引文格式：厉芳婷,梁思,田礼乔,等. 基于神经网络的ZY-1E卫星高光谱影像叶绿素a遥感反演[J]. 地理空间信息, 2025, 23(3): 61-65. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.03.015

基于神经网络的ZY-1E卫星高光谱影像叶绿素a遥感反演
——以武汉市东湖为例

厉芳婷[1,2]，梁　思[1*]，田礼乔[2]，曹　侃[1]，龚惠玲[1]
（1. 湖北省航测遥感院，湖北 武汉 430074；2. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室，湖北 武汉 430079）

摘　要：针对常规少量叶绿素样本建模精度不高的问题，以武汉市东湖为研究区，基于2024年7月5日现场走航实测数据和同步ZY-1E卫星高光谱数据，结合东湖水体光学特性分析，将具有明显峰谷特征的576 nm、679 nm、705 nm、740 nm、808 nm等波段和相关性较强的波段与波段组合输入BP神经网络模型进行训练，构建适用于武汉市东湖的叶绿素a浓度反演模型。BP神经网络模型的 R^2 达到0.76，RMSE为3.425 8 μg/L，表明模型能有效反演东湖叶绿素a浓度。分析2024年9月24日的反演结果可知，东湖水域叶绿素a浓度呈东高西低、边缘高中心低的特点，可为后续水质监测与生态评估提供依据。

关键词：叶绿素a浓度；东湖；ZY-1E卫星；高光谱遥感反演
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）03-0061-05

Remote Sensing Retrieval of Chlorophyll-a from Hyperspectral Images of ZY-1E Satellite Based on Neural Network: A Case Study of East Lake in Wuhan City

LI Fangting[1,2], LIANG Si[1], TIAN Liqiao[2], CAO Kan[1], GONG Huiling[1]
(1. Hubei Institute of Photogrammetry and Remote Sensing, Wuhan 430074, China;
2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: We selected East Lake in Wuhan City as the study area to address the problem of low modeling accuracy with conventional a little chlorophyll samples. Based on in-situ measurements collected during a field survey on July 5, 2024, synchronized hyperspectral data of ZY-1E satellite, and the optical characteristic analysis of East Lake, we inputted the bands with obvious peaks and valleys at 576 nm, 679 nm, 705 nm, 740 nm and 808 nm, as well as bands and combinations of bands with strong correlation into the BP neural network model for training, and obtained a chlorophyll-a concentration retrieval model suitable for East Lake. The BP neural network model demonstrated good fitting performance, with R^2 of 0.76 and RMSE of 3.425 8 μg/L, indicating that the model can effectively retrieval chlorophyll-a concentration. The retrieval result on September 24, 2024 indicates that the chlorophyll-a concentration shows a pattern of being higher in the east and lower in the west, with higher levels at the edges and lower levels in the center, which can provide an important basis for subsequent water quality monitoring and ecological assessment.

Key words: chlorophyll-a concentration, East Lake, ZY-1E satellite, hyperspectral remote sensing retrieval

叶绿素a是衡量水体富营养化程度的一个重要指标，也是水质监测和水色遥感反演的主要参数之一[1-2]。目前，内陆水体叶绿素a浓度的反演研究通常以多光谱影像为基础展开，但受限于光谱分辨率，无法准确识别不同光学特性下水体的敏感特征[3]，结果稳定性较差，尤其是在高度浑浊或富营养化的内陆水体中精度较低[4-5]。可见短波红外高光谱相机（AHSI）的光谱分辨率高、谱段数多、精度高、信息量大，可充分捕捉目标地物光谱细节特征，有利于获取内陆水体水质参数的细微变化，在内陆水体水色遥感研究中潜力巨大[6-7]；但ZY-1E卫星AHSI数据在水质监测中的应用仍处于发展阶段。基于高光谱数据的内陆水体叶绿素浓度反演以半经验和经验算法为主[7-10]；但这些算法通常仅利用少数几个特定敏感波段或波段经验组合，无法充分挖掘高光谱数据的丰富信息，导致模型泛化能力和精度受到限制。机器学习算法在内陆水域水质参数遥感反演方面具有优势[11-13]，可在一定程度上消除水色要素之间的相互干扰，更好地模拟水体成分和水体光学性质之间的复杂非线性关系，但其在基于高光谱的叶绿素a浓度反演中的应用存在两个难

项目来源：部省合作试点资助项目（2023ZRBSHZ025）。
第一作者简介：厉芳婷（1985—），高级工程师，主要研究方向为遥感影像数据处理技术和应用，E-mail：625932085@qq.com。
通信作者：梁思（1985—），硕士研究生，工程师，从事遥感影像数据处理和应用工作，E-mail：442493532@qq.com。

点：①需要对大量数据进行训练以获得性能更优的模型；②高光谱数据的高维特征使得特征选择过程更加复杂，若不能有效选择敏感波段、排除冗余和噪声波段，就会增加模型训练的复杂性，降低反演精度[14]。目前基于ZY-1E高光谱数据，利用机器学习算法反演叶绿素a浓度的研究较少。因此，本文基于ZY-1E高光谱数据和现场同步走航实测数据，利用BP神经网络对武汉市东湖进行星地联合叶绿素a浓度反演的机器学习算法模型构建和反演精度评价。

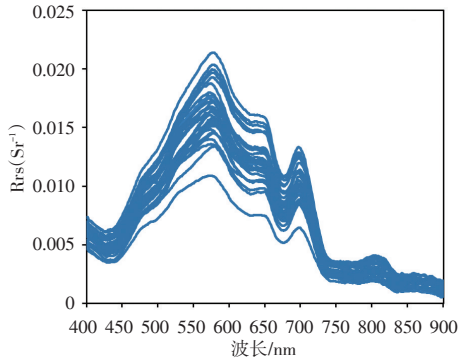
1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

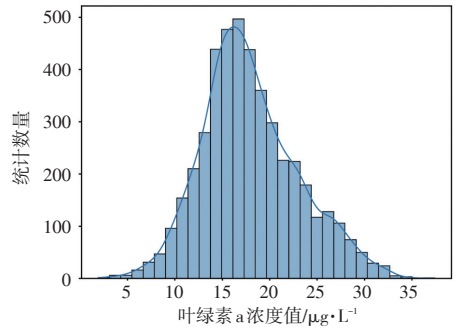
东湖，又称裹脚湖，位于湖北省武汉市，平面轮廓呈等边三角形，顶端向北、底边东南，跨越武昌区、洪山区、青山区，部分区域由东湖新技术开发区托管；水系流域面积为190 km^2，长度为11.3 km，最大宽度约为10.3 km，岸线总长为121.7 km；多年平均水深为2.61 m，最大水深为4.8 m，湖容积约为8 535万 m^3；平均水位为19.55 m，历史最高水位为20.06 m，最低水位为19.05 m，湖面面积为33.9 km^2。东湖在工农业生产、日常生活、水产养殖、旅游等方面发挥着重要作用。随着东湖景区的不断开发、区域社会经济的急剧增长、周边城市建设规模的不断扩大，东湖风景区面临着由大量生活污水、餐饮业含油废水、工农业废弃物排放等导致的湖泊富营养化、水华风险加剧等水环境问题[15]。

1.2 数据来源与预处理

1）现场实测数据。影像获取时间为2024年7月5日，在卫星过境当天开展同步水面观测实验。本文采用CriuseAOP水体表观光谱智能观测系统和Cruise-BOP水体生物多参数观测系统。CriuseAOP系统包括支架、三轴自稳平台、观测仪器和甲板控制单元，其中观测仪器包括辐亮度辐射计、辐照度辐射计、电子指南针、姿态传感器、GPS天线和摄像头。CruiseBOP系统包括甲板单元、控制盒、传感器、抽水装置、除气泡装置、仪器仓、固定框架等部分，以船载走航方式实现数据采集，并结合摄像头照片去除部分异常点。水体光谱观测遵循美国国家航空航天局提供的光学观测规范[16]，系统介绍以及走航数据采集与处理流程见参考文献[17]。本文最终获取65个点位水体光谱和4 241个点位叶绿素a浓度数据。武汉市东湖采样点实测光谱见图1a，由于水体叶绿素a和有色可溶性有机物等在蓝紫波段的强吸收作用，400~500 nm波段的光反射率较低；在550~580 nm波段吸收减弱，加上细胞的散射作用，形成显著反射峰；由于叶绿素a对波长约为675 nm的光具有强吸收，在红光波段形成一个反射谷，而其荧光峰则出现在700~710 nm。由东湖实测叶绿素a浓度值（图1 b）可知，叶绿素a浓度样本主要集中在5~25 μg/L。本文将现场走航实测数据与当日同步ZY-1E卫星AHSI高光谱影像数据进行匹配，共得到874个有效样本点数据。



a 实测光谱



b 实测叶绿素a浓度

图1 武汉市东湖同步水面观测数据

2）ZY-1E卫星AHSI高光谱影像。ZY-1E卫星被称为5 m光学卫星，搭载2.5/10 m八波段多光谱相机和高光谱相机两个传感器。本文采用的ZY-1E卫星AHSI高光谱影像来源于中国资源卫星应用中心数据分发网站（https://data.cresda.cn/#/home），成像时间为2024年7月5日。在0.40~2.50 μm共有166个波段，其中有90个短波红外（SWIR）波段和76个可见光近红外（VNIR）波段[18]，VNIR、SWIR波段的光谱分辨率分别为10 μm、20 μm；数据空间分辨率为30 m，幅宽为60 km。AHSI数据的预处理主要包括辐射定标、大气校正和水体范围提取。本文依据辐射定标公式和给定的辐射定标系数对该影像进行辐射定标，计算公式为：

$$L = \mathrm{Gain} \times \mathrm{DN} + \mathrm{Bias} \quad (1)$$

式中，DN为卫星影像的观测数值；L为卫星载荷通道入瞳处等效辐射亮度，单位为 $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$；

Gain、Bias分别为定标系数增益和偏移量。

通过FLAASH大气校正模块对高光谱遥感影像进行校正，以940 nm为水汽反演波段，利用乡村模型和2波段方法进行气溶胶反演。东湖水域水体范围提取采用归一化差值水体指数（NDWI），选取阈值0.05进行提取。

$$\mathrm{NDWI}=\frac{\rho_{\mathrm{green}}-\rho_{\mathrm{NIR}}}{\rho_{\mathrm{green}}+\rho_{\mathrm{NIR}}} \tag{2}$$

式中，ρ_{green}为绿光波段反射率值，即AHSI数据的B20（559 nm）波段；ρ_{NIR}为近红外波段反射率值，即AHSI数据的B55（860 nm）波段。

2　研究方法

2.1　特征波段选择

高光谱数据信息丰富、维度较高，为避免发生维度灾难，从冗余的光谱波段中选取有效的特征信息是训练建模的前提。ZY-1E AHSI影像数据的VNIR波段范围为395~1 040 nm（B1~B76），SWIR波段范围为1 005~2 501 nm（B1~B90），其中VNIR波段影像的亮度更高、灰度范围更大、噪声较少，是定量遥感研究的优选波段[19]。由于实际水体的反射光谱在SWIR表现出较强的吸收，因此本文分析的光谱范围主要为395~900 nm（VNIR B1~B59）。波段比值因子可在一定程度上消除测量仪器和环境带来的噪声与误差，增强水质参数的光谱特征信息[20-21]，因此本文在395~900 nm范围分别进行波段比值计算，共获得1 770个单波段和波段组合。皮尔逊相关性分析是提取特征波段的常用方法，但由于高光谱波段冗余较多，若仅根据相关性高低进行筛选，会出现特征与特征之间相关性较高的现象，严重影响模型的训练结果，降低模型预测的可靠性。方差膨胀因子（VIF）是用来衡量特征之间共线性程度的有效指标，值越高说明特征间的相关性越高。本文在相关性分析的基础上结合VIF进行特征波段选择，设置阈值，得到一组相关性较高（$|r|>0.5$）且VIF较低的单波段和波段比值特征，分别为B24/B36、B28/B35、B16/B38、B6/B20、B10/B19、B1/B40、B29/B38、B67。

观察样本点匹配得到的光谱曲线发现，研究区域水体光谱大致符合内陆水体光谱特征。由于叶绿素a和黄色物质的强吸收作用，在395~500 nm范围内水体反射率较低，随后曲线呈上升趋势。由于叶绿素a在500~600 nm范围内是弱吸收状态，因此曲线在576 nm附近呈现出一个反射峰。由于对红光的吸收作用，曲线在679 nm处形成吸收谷，随后在705 nm附近形成反射峰，叶绿素a在此处有荧光效应，因此该反射峰也被称为荧光峰，可反映藻类叶绿素。由于吸收系数不断增大，水体反射率不断降低，在740 nm附近形成波谷，然后在808 nm附近又形成一个弱反射峰，该处反射峰是由水体中悬浮物的散射形成的[22]。结合光谱曲线特征和先验知识，本文将具有明显峰谷特征的中心波长为576 nm、679 nm、705 nm、740 nm、808 nm的B22、B34、B37、B41、B49波段，与经过筛选得到的相关性较强的单波段和波段比值共同作为特征，输入BP神经网络模型进行学习训练。

2.2　叶绿素a反演建模

BP神经网络是由Rumelhart等提出的一种单向传播的多层前馈型神经网络[23]，通常由输入层、隐含层和输出层构成。本文采用的BP神经网络的输入层节点数由特征数量决定，共有13个节点。有研究指出[24-25]，具有一个隐含层的BP神经网络可以任意精度逼近一个非线性函数。因此，本文将隐含层层数设置为1，通过反复试验确定隐含层最优神经元个数为430。为使神经网络能够学习到复杂的非线性特征，本文在隐含层后设置ReLU激活函数。本文样本数据的分布较集中，归一化方法采用Min-Max标准化方法，可保证计算结果的稳定性，从而提高模型的拟合精度[26]。在模型训练中设置早停策略，防止模型发生过拟合。Adam优化器能在训练过程中动态调整学习率，保证模型收敛稳定，显著加速收敛，且对不同神经网络结构都表现出良好的鲁棒性。因此，本文采用Adam优化器及其默认参数设置进行训练，初始学习率设置为0.001。将匹配得到的874个样本点数据，按照约3∶1∶1的比例分为训练集、验证集和测试集，在验证集上评估模型性能并调整超参数，最后在测试集上进行模型普适性测试。

2.3　评价指标

本文采用决定系数R^2、均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）3个指标对模型性能进行评估。

$$R^2=1-\frac{\sum_i(\hat{y}_i-y_i)^2}{\sum_i(\bar{y}_i-y_i)^2} \tag{3}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\hat{y}_i-y_i\right| \tag{4}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{5}$$

式中，y_i、$\bar{y}_i$为实测叶绿素a浓度及其均值；$\hat{y}_i$为预

测叶绿素a浓度；n为实测叶绿素a浓度样本数量。

3 研究结果与分析

3.1 叶绿素a反演模型精度评价

由图2可知，BP神经网络模型在测试集上的拟合效果较好，大部分点紧密分布在1∶1趋势线周围。从整体上看，测试集的R^2达到0.76，RMSE为3.425 8 μg/L，体现较好的预测能力（表1）。在高值区域出现了一定程度的低估，这可能是由于训练数据集中高值样本较少，导致神经网络对这部分数据的学习效果不佳。同时，一些高浓度叶绿素a水体样本本身相对浑浊，存在高浓度悬浮泥沙等多种干扰组分，模型还有进一步提高的空间。

表1 BP神经网络训练集、验证集和测试集精度

集合类型	R^2	RMSE/μg·L^{-1}	MAE/μg·L^{-1}
训练集	0.79	2.778 6	2.093 2
验证集	0.77	3.051 8	2.283 1
测试集	0.76	3.425 8	2.580 9

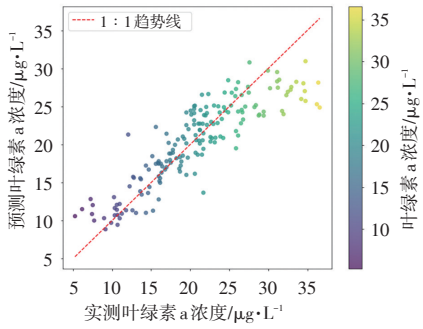
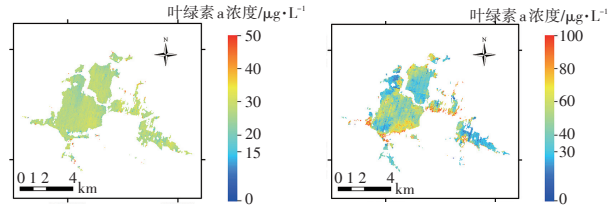


图2 BP神经网络测试集结果

3.2 东湖叶绿素a反演与分析

基于AHSI数据得到的东湖叶绿素a浓度反演结果见图3，可以看出，2024年7月5日的平均叶绿素a浓度为26.55 μg/L，与实测情况大致相符；2024年9月24日的平均叶绿素a浓度为45.34 μg/L，比7月5日显著升高，推测与7—9月武汉市持续高温少雨导致的藻类大量繁殖有关。综合两期反演结果发现，东湖水域叶绿素a浓度呈现出东高西低、边缘高中心低的特点。该特点与湖岸的污染源关系密切，东湖周围分布有较密集的商业区、村庄和工厂，其生活、农业和工业污水的排入会增加湖泊的营养物质浓度[27]，从而导致叶绿素a浓度偏高。东湖东部的团湖等水域的叶绿素a浓度比西部的郭郑湖、汤菱湖高，叶绿素a浓度高值主要分布于团湖沿岸，这可能是由于团湖周围有许多村庄、工厂和分散的渔场，其排入的污水导致局部区域叶绿素a浓度较高，且团湖与东湖的主湖体（郭郑湖、汤菱湖等）隔离，水体交换能力较弱，污水净化速度慢；而郭郑湖和汤菱湖面积较大，具有较强的自净能力[28]。



a 2024年7月5日 b 2024年9月24日

图3 ZY-1E卫星AHSI高光谱影像反演的东湖叶绿素分布图

4 结 论

本文充分利用ZY-1E卫星AHSI数据，结合BP神经网络模型对武汉市东湖的叶绿素a浓度进行反演，主要结论包括：①结合东湖水体光学特性，将具有明显峰谷特征的576 nm、679 nm、705 nm、740 nm、808 nm波段和相关性较强的波段与波段组合输入BP神经网络模型进行训练，该波段组合符合经验的最佳叶绿素a浓度反演的光谱范围，表明模型具有一定的物理意义；②BP神经网络模型的R^2达到0.76，RMSE为3.425 8 μg/L，显示出较好的预测能力，可为武汉东湖叶绿素a浓度监测提供参考；③夏、秋季东湖水域叶绿素a浓度呈现出东高西低、边缘高中心低的特点，这可能与水体动力学因素和营养物质的分布有关，可为后续水质监测与生态评估提供依据；④研究结果证明了ZY-1E卫星高光谱数据在反演内陆浑浊水体叶绿素a浓度方面的可行性，未来可适当增加长时序更高动态范围的数据样本进一步优化模型，收集更多的卫星遥感数据开展反演研究与动态监测实践。

参考文献

[1] Gitelson A A, Schalles J F, Hladik C M. Remote Chlorophyll-a Retrieval in Turbid, Productive Estuaries: Chesapeake Bay Case Study[J]. Remote Sensing of Environment,2007,109(4):464-472

[2] 王婷,刘良云,李存军,等. 基于实测光谱估测密云水库水体叶绿素a浓度[J]. 地理空间信息,2007,5(4):64-66

[3] Niu C, Tan K, Wang X, et al. A Semi-analytical Approach for Estimating Inland Water Inherent Optical Properties and Chlorophyll a Using Airborne Hyperspectral Imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2024,128(4):103 774

[4] Gholizadeh H M, Melesse M A, Reddi L. A Comprehen-

sive Review on Water Quality Parameters Estimation Using Remote Sensing Techniques[J]. Sensors, 2016, 16(8): 1 298

[5] 付宇,韦玉春,王国祥. 水质参数的遥感反演和遥感监测[J]. 环境监控与预警,2010,2(6):27-30

[6] 李盛阳,刘志文,刘康,等. 航天高光谱遥感应用研究进展(特邀)[J]. 红外与激光工程, 2019,48(3):9-23

[7] 刘瑶,李俊生,肖晨超,等. 资源一号02D高光谱影像内陆水体叶绿素a浓度反演[J]. 遥感学报,2022,26(1):168-178

[8] Li H T, Xie X T, Yang X K, et al. An Integrated Model of Summer and Winter for Chlorophyll-a Retrieval in the Pearl River Estuary Based on Hyperspectral Data[J]. Remote Sensing,2022,14(9):2 270

[9] Lu L, Gong Z N, Liang Y N, et al. Retrieval of Chlorophyll-a Concentrations of Class II Water Bodies of Inland Lakes and Reservoirs Based on ZY1-02D Satellite Hyperspectral Data[J]. Remote Sensing,2022,14(8):1 842

[10] 姚华鑫,肖潇,陈品祥,等. 新一代国产高光谱ZY1-02E卫星在内陆水体水质参数反演中的应用[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版),2024,45(1):11-20

[11] Guo H W, Huang J, Chen B W, et al. A Machine Learning-based Strategy for Estimating Non-optically Active Water Quality Parameters Using Sentinel-2 Imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021,42(5):1 841-1 866

[12] Guo H W, Tian S, Huang J H, et al. Performance of Deep Learning in Mapping Water Quality of Lake Simcoe with Long-term Landsat Archive[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2022,183:451-469

[13] Zhang Y S, Wu L, Deng L C, et al. Retrieval of Water Quality Parameters from Hyperspectral Images Using a Hybrid Feedback Deep Factorization Machine Model[J]. Water Research,2021,204:117 618

[14] 王梦迪,何莉,刘潜,等. 基于小麦冠层无人机高光谱影像的农田土壤含水率估算[J]. 农业工程学报, 2023, 39(6): 120-129

[15] Ding L, Chen K, Cheng S, et al. Water Ecological Carrying Capacity of Urban Lakes in the Context of Rapid Urbanization: A Case Study of East Lake in Wuhan[J]. Physics and Chemistry of the Earth,2015(89/90):104-113

[16] Mitchell B G, Kahru M, Wieland J, et al. Ocean Optics Protocols for Satellite Ocean Color Sensor Validation[J]. Radiometric Measurements and Data Analysis Protocols, 2003,III:458-461

[17] Yan T, Lian F, Dan Z, et al. Remote Sensing of Chlorophyll-a Concentrations in Coastal Oceans of the Greater Bay Area in China:Algorithm Development and Long-term Changes[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2022,112:369-374

[18] 李尧,罗建松,田超. 基于ZY-1E高光谱遥感影像的汉麻提取研究[J]. 测绘与空间地理信息,2021,44(增刊1):75-77

[19] 孙培宇,柯樱海,钟若飞,等. 资源一号02D可见近红外和高光谱影像辐射质量评价[J]. 遥感技术与应用,2022, 37(4):938-952

[20] 林剑远,张长兴. 航空高光谱遥感反演城市河网水质参数[J]. 遥感信息,2019,34(2):23-29

[21] 吕航,马蔚纯,周立国,等. 淀山湖微量水质参数卫星高光谱遥感估算[J]. 复旦学报(自然科学版),2013,52(2):238-246

[22] 李明. 基于资源一号02D高光谱数据在闽江流域福州段叶绿素a反演的研究[J]. 福建地质,2024,43(1):56-64

[23] 袁曾任. 人工神经元网络及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,1999

[24] 沈花玉,王兆霞,高成耀,等. BP神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报,2008,24(5):13-15

[25] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海:复旦大学出版社,1993

[26] 孔雨祥. 基于珠海一号高光谱遥感数据的叶绿素a浓度反演研究[D]. 上海:上海海洋大学,2023

[27] Zeng H Y, Ren K, Yang M J, et al. Effects of Land Use, Meteorology, and Hydrology on Nutrients, Biochemical Indexes, and Heavy Metals in Qingjiang River Basin, China[J]. Journal of Cleaner Production,2022,370:326-330

[28] Yang X, Jiang Y, Deng X, et al. Temporal and Spatial Variations of Chlorophyll-a Concentration and Eutrophication Assessment (1987—2018) of Donghu Lake in Wuhan Using Landsat Images[J]. Water,2020,12(8):2 192

(上接第60页)

力线点云提取与重建[J]. 激光技术,2021,45(5):554-560

[11] 谭弘武,王敬茹,刘武能,等. 机载LiDAR高压线塔点云自动化提取[J]. 遥感信息,2021,36(4):7-11

[12] Zhao L, Wang X P, Dai D D, et al. Automatic Extraction Algorithm of Power Line in Complex Background[J]. High Voltage Engineering,2019,45(1):218-227

[13] 李振,邵达扬,黄亮. 一种基于无人机LiDAR点云的山区输电线提取算法[J]. 扬州大学学报(自然科学版),2020,23(5):34-38

[14] 李德友,李彩林,李祥珅,等. 激光雷达点云电力线自动提取算法[J]. 测绘通报,2021(6):33-38

[15] Wang G, Wang Q, Liu S T, et al. Method of Building Extraction from UAV Oblique Photography Point Cloud Based on Cloth Simulation[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(10):97-100