遥感数据对浊度进行反演的结果见图 14,可以直观地看到囡囡淖尔整个东部区域浊度的变化情况,其最高值为 54.36 NTU,最低值为 21.19 NTU,湖中心区域的浊度较低。水体浊度整体呈现出北低南高的趋势,高值大部分位于南部水域,根据水面实验记录,这可能是南部区域水体含有大量藻类造成的。

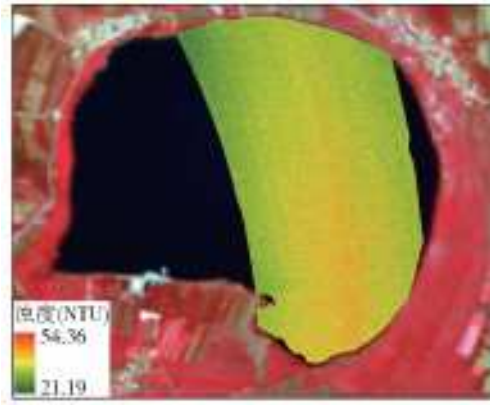


图 14 浊度分布

Fig. 14 Distribution of turbidity

天气和波浪会对水质航空遥感监测产生一定影响。试验中飞机飞行高度低于 3 000 m, 属于低空飞行, 大气对航空遥感接收水体反射辐射的影响较小, 因此对航空遥感影像进行预处理时, 没有进行大气校正。虽然飞机飞临囿囿淖尔上空时天气为阴天, 但飞机在囿囿淖尔上空飞行时间不足一分钟, 可以认为航拍期间入射光场是稳定的, 对本次水体浊度航空遥感监测研究的影响是可以接受的。试验期间风速较小, 水面整体呈风平浪静的状态, 因此本试验波浪对浊度航空遥感监测的影响可以忽略不计。

如果多云天气期间开展试验, 入射光场可能会不稳定, 影响遥感反射率的计算精度; 此外当风速较大, 水体中存在明显波浪时, 波浪会导致光的入射角难以始终满足布儒斯特角<sup>[32]</sup>, 导致测量过程中存在反射天空光的影响, 会对光谱的测量精度产生一定的影响, 因此, 在多云、风速较大的天气环境下开展航空遥感试验时, 应该尽量综合考虑天气、波浪对测量结果的影响。

## 5 结论

本文利用闪电河流域水循环和能量平衡遥感综合试验获取的囿囿淖尔 Headwall 航空高光谱影像数据和同步的水质采样数据, 在分析囿囿淖尔水体光谱反射率和浊度相关性的基础上, 采用半经验法建立了内陆水体航空高光谱浊度反演模型, 实现了浊度的反演。试验结果表明:

(1) 利用机载 Headwall 高光谱数据构建的 3 个浊度反演模型, 验证综合误差均小于 5%, 结果较理想, 机载 Headwall 高光谱成像仪能够较好地用来观测水体浊度差异;

(2)  $R_{rs}(684.8)/R_{rs}(510.9)$  波段比值模型、 $R_{rs}'(762.5)$ —一阶微分模型、PLS 模型中 PLS 模型的各

个评价指标都明显优于其他两个模型, PLS 模型充分利用了高光谱数据丰富的光谱信息, 提高了建模精度, 最适合于囿囿淖尔水体浊度的反演;

(3) 2018 年 9 月 17 日囿囿淖尔水体浊度在 60 NTU 以下, 南部水体浊度较北部偏高, 中心区域水体浊度整体较低。

本研究基于 Headwall 航空高光谱影像对囿囿淖尔水体浊度的反演取得了较好的结果, 验证了 Headwall 高光谱数据进行水质反演的可用性, 可为未来高光谱成像仪研制及利用航空高光谱遥感数据进行水质参数反演提供一些参考。

## 参考文献:

- [1] 杨煜, 李云梅, 王桥, 等. 基于环境一号卫星高光谱遥感数据的巢湖水体叶绿素 a 浓度反演[J]. 湖泊科学, 2010, 22(4): 495-503. DOI: 10. 18307/2010. 0404.
- [2] 疏小舟, 汪骏发, 沈鸣明, 等. 航空成像光谱水质遥感研究[J]. 红外与毫米波学报, 2000, 19(4): 273-276. DOI: 10. 3321/j. issn: 1001-9014. 2000. 04. 005.
- [3] KUHN C, ALINE D M V, WARD N, et al. Performance of landsat-8 and sentinel-2 surface reflectance products for river remote sensing retrievals of chlorophyll-a and turbidity[J]. Remote Sensing of Environment, 2019(224): 104-118. DOI: 10. 1016/j. rse. 2019. 01. 023.
- [4] 曹引, 冶运涛, 赵红莉, 等. 南四湖水体叶绿素 a 浓度实用化高光谱反演模型[J]. 水资源与水工程学报, 2015, 26(4): 62-68. DOI: 10. 11705/j. issn. 1672-643X. 2015. 04. 12.
- [5] 朱云芳, 朱利, 李家国. 基于 GF-1 WFV 影像和 BP 神经网络的太湖叶绿素 a 反演[J]. 环境科学学报, 2017, 37(1): 130-137. DOI: 10. 13671/j. hjkxxb. 2016. 0275.
- [6] 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. DOI: 10. 1016/j. rse. 2015. 02. 029.
- [7] 冯奇, 程学军, 沈欣, 等. 利用 Landsat 8 OLI 进行汉江下游水体浊度反演[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(5): 643-647. DOI: 10. 13203/j. whugis20141002.
- [8] GIARDINO C, BRESCIANI M, VALENTINI E, et al. Airborne hyperspectral data to assess suspended particulate matter and aquatic vegetation in a shallow and turbid lake[J]. Remote Sensing of Environment, 2015 (157): 48-57. DOI: 10. 1016/j. rse. 2014. 04. 034.
- [9] 潘邦龙, 申慧彦, 邵慧, 等. 湖泊叶绿素 a 高光谱空谱联合遥感反演[J]. 大气与环境光学学报, 2017(6): 32-38. DOI: 10. 3969/j. issn. 1673-6141. 2017. 06. 004.



- [10] 刘彦君,夏凯,冯海林,等. 基于无人机多光谱影像的小微水域水质要素反演[J]. 环境科学研究, 2019, 32(4): 1241-1249. DOI: 10. 13671/j. hjkxxb. 2018. 0362.
- [11] 彭保发,陈哲夫,李建辉,等. 基于GF-1影像的洞庭湖区水体水质遥感监测[J]. 地理研究, 2018, 37(9): 15-23. DOI: 10. 11821/dlyj201809002.
- [12] 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): 26-32. DOI: 10. 3969/j. issn. 1000-3177. 2019. 02. 004.
- [13] 黄昌春,李云梅,王桥,等. 悬浮颗粒物和叶绿素普适性生物光学反演模型[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(5): 80-85. DOI: 10. 3724/SP. J. 1010. 2013. 00462.
- [14] 方俊永,刘学,朱添翼. 碳循环、水循环和能量平衡遥感综合试验: 2018年小滦河流域机载光学观测数据集[Z]. 北京: 中国科学院空天信息研究院, 2018.
- [15] GITELSON A, GARBUZOV G, SZILAGYI F, et al. Quantitative remote sensing methods for real-time monitoring of inland waters quality[J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14(7): 1269-1295. DOI: 10. 1080/01431169308953956.
- [16] 曹引,冶运涛,张小娟,等. 南四湖水体浊度高光谱定量反演模型[J]. 南水北调与水利科技, 2015(5): 883-887. DOI: 10. 13476/j. cnki. nsbdqk. 2015. 05. 014.
- [17] 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. DOI: 10. 18307/2002. 0306.
- [18] 焦红波,查勇,李云梅,等. 基于高光谱遥感反射比的太湖水体叶绿素 a 含量估算模型[J]. 遥感学报, 2006, 10(2): 242-248. DOI: 10. 3321/j. issn: 1007-4619. 2006. 02. 014.
- [19] THIEMANN S, KAUFMANN H. Determination of chlorophyll content and trophic state of lakes using field spectrometer and IRS-1C satellite data in the Mecklenburg Lake district, Germany[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 73(2): 227-235. DOI: 10. 1016/S0034-4257(00)00097-3.
- [20] PULLIAINEN J, KALLIO K, ELOHEIMO K, et al. A semi-operative approach to lake water quality retrieval from remote sensing data[J]. Science of the Total Environment, 2001, 68(1): 79-93. DOI: 10. 1016/S0048-9697(00)00687-2.
- [21] 刘英,王珂,周斌,等. 千岛湖水体叶绿素浓度高光谱遥感监测研究初报[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学), 2003, 29(6): 621-626. DOI: 10. 3321/j. issn: 1008-9209. 2003. 06. 008.
- [22] CLOUTIS E A. Review article: hyperspectral geological remote sensing; evaluation of analytical techniques[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(12): 2215-2242. DOI: 10. 1080/01431169608948770.
- [23] 徐京萍,张柏,蔺钰,等. 结合高光谱数据反演吉林石头口门水库悬浮物含量和透明度[J]. 湖泊科学, 2007, 19(3): 269-274. DOI: 10. 18307/2007. 0307.
- [24] 浦瑞良,宫鹏. 2000. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000.
- [25] 巩彩兰,尹球,匡定波. 黄浦江水质指标与反射光谱特征的关系分析[J]. 遥感学报, 2006, 10(6): 910-916. DOI: 10. 3321/j. issn: 1007-4619. 2006. 06. 012.
- [26] 徐京萍,张柏,宋开山,等. 用偏最小二乘法提取石头口门水库水色信息[J]. 中国科学院大学学报, 2007, 24(6): 814-849. DOI: 10. 3969/j. issn. 1002-1175. 2007. 06. 014.
- [27] ALI K A, ORTIZ J D. Multivariate approach for chlorophyll-a and suspended matter retrievals in Case II type waters using hyperspectral data[J]. Hydrological Sciences Journal, 2016, 61(1): 200-213. DOI: 10. 1080/02626667. 2014. 96424.
- [28] 葛彦鹏. 基于偏最小二乘法的火电机组关键参数预测模型研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2013.
- [29] 高开秀,高雯晗,明金,等. 无人机载多光谱遥感监测冬油菜氮素营养研究[J]. 中国油料作物学报, 2019, 41(2): 80-90. DOI: 10. 7505/j. issn. 1007-9084. 2019. 02. 011.
- [30] 曹引. 草型湖泊水质遥感监测技术及应用研究[D]. 上海: 东华大学, 2016.
- [31] 宁逸. 非参数局部多项式回归估计模型的研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2010.
- [32] 潘邦龙. 基于高光谱偏振信息的湖泊水质参数反演方法研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2011.