

李鑫川, 王冬梅, 石一凡, 等. 基于 Sentinel-2 影像的天岗湖水域岸线动态监测研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(10): 124-134. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.10.010

LI Xinchuan, WANG Dongmei, SHI Yifan, et al. Research on dynamic monitoring Tiangang Lake shorelines based on Sentinel-2 images [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(10): 124-134. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.10.010

基于 Sentinel-2 影像的天岗湖水域岸线动态监测研究

李鑫川¹, 王冬梅², 石一凡², 鲍艳松³, 周琦云¹, 孙倩¹, 朱瑜馨¹

(1. 淮阴师范学院 地理科学与规划学院, 江苏 淮安 223300; 2. 江苏省水利科学研究院, 江苏 南京 210017; 3. 南京信息工程大学 大气物理学院, 江苏 南京 210044)

摘要:【目的】准确监测河湖水域岸线的主要目标及其变化对河湖岸线管控至关重要, 探索利用高时空遥感数据实现河湖水域岸线动态监测具有重要意义。【方法】以天岗湖为研究区, 选取了不同时期的 Sentinel-2 影像, 提出了分类后变化监测方法实现对天岗湖水域岸线动态变化监测。首先评估最大似然法、随机森林法和面向对象法的土地利用分类精度, 然后计算土地利用变化图谱分析天岗湖水域岸线动态变化, 最后对比光伏的识别精度及其时空变化。【结果】选取的三种土地利用分类方法中, 面向对象的分类精度最佳, 平均总体分类精度和 $Kappa$ 系数为 92.8% 和 0.91, 其次为随机森林法和最大似然法。2019—2023 年天岗湖江苏段的水域岸线范围内的光伏面积迅速增加, 水体转入光伏的土地利用变化率最大。面向对象法对光伏识别的精度最佳, 交并比 IoU 均值为 91.4%, 利用 Sentinel-2 影像可以准确监测不同时期光伏的动态变化。【结论】利用面向对象分类方法可以准确识别和监测水域岸线主要目标及其时空变化, 可为河湖动态监管提供参考。

关键词: Sentinel-2; 面向对象分类方法; 河湖监测; 光伏; 分类后变化监测

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.10.010

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: TV213.4; P237

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2025)10-0124-11



Research on dynamic monitoring Tiangang Lake shorelines based on Sentinel-2 images

LI Xinchuan¹, WANG Dongmei², SHI Yifan², BAO Yansong³, ZHOU Qiyun¹, SUN Qian¹, ZHU Yuxin¹

(1. School of Geographic Science and Planning, Huaiyin Normal University, Huai'an 223300, Jiangsu, China; 2. Jiangsu Hydraulic Research Institute, Nanjing 210017, Jiangsu, China; 3. School of Atmospheric Physics, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, Jiangsu, China)

Abstract: [Objective] Accurately monitoring the main objective and changes of river and lake shorelines is crucial for river and lake shorelines management. Exploring the use of high spatiotemporal remote sensing data to achieve dynamic monitoring of river and lake shorelines is of great significance. [Methods] Sentinel-2 images from different periods of Tiangang Lake were selected. The post classification change detection method was proposed to monitor the dynamic changes of Tiangang lake shorelines.

收稿日期: 2025-01-27; 修回日期: 2025-06-05; 录用日期: 2025-06-05; 网络出版日期: 2025-08-19

基金项目: 水利部重大科技项目(SKS-2022072); 江苏省水利科技项目(2023022); 江苏省水利科学研究院自主科研项目(2023Z034, 2024Z007); 国家自然科学基金(41801075); 江苏省高校大学生实践创新训练计划项目(202310323098Y)

作者简介: 李鑫川(1988—), 男, 副教授, 博士, 主要从事遥感技术应用研究。E-mail: rs_lxc@126.com

通信作者: 王冬梅(1978—), 女, 正高级工程师, 硕士, 主要从事水利遥感及河湖空间管理相关研究。E-mail: skywdm2024@163.com

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

Firstly, the accuracy of land use classification using maximum likelihood method, random forest method, and object-based image classification method was evaluated. Then, the transitional graphic of land use was calculated to analyze the dynamic changes in the shoreline of Tiangang Lake. Finally, the accuracy and spatiotemporal changes of photovoltaics were compared. [Results] The result showed that among the three selected land use classification method, object-based image classification method had the best classification accuracy, with an average overall classification accuracy and *Kappa* coefficient of 92.7% and 0.91, followed by random forest method and maximum likelihood method. From 2019 to 2023, the photovoltaic area of Tiangang lake shorelines in Jiangsu Province was rapidly increased, and the land use change rate of water bodies converted to photovoltaics was the highest. The average *IOU* of photovoltaic recognition using object-based image classification method was 91.4%, and Sentinel-2 images can accurately monitor the dynamic changes of photovoltaics in different periods. [Conclusion] The use of object-based image classification method can accurately identify and monitor the main targets and their spatiotemporal changes along the water shoreline, providing reference for dynamic supervision of rivers and lakes.

Keywords: Sentinel-2; object-based image classification method; river and lake monitoring; photovoltaic; post classification change detection

0 引言

河湖水域岸线作为生态系统的重要组成部分,在防洪、排涝、灌溉、供水、航运和生态环境等方面具有不可替代的作用^[1-2]。近年来,违规涉水开发利用和人为侵占河湖水域岸线空间事件时有发生,传统人工外业巡查和信息收集存在问题发现不及时和持续跟踪困难的难题^[3-4]。卫星遥感监测技术是当前河湖空间管控的重要手段,能够快速、准确地识别河湖岸线的主要目标,监测河湖“四乱”问题的执行情况,为当前河湖管理和行政执法提供科学依据和决策支持^[5-6]。

通过对不同时相的卫星遥感影像数据进行对比,即可实现对河湖水域岸线主要目标进行遥感动态监测,该方法可分为直接变化监测和分类后变化监测^[7]。分类后变化监测法首先对不同时相的遥感影像进行分类,然后再对分类结果进行对比。相较于直接变化监测,分类后变化监测法能够避免不同时期获取的遥感影像存在光谱信息不一致的问题,不仅可以获取变化检测的位置、面积,还可以直接获取变化前后的类别信息^[8-9]。陈嘉琪等^[10]采用神经网络分类法对多时相的 Landsat 影像进行分类,提取和分析了呼伦湖近 20 年的水面水量变化。孟令维等^[11]采用 Sentinel-1 雷达数据,通过小基线集合成孔径雷达差分干涉测量技术监测河湖堤防沉降情况。何振芳等^[12]通过决策树法提取了大汶河流域湿地信息,分析了湿地面积变化和时空分布演变。张曦等^[13]基于高分遥感影像采用面向对象方法对水域岸线上的码头进行提取,通过前后 2 期影像实现对码头变化的动态监测。目前大部分研究主要集中在省、市、流域等大尺度区域^[14-16],针对河湖水域岸线等小尺度的动态监测应用研究偏少。

分类后变化监测法的精度与遥感图像分类结果的精度密切相关^[17]。经典的遥感分类方法主要有基于像元的监督分类法和面向对象分类法。近年来,机器学习算法也广泛应用到遥感影像分类中,如分类和回归树(Classification and Regression tree, CART)^[18]、随机森林(Random Forest, RF)^[19]、支持向量机(Support Vector Machines, SVM)^[20]等。MOUSAVINEZHAD 等^[21]评估了随机森林法和最大似然法在土地利用分类和变化检测的精度,结果表明随机森林法优于最大似然法。杨鑫等^[22]采用面向对象分类法对国家级湿地自然保护区进行土地利用分类,其分类精度优于传统最大似然法。GILBERTSON 等^[23]对比了基于面向对象的方法和基于像素分类方法在作物分类方面的潜力,得出面向对象的方法精度更优。基于像素分类方法单纯采用光谱特征而忽略图像中不同地物的纹理特征、几何特征,且容易形成“椒盐”现象,导致分类精度不高。面向对象分类法基于分割对象,能够克服“椒盐”噪声,获取高质量的分类结果。而宋宏利等^[24]针对基于像元和面向对象两种分类策略下不同分类器所得精度进行了比较,得出基于像元的 RF 分类器取得了最高精度。因此针对不同的研究区域和分类对象,开展不同遥感分类方法的评估是必要的,这对提高卫星遥感变化监测精度具有重要的意义^[25]。

欧空局发布的哨兵(Sentinel)系列卫星数据具备重访周期短、光谱波段丰富、空间分辨率高、可免费获取等特点,为河湖管控区监测提供了重要的数据保障,可以对“四乱”问题早发现、早制止,大大提高执法效率。近年来位于江苏宿迁的天岗湖由于光伏项目的开发,使得部分河湖岸线被占用而引起广泛关注。为此,本研究选取了不同时期的 Sentinel-2 多光

谱卫星影像, 采用分类后变化监测法对天岗湖进行时空变化监测。主要研究内容包括: (1) 通过对比三种遥感影像分类方法(最大似然法、随机森林法和面向对象法)的土地利用类型提取精度, 提出最佳分类方法; (2) 通过土地利用变化监测方法, 揭示天岗湖江苏段水域岸线土地利用时空变化特征; (3) 针对天岗湖水面光伏的显著变化, 分析不同方法对光伏的识别精度, 并监测其时空变化。本研究对利用哨兵数据开展河湖水域岸线动态监测具有重要参考价值, 能够为河湖水域岸线长效管理与保护提供基础信息和违法查处依据。

1 研究区和数据

1.1 研究区概况

天岗湖(又称天井湖)作为淮河流域苏皖省界湖泊, 东侧属安徽省蚌埠市五河县, 西侧属江苏省宿迁市泗洪县, 水域面积约 25 km²。天岗湖生态环境优美, 是许多珍稀鸟类越冬迁徙地, 适合大面积开发水

产养殖和生态旅游。天岗湖渔光互补光伏发电项目始于 2017 年, 但未依法依规办理水行政许可手续, 部分光伏设施妨碍行洪, 需要进行拆除, 为此相关部门制定了光伏有序退出计划, 同时还开展退圩还湖生态修复工程, 对岸线进行生态修复。天岗湖 2018 年 9 月 9 日的哨兵卫星影像如图 1 所示, 水面光伏刚开始修建。根据天岗湖及其周边主要土地利用类型、河湖监测需求以及光伏的显著变化, 将土地利用类型分为 6 类: 建设用地、光伏用地、水体、耕地、林地和裸地。

1.2 数据源和数据处理

为开展光伏前期安装和后期拆除的监测工作, 选取了 9 景哨兵 2 号卫星(Sentinel-2)影像数据, 具体日期分别是 2018 年 9 月 9 日、2018 年 11 月 23 日、2019 年 4 月 17 日、2020 年 4 月 26 日、2021 年 3 月 22 日、2022 年 4 月 6 日、2023 年 4 月 16 日、2024 年 3 月 11 日和 2024 年 7 月 29 日。Sentinel-2 卫星包含两颗卫星, 双星互补重访周期可达 5 d, 搭载的多

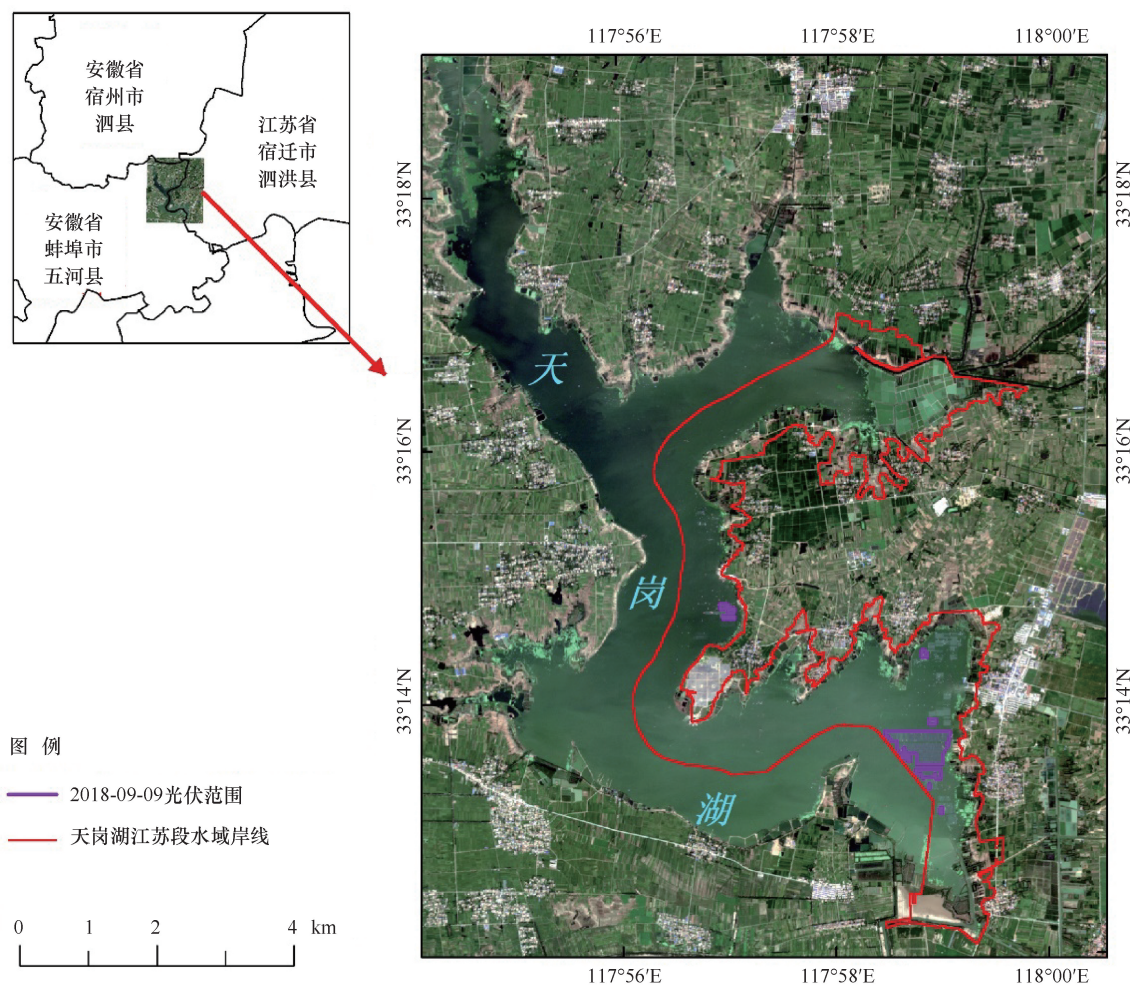


图 1 天岗湖空间位置

Fig. 1 Spatial location of Tiangang Lake

光谱成像仪覆盖 13 个波段, 空间分辨率为 10 m、20 m 和 60 m。将 20 m 空间分辨率的波段重采样到 10 m 空间分辨率, 共得到 10 个 10 m 空间分辨率的波段进行土地利用分类。Sentinel 数据官网提供的 L2A 级遥感影像产品, 已经完成了大气校正。获取的遥感影像研究区云覆盖度均小于 5%。

2 研究方法

本研究采用分类后变化监测方法实现对天岗湖水域岸线动态变化的监测。首先选取 3 种遥感影像分类方法(最大似然法、随机森林法和面向对象法)进行土地利用分类, 然后通过计算土地利用变化图谱分析天岗湖水域岸线动态变化, 并对分类结果进行精度评价。

2.1 遥感影像分类方法

最大似然分类法(Maximum Likelihood Classification, MLC)是遥感影像监督分类中最常用的一种方法, 该方法假设遥感数据都为正态分布, 基于贝叶斯分类准则, 计算每个像素属于每一类的条件概率, 最后以条件概率最大的类别作为该像元的分类结果^[26]。

随机森林(Random Forest, RF)算法是由 Breiman 在 2001 年提出的一种新型的机器学习算法, 其基本原理是随机制造样本数据, 生成多个决策树, 利用集成学习的思想汇总所有分类树的结果^[19]。该算法是对决策树分类算法的改进, 可用于计算变量的非线性作用, 不需要顾虑多元共线性问题, 运算速度较快、鲁棒性较好, 在进行分类、回归等方面具有明显优势。设置随机森林树的数量为 100, 分割准则选用 Gini Index^[27]。

面向对象分类方法(Object-Based Image Classification, OBIA)通过多尺度分割技术进行影像分割, 将具有相同特征和属性的像元作为一个对象进行分类。基于 ENVI 5.6, 首先采用多尺度分割算法对影像进行分割, 通过多次试验确定影像分割尺度参数和合并尺度 Full Lambda-schedule 的最佳参数为 15 和 85; 然后选择支持向量机 SVM 分类器对分割的对象进行分类^[15]。

2.2 动态变化监测方法

借鉴土地利用变化图谱融合方法^[28-29], 实现研究区土地利用动态监测。将前后两期土地利用最佳分类结果通过叠加运算获取土地利用变化图谱, 其公式为

$$A = 10F + L \quad (1)$$

式中, A 为土地利用变化图谱单元类型, 能够反映土

地利用类型发生变化的区域和土地利用类型转移情况; F 和 L 分别为前后期土地利用类型属性值。

计算土地利用转移矩阵统计土地利用类型转移的方向和数量, 其中模型为

$$S = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \cdots & S_{1n} \\ S_{21} & S_{22} & \cdots & S_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{n1} & S_{n2} & \cdots & S_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, n 为土地利用类型的数量; S_{nn} 为土地利用类型未发生变化的区域; S_{ij} 为前一期影像土地利用类型为第 i 类转化为后一期影像土地利用类型为第 j 类的面积。

采用土地利用变化率评估不同土地利用类型变化的面积比例, 计算公式为

$$P = S_{ij} / \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n S_{ij} \times 100\% \quad (3)$$

2.3 精度评价

每期影像选取 800 个样本点, 其中 70% 作为训练样本, 30% 作为验证样本。采用混淆矩阵对三种分类算法的分类结果进行精度评价, 具体指标包括: (1) 总体精度(overall accuracy, OA): 评估分类结果整体的准确性; (2) $Kappa$ 系数: 评估分类结果的一致性; (3) 生产者精度(Producer's Accuracy, PA): 评估分类方法的好坏, 反映漏分情况; (4) 用户精度(User's Accuracy, UA): 评估分类结果的可信度, 反映错分情况。计算公式为

$$OA = \sum_{i=1}^r x_{ii} / \sum_{i=1}^r x_{ii} \quad (4)$$

$$Kappa = \frac{[N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})]}{[N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})]} \quad (5)$$

$$PA = x_{ii} / x_{+i} \quad (6)$$

$$UA = x_{ii} / x_{i+} \quad (7)$$

式中, x_{ii} 为混淆矩阵中第 i 行和第 i 列中的像元数(即第 i 类土地类型被正确分类的像元数); N 为像元总数; r 为混淆矩阵的列数或行数(即土地利用类型的数量); x_{i+} 和 x_{+i} 为第 i 行和第 i 列的像元总数。

通过目视解译勾绘出天岗湖水面光伏面积矢量, 基于三种分类算法对天岗湖水面光伏提取区域, 采用交并比(Intersection over Union, IoU)对光伏提取结果进行准确性评价, IoU 定义为实际光伏区域与识别光伏区域的交集面积与两者并集之比, 值越高表示预测结果与真实情况越接近。

3 结果分析

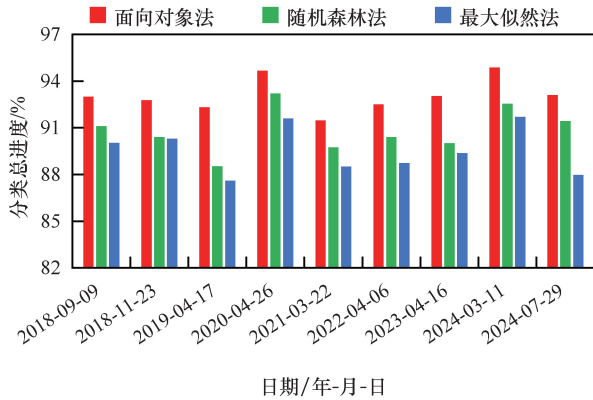
3.1 土地利用分类结果分析

基于最大似然法、随机森林法和面向对象法这3种方法对天岗湖及周边区域进行土地利用分类,具体的精度评价结果如图2所示。面向对象法的分类精度最佳,9期数据的分类总精度在91.5%~94.9%之间,平均值为92.8%, $Kappa$ 系数在0.89~0.93之间,平均值为0.91。随机森林法的分类精度次之,分类总精度均值为90.5%, $Kappa$ 系数均值为0.88。最大似然法的分类精度最低,分类总精度均值为89.3%, $Kappa$ 系数均值为0.86。在6种土地利用类型的分类精度中,光伏和水体的生产者精度和用户精度较高、均超过90%。裸地的生产者精度与用户精度最低,其容易与林地和建设用地混淆。面向对象法对不同土地利用类型的分类精度都优于随机森林法和最大似然法。三种分类方法获取的土地利用分类结果空间分布较为一致(见图3)。分类误差主要集中于裸地、建设用地、耕地和林地之间有相似光谱特征的像元区域。从这9期影像土地利用类型时空变化可以看

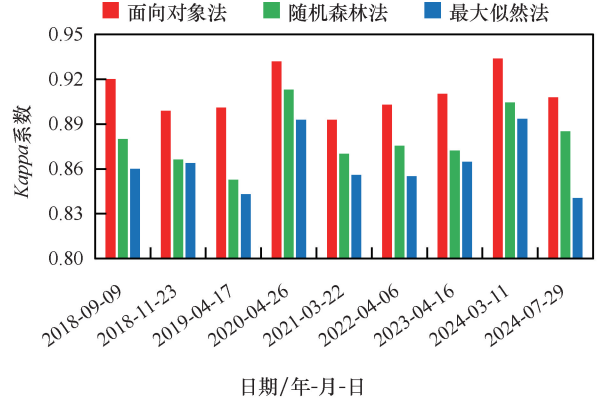
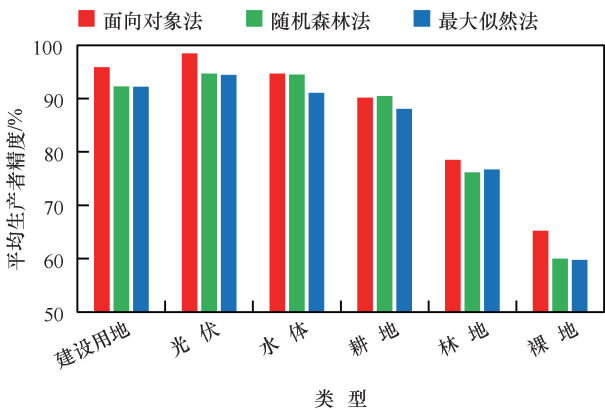
出,变化较为显著的区域是天岗湖江苏段水域岸线范围,这主要受到光伏项目的影。因此本研究选用面向对象分类法提取的结果开展天岗湖江苏段水域岸线范围的土地利用变化监测分析。

3.2 土地利用变化监测分析

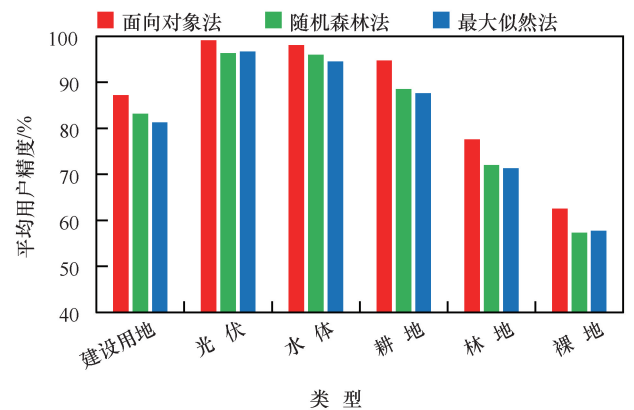
天岗湖江苏段水域岸线范围内2018—2024年不同时段土地利用类型的面积比例如表1所列。通过分析土地利用类型的总量变化,可以掌握河湖岸线范围内主要土地利用类型的变化趋势及其结构变化特征。光伏和水体的面积占比在70%左右,其次为耕地、林地和建设用地。建设用地面积呈增加趋势,主要以新建道路和房屋为主,这与当地经济发展有关。光伏的面积主要受到政策影响,呈现先增加后减少的趋势。2018年9月9日到2021年3月22日光伏面积快速扩张,2021年至2023年光伏面积变化较小、占比都在44.5%左右,随着相关部门明确天岗湖违建光伏需要整改,部分光伏需要拆除,在2024年的两期数据上光伏面积减少较为明显。由于光伏项目主要侵占了水体以及水域岸线范围内的耕地和林地。因此水体、耕地和林地的面积变化呈现先减小后增加的趋势。



(a) 分类总精度

(b) $Kappa$ 系数

(c) 平均生产者精度



(d) 平均用户精度

图2 三种分类方法精度评价结果

Fig. 2 Accuracy evaluation results of three classification methods

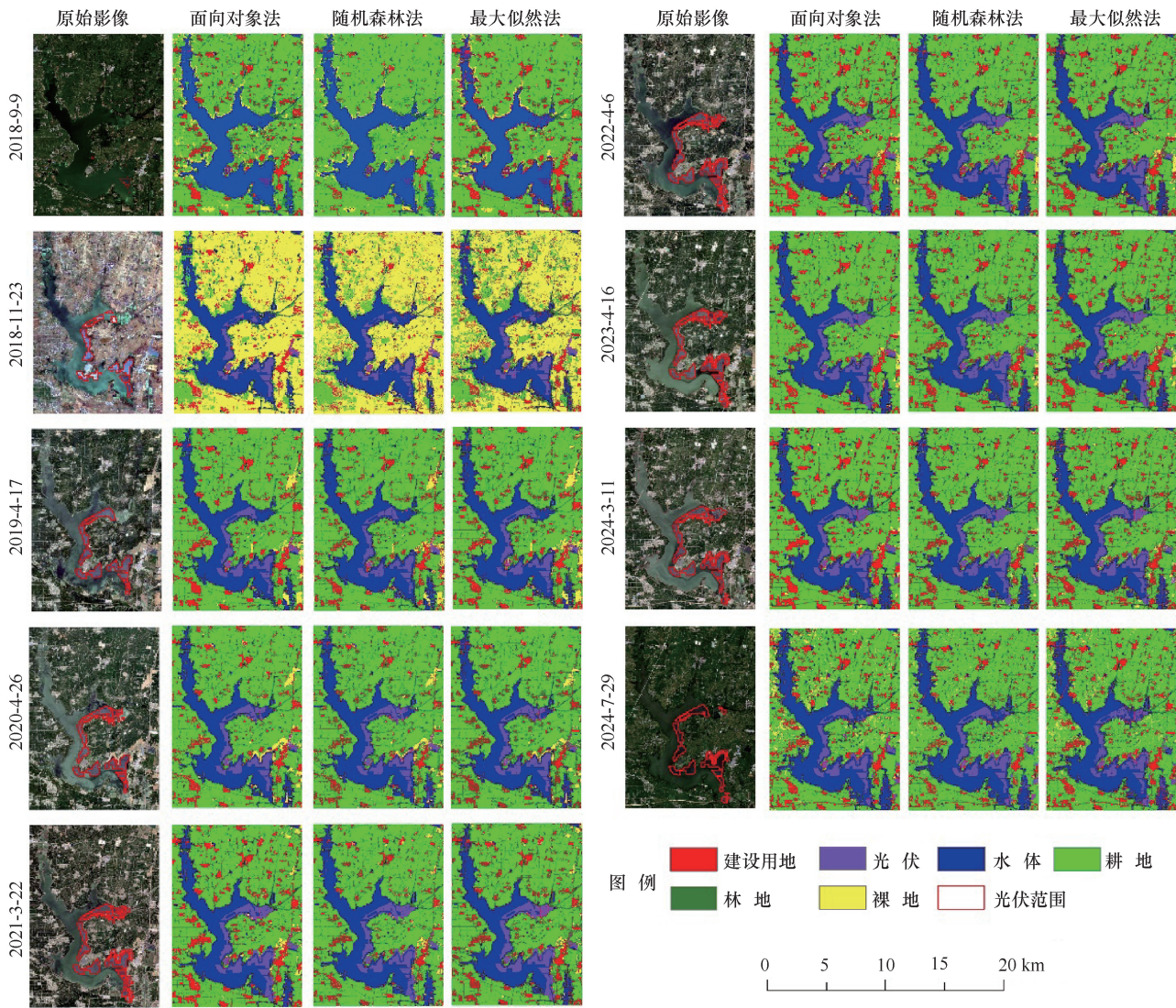


图3 天岗湖及周边区域土地利用分类结果对比

Fig. 3 Comparison of land use maps of Tiangang Lake and surrounding regions

表1 2018—2024年天岗湖江苏段水域岸线范围内土地利用类型面积统计

Table 1 Statistics of land use type areas of Tiangang Lake shoreline in Jiangsu Province from 2018 to 2024

%

%

土地利用类型	日期/年-月-日								
	2018-09-09	2018-11-23	2019-04-17	2020-04-26	2021-03-22	2022-04-06	2023-04-16	2024-03-31	2024-07-29
建设用地	2.7	2.7	3.3	4.5	5.1	5.3	5.3	5.3	5.2
光伏	2.7	23.9	30.2	34.1	44.5	44.6	44.6	41.3	35.0
水体	71.1	43.5	40.9	36.2	33.2	33.8	34.1	35.5	39.7
耕地	9.3	2.4	17.2	13.2	11.7	12.2	12.1	12.2	12.8
林地	10.1	9.0	8.2	8.3	4.3	3.7	3.8	5.6	7.2
裸地	4.1	18.3	0.2	3.7	1.0	0.3	0.1	0.1	0.1

通过前后两期土地利用分类结果获取土地利用变化图谱,即可监测水域岸线土地利用变化情况。选取相同时段的2019年4月17日和2023年4月16日两期土地利用分类结果为例,具体分析光伏面积增加前后的土地利用变化情况。通过土地利用转移矩阵计

算各土地利用类型之间的转化信息,如表2所列,并获取了主要土地利用类型转化空间分布,如图4所示。2019—2023年,光伏转入总面积为2.694 km²,占土地利用转入总面积的66.0%,主要由水体、耕地和林地转入。其中水体→光伏转入面积达到了

表 2 2019—2023 年天岗湖江苏段水域岸线土地利用变化转移矩阵

Table 2 Land use change matrix of Tiangang Lake shoreline in Jiangsu Province from 2019 to 2023

土地利用类型		2023 年土地利用面积/km ²					
		建设用地	光伏	水体	耕地	林地	裸地
2019 年土地利用面积/km ²	建设用地	—	0.062	0.079	0.111	0.028	—
	光伏	—	—	0.021	—	—	—
	水体	0.142	1.870	—	—	0.057	0.007
	耕地	0.238	0.330	0.223	—	0.095	—
	林地	0.101	0.416	0.264	0.015	—	—
	裸地	0.009	0.016	—	—	—	—

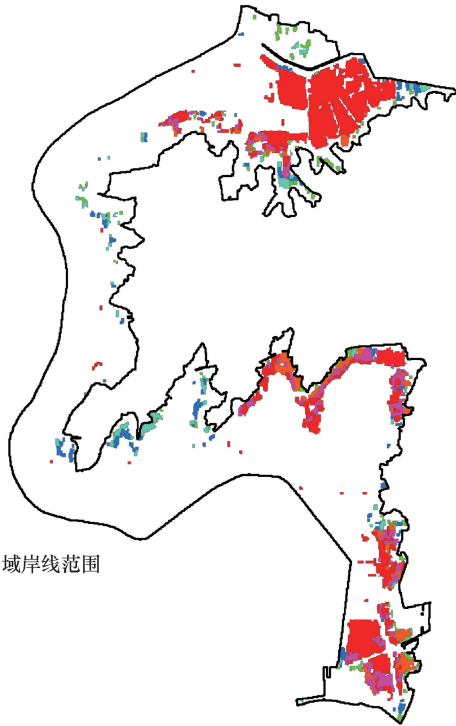


图 4 2019—2013 年天岗湖江苏段水域岸线主要土地利用转化类型图谱

Fig. 4 Map of important land use conversion types along Tiangang Lake shoreline in Jiangsu Province from 2019 to 2013

1.870 km², 占光伏转入面积的 69.4%; 同时其土地利用变化率为 45.8%, 是土地利用转化最大的类型。林地→光伏和耕地→光伏的土地利用变化率分别为 10.2% 和 8.1%。从空间分布上看, 光伏面积增加的区域较为集中, 主要分布在北部、中部和南部的水域及其沿岸的耕地和林地。林地→水体和耕地→水体的土地利用变化率分别为 6.5% 和 5.5%, 主要分布于东部地区, 具体主要转变为坑塘水面。耕地→建设用地的土地利用变化率为 5.8%, 空间分布较为分散, 主要转为道路或房屋。

3.3 光伏时空变化分析

针对天岗湖江苏段水域岸线光伏的变化情况, 通过目视解译获取不同时期的光伏空间分布, 评估不同

算法对光伏的提取精度。三种方法识别的光伏面积统计结果如表 3 所列。三种方法对不同时期的光伏面积识别差异较小, 面积误差都在 5% 以内, 其中面向对象的分类结果误差最小。从 2018 年 9 月 9 日的影像可以看出, 光伏处于刚开始修建阶段, 实际面积为 0.42 km²; 到了 2018 年 11 月 23 日, 光伏的面积增加到了 4.54 km², 随后水面光伏面积迅速增加; 至 2021 年 3 月 22 日水面光伏的面积达到最大值 8.20 km², 直到 2023 年 4 月 16 日光伏面积基本不变; 随着 2023 年下半年光伏开始拆除, 至 2024 年 3 月和 7 月光伏面积分别减少 0.7 km² 和 1.13 km²。根据光伏实际空间分布, 计算三种算法对光伏识别的 *IoU*, 评估识别光伏位置的准确率, 计算结果如图 5 所示。面向对象法的识别精度最佳, 平均 *IoU* 为 91.4%, 优于随机森林法和最大似然法。天岗湖光伏

表 3 光伏识别面积对比

Table 3 Comparison of photovoltaic identification area

日期/年-月-日	实际光伏面积/km ²	面向对象法 /km ²	随机森林法/km ²	最大似然法/km ²
2018-09-09	0.42	0.41	0.43	0.43
2018-11-23	4.54	4.41	4.17	4.59
2019-04-17	5.67	5.51	5.53	5.62
2020-04-26	6.04	6.20	6.30	6.27
2021-03-22	8.20	8.22	8.20	8.34
2022-04-06	8.20	8.17	7.89	7.99
2023-04-16	8.20	8.21	8.04	8.05
2024-03-11	7.50	7.58	7.57	7.39
2024-07-29	6.37	6.26	6.68	6.07

从 2018 年 9 月 9 日至 2024 年 7 月 29 日的空间变化如图 6 所示。面向对象法对可以准确识别光伏先增加后减少的区域, 与实际光伏变化区域基本一致, 误差主要出现在光伏板边缘和小面积的光伏区域。

4 结果讨论

快速、准确地识别和监测河湖水域岸线主要目标及其变化, 是水利部门对河湖水域岸线空间管控的

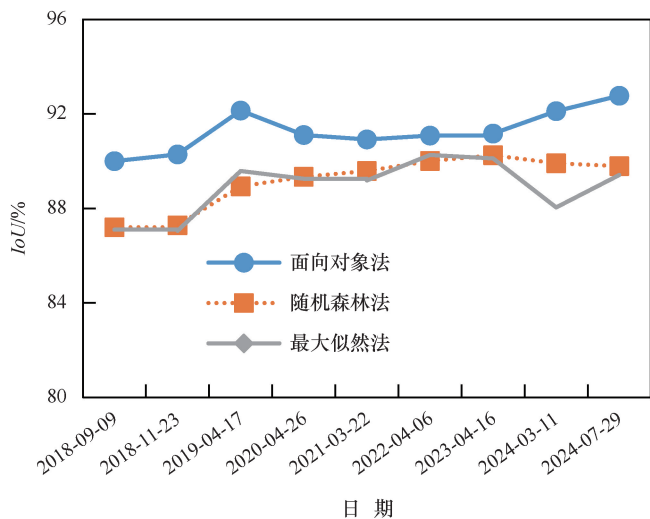


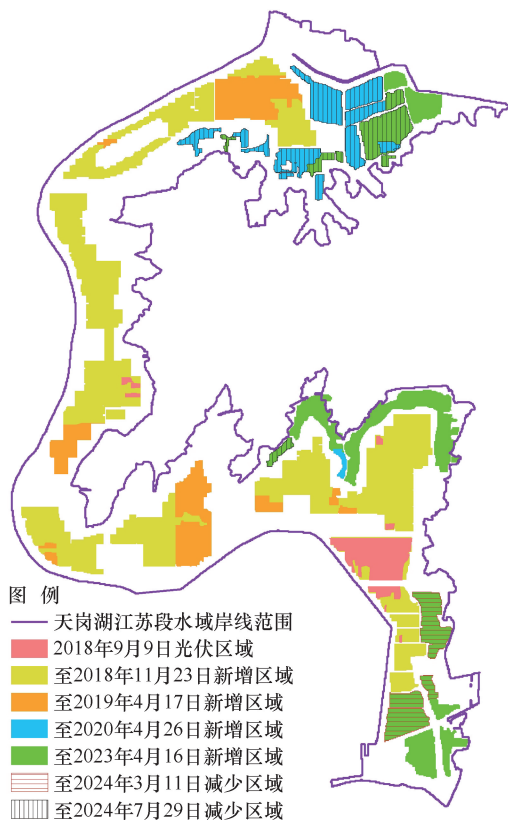
图5 光伏识别 IoU 精度对比

Fig. 5 Comparison IoU of identified photovoltaics

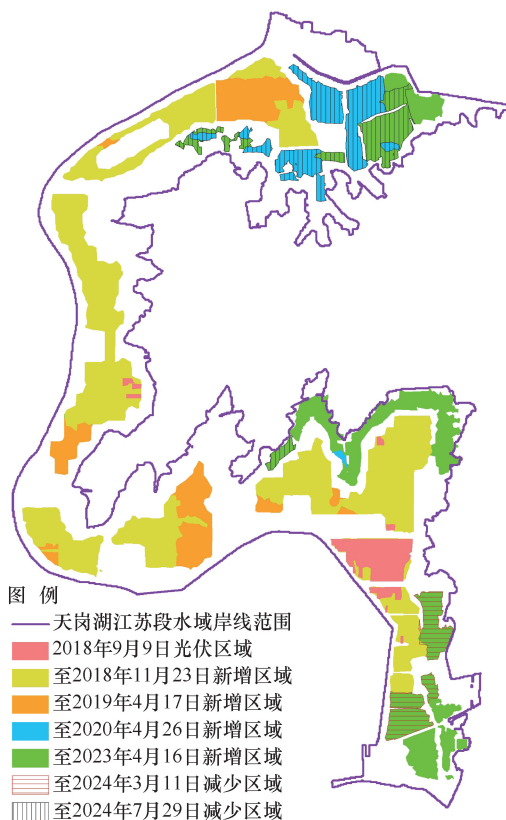
重要工作。本研究对比了面向对象法、随机森林法和最大似然法在天岗湖及其周边区域主要土地利用类型的分类精度。水体和光伏由于光谱特征较为显著且分布较为集中, 整体识别精度较为理想。而对于同物异谱、同谱异物的像元, 传统的最大似然法主要依赖光谱特征差异, 其分类效果往往不理想。随机森林法具

有随机抽样、投票综合的机制, 可以增强模型的稳定性, 在区分光谱相似的建设用地和耕地方面具有较强的能力, 分类精度优于最大似然法。陈航等^[30]、董亚坤等^[31]和 XU 等^[32]研究结果也表明随机森林法提取土地利用类型的分类精度优于最大似然法、支持向量机等机器学习方法。

但最大似然法和随机森林法作为基于像元的分类方法, 一方面分类结果会存在“椒盐”噪声现象, 另一方面未考虑分类目标的形状和纹理等特征。随机森林法和最大似然法在建设用地的生产者精度偏低, 错分比例较大。面向对象分类方法充分利用目标地物的光谱、形状和纹理等信息, 消除了传统基于像素分类中同物异谱、同谱异物的影响, 在建设用地的识别精度较高。面向对象分类总精度均值为 92.8%, Kappa 系数均值为 0.91。杨鑫等^[22]使用 Sentinel-2 影像对湿地保护区进行土地覆被信息提取, 总体分类精度达 95.0%, 远高于最大似然法分类精度。面向对象分类结果不仅具有较高的分类精度, 而且减少了“椒盐”噪声, 在视觉上也更美观, 强化了每类土地利用类型的整体性^[33]。这对于进行土地利用变化监测非常有利, 一方面可以减少细小变化斑



(a) 实际光伏空间变化



(b) 面向对象提取光伏空间变化

图6 水面光伏空间变化

Fig. 6 Spatial variation of water surface photovoltaic

块的数量, 另一方面可以降低变化监测结果的不确定性^[34]。利用面向对象分类结果进行多期影像的变化监测已在湖面和海岸带等领域开展了相关应用研究并取得了较好效果^[35-36]。

本研究利用面向对象法和 Sentinel-2 影像对天岗湖水域岸线进行动态变化监测, 能够准确掌握光伏的时空变化, 为河湖监管提供了范例。随着更高时空分辨率的国产高分辨遥感影像和无人机数据的不断涌现, 结合深度学习进行目标识别和变化监测的应用, 可以进一步提升河湖岸线监管的精度和效率。

5 结论

本研究基于不同时期的 Sentinel-2 影像提出了基于面向对象的分类后变化监测方法, 开展了天岗湖水域岸线动态变化监测研究, 得出如下结论。

(1) 对比三种遥感分类方法在天岗湖及其周边区域土地利用分类精度, 面向对象法的分类结果最佳, 分类总精度均值为 92.8%, $Kappa$ 系数均值为 0.91, 随机森林法的分类精度次之, 最大似然法的分类精度最低。

(2) 2018—2024 年天岗湖江苏段水域岸线范围内的光伏变化最为显著, 呈现先增加后减少的趋势, 其中 2023 年, 光伏面积达到最大。水体转入光伏的特征最明显, 2019—2023 年的土地利用变化率为 45.8%。

(3) 针对光伏的识别精度和空间变化, 三种算法对湖面光伏的识别精度较高, 其中面向对象法的识别精度最佳, IoU 均值为 91.4%, 可以准确监测光伏在不同时期的动态变化。

参考文献 (References):

[1] 黄诗峰, 江来, 张芙蓉, 等. 空天地一体化监测技术在河湖监管中的应用与展望[J]. 中国水利, 2021(23): 41-44.
HUANG S F, JIANG L, ZHANG F R, et al. Application of space-air-ground integrated monitoring technology in river and lake supervision and future prospect[J]. China Water Resources, 2021(23): 41-44.

[2] 邵玉青, 曹永强, 么嘉棋, 等. 基于卫星遥感的兴凯湖水资源特征变化研究[J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文), 2024, 22(4): 397-410.
GAO Yuqing, CAO Yongqiang, YAO Jiaqi, et al. Study on the change of water resources characteristics of Xingkai Lake based on satellite remote sensing[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2024, 22(4): 397-410.

[3] 王冬梅, 石一凡, 王轶虹. 江苏省河湖动态遥感监测探索与实践[J]. 中国水利, 2024(11): 52-55.
WANG D M, SHI Y F, WANG Y H. Explorations and practices of dynamic remote sensing monitoring of rivers and lakes in Jiangsu Province[J]. China Water Resources, 2024(11): 52-55.

[4] 韩立茹, 张征, 张永涛. 湟中区水系连通及农村水系综合整治实施方案研究与分析[J]. 水利发展研究, 2023, 23(7): 43-47.
HAN Liru, ZHANG Zheng, ZHANG Yongtao. Research and analysis on water system interconnection and integrated management of rural water system in Huangzhong District[J]. Water Resources Development Research, 2023, 23(7): 43-47.

[5] 王冬梅, 万骏, 宋瑞平. 江苏河湖库高分遥感监测探索与实践[J]. 江苏水利, 2020(7): 60-63.
WANG D M, WAN J, SONG R P. Exploration and practice on high resolution remote sensing monitoring of rivers, lakes and reservoirs in Jiangsu[J]. Jiangsu Water Resources, 2020(7): 60-63.

[6] 崔倩, 陈德清. 遥感技术支撑河湖监管典型案例剖析[J]. 水利信息化, 2020(2): 9-13.
CUI Q, CHEN D Q. Typical case analysis of river and lake supervision supported by remote sensing technology[J]. Water Resources Informatization, 2020(2): 9-13.

[7] 任秋如, 杨文忠, 汪传建, 等. 遥感影像变化检测综述[J]. 计算机应用, 2021, 41(8): 2294-2305.
REN Q R, YANG W Z, WANG C J, et al. Review of remote sensing image change detection[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(8): 2294-2305.

[8] JAFARZADEH H, MAHDIANPARI M, GILL E W, et al. Remote sensing and machine learning tools to support wetland monitoring: A meta-analysis of three decades of research[J]. Remote Sensing, 2022, 14(23): 6104.

[9] SI SALAH H, GOLDIN S E, REZGUI A, et al. What is a remote sensing change detection technique? Towards a conceptual framework[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(5): 1788-1812.

[10] 陈嘉琪, 陈仕琦, 马芬艳, 等. 基于数字遥感影像的呼伦湖水量平衡分析[J]. 水资源保护, 2020, 36(6): 73-79.
CHEN J Q, CHEN S Q, MA F Y, et al. Analysis of water balance of Hulun Lake based on digital remote sensing images[J]. Water Resources Protection, 2020, 36(6): 73-79.

[11] 孟令维, 卢奕竹, 宋文龙, 等. 基于遥感数据的河湖堤防溃口隐患早期监测研究与应用[J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文), 2024, 22(3): 270-282.
MENG Lingwei, LU Yizhu, SONG Wenlong, et al. Research and application of early monitoring of river and lake levee breach hidden danger based on remote sensing[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2024, 22(3): 270-282.

[12] 何振芳, 牟婷婷, 郭庆春, 等. 1979—2019 年大汶河流域湿地时

- 空演变与分异研究[J]. 水资源保护, 2024, 40(2): 134-140.
- HE Z F, MOU T T, GUO Q C, et al. Spatial-temporal evolution and differentiation study of wetlands in the Dawen River Basin from 1979 to 2019[J]. *Water Resources Protection*, 2024, 40(2): 134-140.
- [13] 张曦, 王春林, 黄祚继, 等. 面向对象多特征融合的水域岸线目标变化检测[J]. 水利信息化, 2020(1): 44-49.
- ZHANG X, WANG C L, HUANG Z J, et al. Detection of shorelines water bodies change using object-oriented method based on multi-feature fusion[J]. *Water Resources Informatization*, 2020(1): 44-49.
- [14] ARYAL J, SITAULA C, FRERY A C. Land use and land cover (LULC) performance modeling using machine learning algorithms: A case study of the city of Melbourne, Australia[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 13510.
- [15] 朱国梁, 江波, 刘雨菲. 基于 Landsat 影像的雄安新区 2013—2021 年土地利用变化检测和生态政策评估[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2024, 60(2): 250-259.
- ZHU G L, JIANG B, LIU Y F. Detection of changes in land use and evaluation of ecological quality in the Xiongan New Area from 2013 to 2021 from Landsat images[J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2024, 60(2): 250-259.
- [16] 尤慧, 邓艳君, 高华东, 等. 洪湖湿地土地利用/土地覆盖变化遥感监测[J]. 江苏农业科学, 2021, 49(2): 162-166.
- YOU H, DENG Y J, GAO H D, et al. Remote sensing monitoring of land use/land cover change in Honghu Wetland [J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2021, 49(2): 162-166.
- [17] PANDEY P C, KOUTSIAS N, PETROPOULOS G P, et al. Land use/land cover in view of earth observation: Data sources, input dimensions, and classifiers: A review of the state of the art [J]. *Geocarto International*, 2021, 36(9): 957-988.
- [18] 赵萍, 傅云飞, 郑刘根, 等. 基于分类回归树分析的遥感影像土地利用/覆被分类研究[J]. 遥感学报, 2005, 9(6): 708-716.
- ZHAO P, FU Y F, ZHENG L G, et al. Cart-based land use/cover classification of remote sensing images [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005, 9(6): 708-716.
- [19] BIAU G. Analysis of a random forests model[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2012, 13: 1063-1095.
- [20] 张锦水, 何春阳, 潘耀忠, 等. 基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J]. 遥感学报, 2006, 10(1): 49-57.
- ZHANG J S, HE C Y, PAN Y Z, et al. The high spatial resolution RS image classification based on SVM method with the multi-source data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(1): 49-57.
- [21] MOUSAVINEZHAD M, FEIZI A, AALIPOUR M. Performance evaluation of machine learning algorithms in change detection and change prediction of a watershed's land use and land cover[J]. *International Journal of Environmental Research*, 2023, 17(2): 29.
- [22] 杨鑫, 于皓, 刘长河. 基于遥感影像的国家级湿地保护区土地覆被类型信息提取[J]. 吉林建筑大学学报, 2023, 40(4): 27-33.
- YANG X, YU H, LIU C H. Land cover type information extraction of national wetland reserve based on remote sensing image[J]. *Journal of Jilin Jianzhu University*, 2023, 40(4): 27-33.
- [23] GILBERTSON J K, KEMP J, VAN NIEKERK A. Effect of pan-sharpening multi-temporal Landsat 8 imagery for crop type differentiation using different classification techniques[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 134: 151-159.
- [24] 宋宏利, 雷海梅, 霍志敏, 等. 基于 Sentinel-2A 的太行山区土地覆被分类方法研究[J]. 河北工程大学学报(自然科学版), 2020, 37(2): 100-106.
- SONG H L, LEI H M, HUO Z M, et al. Land use/cover classification in Taihang Mountain area based on sentinel-2A imagery [J]. *Journal of Hebei University of Engineering (Natural Science Edition)*, 2020, 37(2): 100-106.
- [25] CHENG G L, HUANG Y M, LI X T, et al. Change detection methods for remote sensing in the last decade: a comprehensive review [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(13): 2355.
- [26] AHMAD A, QUEGAN S. Analysis of maximum likelihood classification on multispectral data [J]. *Applied Mathematical Sciences*, 2012, 129(6): 6425-6436.
- [27] 孙逸飞, 柳平增, 张艳, 等. 基于 Sentinel-2A 遥感影像的潍坊市冬小麦种植面积提取研究[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(7): 98-105.
- SUN Y F, LIU P Z, ZHANG Y, et al. Research on extraction of winter wheat planting area in Weifang City based on Sentinel-2A remote sensing image [J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2022, 43(7): 98-105.
- [28] 张文慧, 吕晓, 史洋洋, 等. 黄河流域土地利用转型图谱特征[J]. 中国土地科学, 2020, 34(8): 80-88.
- ZHANG W H, LYU X, SHI Y Y, et al. Graphic characteristics of land use transition in the Yellow River Basin [J]. *China Land Science*, 2020, 34(8): 80-88.
- [29] 胡子浩, 杜崇, 李瑞, 等. 国内土地利用变化与生态安全可视化分析[J]. 水利科学与寒区工程, 2023, 6(4): 140-142.
- HU Z H, DU C, LI R, et al. Visualization analysis of land use change and ecological security in China[J]. *Hydro Science and Cold Zone Engineering*, 2023, 6(4): 140-142.
- [30] 陈航, 王颖, 张昕, 等. 秦岭南坡子午河中下游流域土地利用/土地覆被信息提取及其应用[J]. 生态学报, 2022, 42(22): 9239-9249.
- CHEN H, WANG Y, ZHANG X, et al. Extraction and application of land use/land cover information in the middle and lower reaches of Ziwu River on the south slope of Qinling Mountains [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022, 42(22): 9239-9249.
- [31] 董亚坤, 王钰, 何紫玲, 等. 基于 GEE 的洱海流域土地利用/覆

- 被分类算法对比研究[J]. 西北林学院学报, 2024, 39(1): 28-35.
- DONG Y K, WANG Y, HE Z L, et al. Comparison of land use/cover classification algorithms in the Erhai watershed based on GEE[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2024, 39(1): 28-35.
- [32] XU Z G, CHEN J K, XIA J S, et al. Multisource earth observation data for land-cover classification using random forest[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(5): 789-793.
- [33] 杨智翔, 何秀凤, 贾东振, 等. 国产高分影像在峡江枢纽库区土地利用变化监测中的应用[J]. 水利水电技术, 2020, 51(7): 23-30.
- YANG Z X, HE X F, JIA D Z, et al. Application of domestic high resolution remote sensing images to monitoring of land-use variation within reservoir area of Xiajiang Water Control Project[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2020, 51(7): 23-30.
- [34] 李坤玉, 王雪梅, 李锐, 等. 融入辅助数据集的面向对象土地利用分类研究[J]. 中山大学学报(自然科学版)(中英文), 2024, 63(1): 34-44.
- LI K Y, WANG X M, LI R, et al. The object-oriented land use classification incorporating auxiliary data sets[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2024, 63(1): 34-44.
- [35] 刘力萌, 陈兆宁, 季民. 基于 Sentinel-2 卫星数据的洞庭湖面积变化监测[J]. 地理空间信息, 2022, 20(7): 57-60.
- LIU L M, CHEN Z N, JI M. Dongting lake area change monitoring based on sentinel-2 satellite data[J]. Geospatial Information, 2022, 20(7): 57-60.
- [36] 付杰, 宋伦, 雷利元, 等. 最优尺度和随机森林算法下盘锦海岸带遥感监测[J]. 遥感信息, 2022, 37(2): 7-15.
- FU J, SONG L, LEI L Y, et al. Remote sensing monitoring of Panjin coastal zone based on optimal scale and random forest algorithm[J]. Remote Sensing Information, 2022, 37(2): 7-15.

(责任编辑 王璐)